



Московский государственный университет
Факультет вычислительной математики и кибернетики

Математическое моделирование разработки средств интеллектуальной диагностики в задачах гемодинамики

Кочетов Е. В.,
Буничева А. Я.,
Мухин С. И.

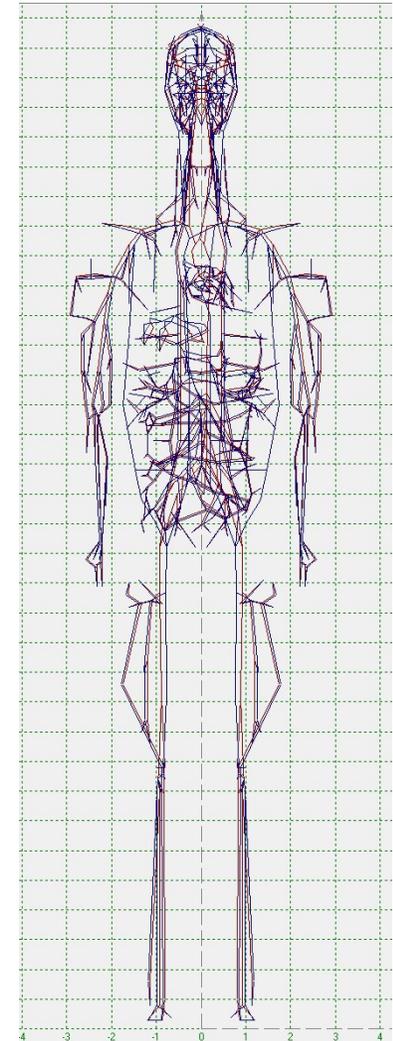
Основные цели

- Развитие применения методов машинного обучения к результатам математического моделирования
- Масштабирование возможностей моделирования в направлении генерации большого объёма данных
- Моделирование с учетом специфики задач интеллектуальной диагностики

Математическое моделирование гемодинамики

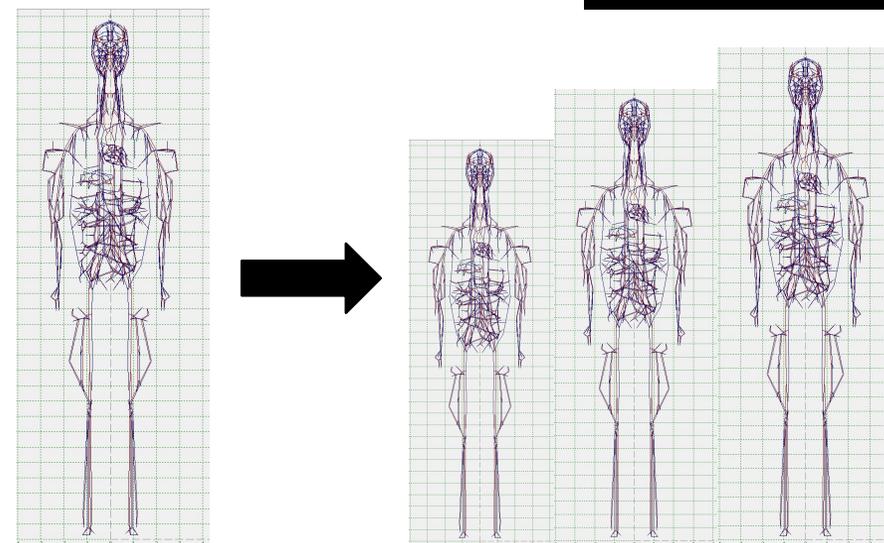
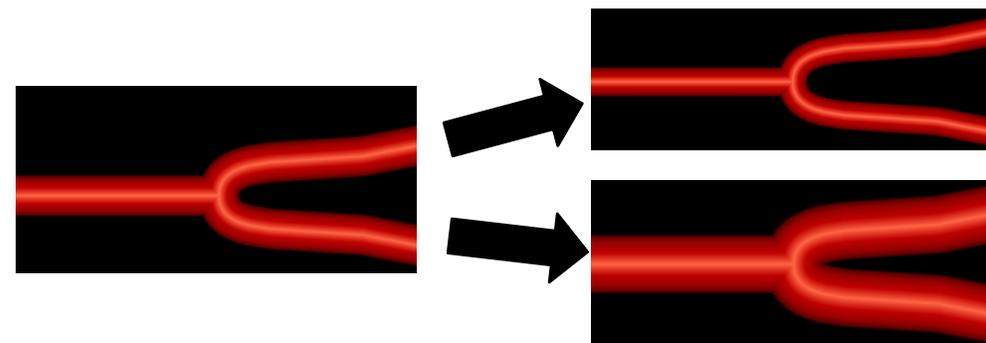
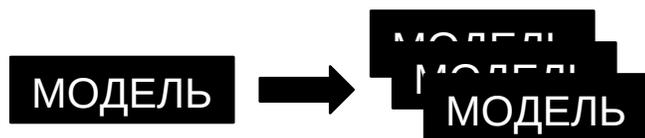
- Производится моделирование сердечно-сосудистой системы человека при помощи программного комплекса CVSS.
- Осуществляется математическое моделирование течения вязкой несжимаемой жидкости(крови) в системе эластичных трубок(сосудов). На каждом сосуде решается система уравнений гемодинамики в квазиодномерном приближении:

$$\begin{cases} \frac{\partial S}{\partial t} + \frac{\partial uS}{\partial x} = 0, \\ \frac{\partial u}{\partial t} + u \frac{\partial u}{\partial x} + \frac{1}{\rho} \frac{\partial p}{\partial x} = -8\pi\nu \frac{u}{S}, \\ S = S(p). \end{cases}$$



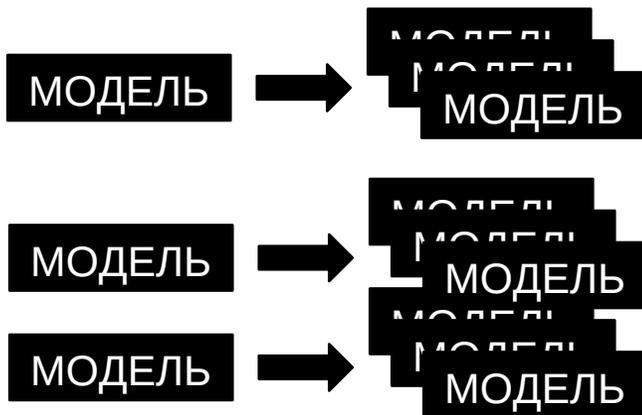
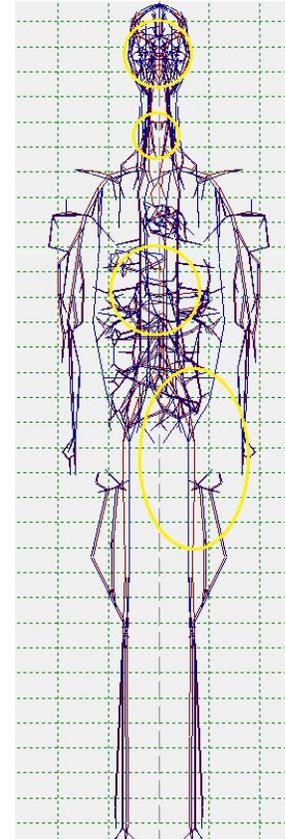
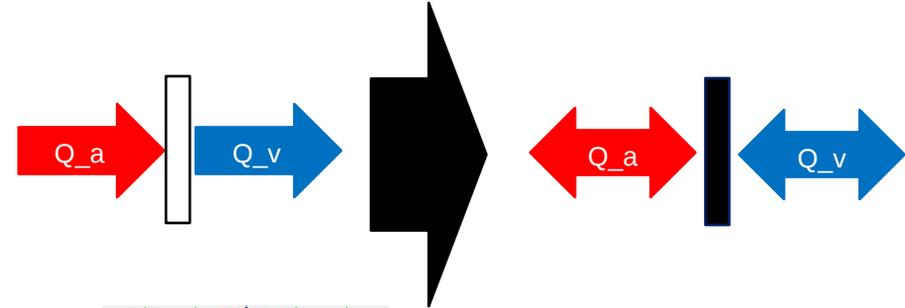
Математическое моделирование гемодинамики

- Разработан модуль для автоматической стохастической модификации модели, позволяющий получить необходимое сколь угодно большое количество моделей отличающихся гемодинамическими параметрами сосудов от заданной.
- Также получена возможность масштабирования модели (согласованное изменение длин сосудов, их поперечных сечений, а также режима работы сердца)



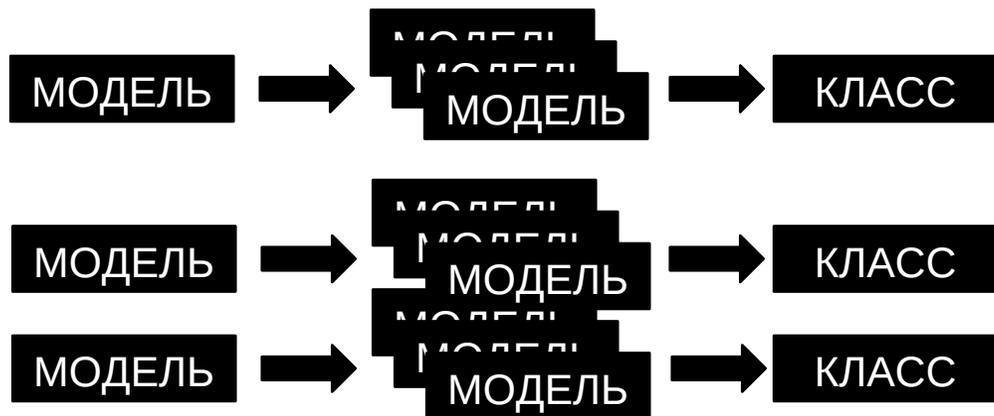
Задача машинного обучения

- Рассматривалась задача классификации(как бинарной, так и многоклассовой) патологий кровотока. В качестве патологии использовалось полное перекрытие потока крови через место в системе, соответствующее некоторой пористой среде(мышечная ткань или часть отдельного органа).
- Патологии рассматривались в областях, которые можно условно разделить на церебральную, шейный отдел, абдоминальную область и периферический отдел большого круга кровообращения.
- Таким образом, были построены 11 моделей(отвечающих своему классу патологии), для каждой из которых произведен описанный процесс вариации.

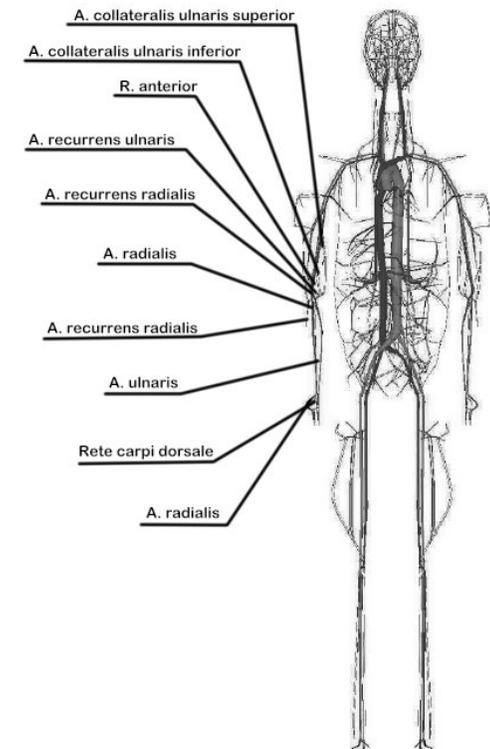
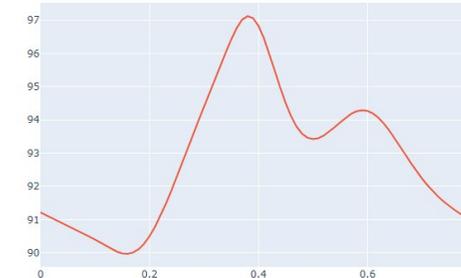


Данные для машинного обучения

- В качестве признаков для модели машинного обучения использовались осредненные по времени значения скорости и/или давления в группе модельных сосудов.
- Рассматривались различные множества контрольных сосудов. Большой интерес представляют группы сосудов из периферийной части системы. Были выделены группы сосудов в области соответствующей правой и левой руке.
- Фиксировалось 10 модельных сосудов правой руки, в которых рассчитывались интегральные величины.



Зависимость давления от времени

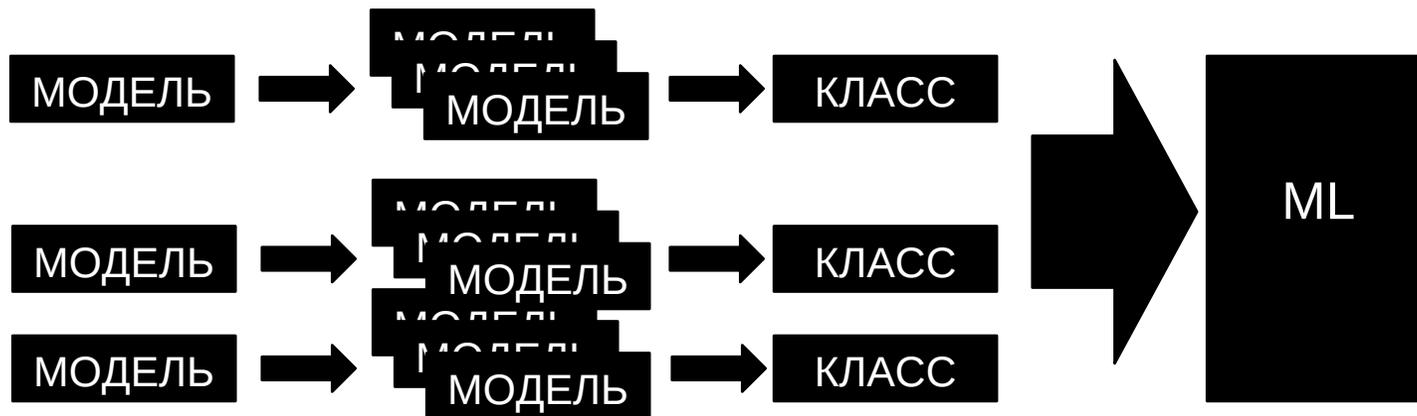
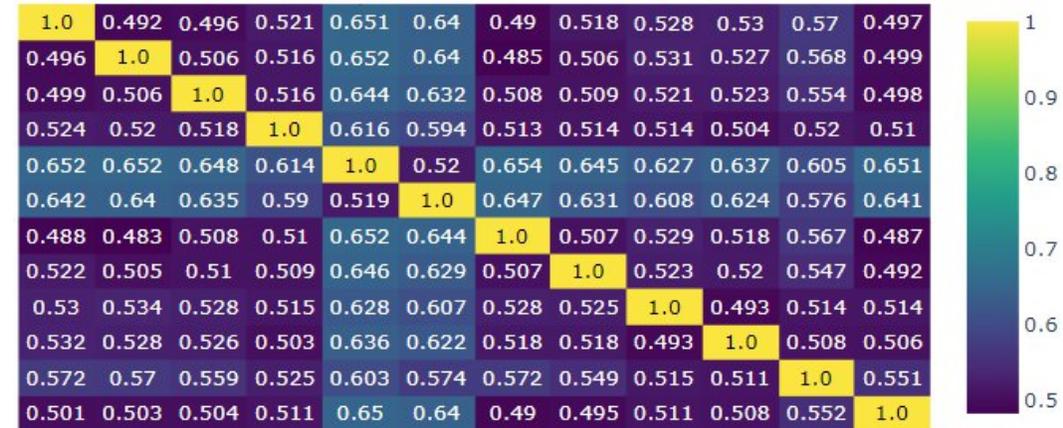


Рассматриваемые патологии и точность бинарной классификации

| | Р(левая) | U(левая) | Р+U(левая) | Р(правая) | U(правая) | Р+U(правая) |
|---|----------|----------|------------|-----------|-----------|-------------|
| 15%-ное сокращение потока через тело печени | 58.8% | 55.3% | 64.2% | 59.5% | 56.9% | 67.2% |
| 30%-ное сокращение потока через тело печени | 71.5% | 69.3% | 74.8% | 75.4% | 73.1% | 88.2% |
| 60%-ное сокращение потока через тело печени | 98.7% | 96.8% | 99.7% | 98.9% | 97.2% | 99.8% |
| 30%-ное сокращение потока через верхний сегмент левой почечной артерии | 99.8% | 99.8% | 99.9% | 99.9% | 99.9% | 99.9% |
| 50%-ное сокращение потока через желудок | 99.7% | 98.3% | 99.9% | 99.9% | 98.5% | 99.9% |
| 30%-ное сокращение потока из переднелатеральных центральных артерий в вены мозга | 66.3% | 60.5% | 75.8% | 66.3% | 61.1% | 77.3% |
| 30%-ное сокращение потока из передней нижней мозжечковой артерии в мозжечковые вены | 89.5% | 76.3% | 95.3% | 90.4% | 79.4% | 96.3% |
| 60%-ное сокращение потока через правую слезную артерию | 98.9% | 96.5% | 99.7% | 99.8% | 97.1% | 99.9% |
| 30%-ное сокращение потока через левую часть щитовидной железы | 99.1% | 94.9% | 99.5% | 99.5% | 96.2% | 99.8% |
| 50%-ное сокращение потока через верхнюю ягодичную артерию | 99.7% | 99.6% | 99.9% | 99.9% | 99.7% | 99.9% |
| 30%-ное сокращение потока через медиальную артерию, огибающую бедренную кость | 88.2% | 76.9% | 95.3% | 89.0% | 78.2% | 95.8% |

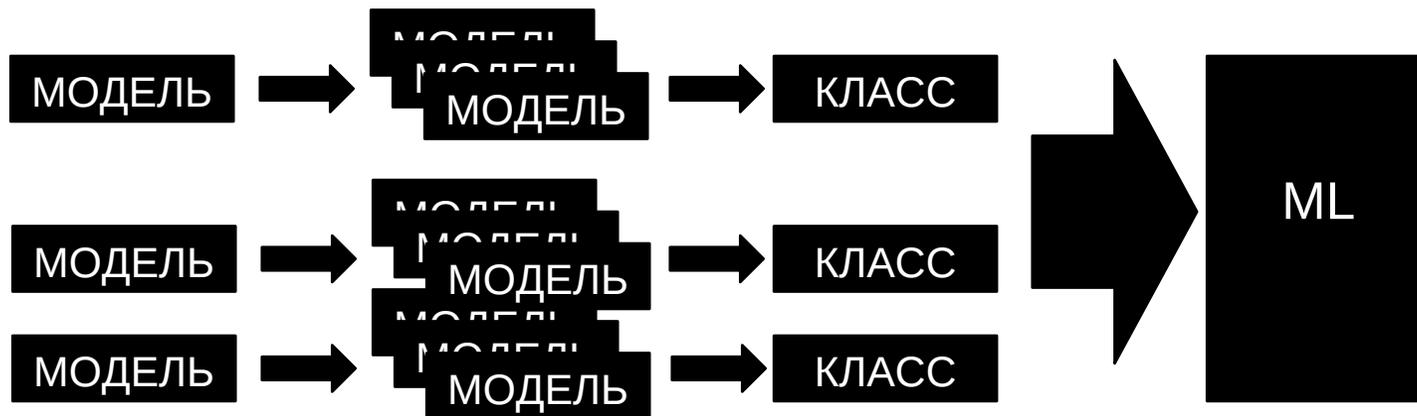
Линейная модель бинарной классификации

- Функция предсказания: $f(x_i) = \langle x_i, w \rangle$
- Функция ошибки(MSE): $L(X, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - f(x_i))^2$
- Регуляризация(L2): $\|w\|_2^2 = \sum_{j=1}^D w_j^2$
- Итог: хорошие результаты при отсутствии кардинальных изменений топологии графа, но в ином случае нет.



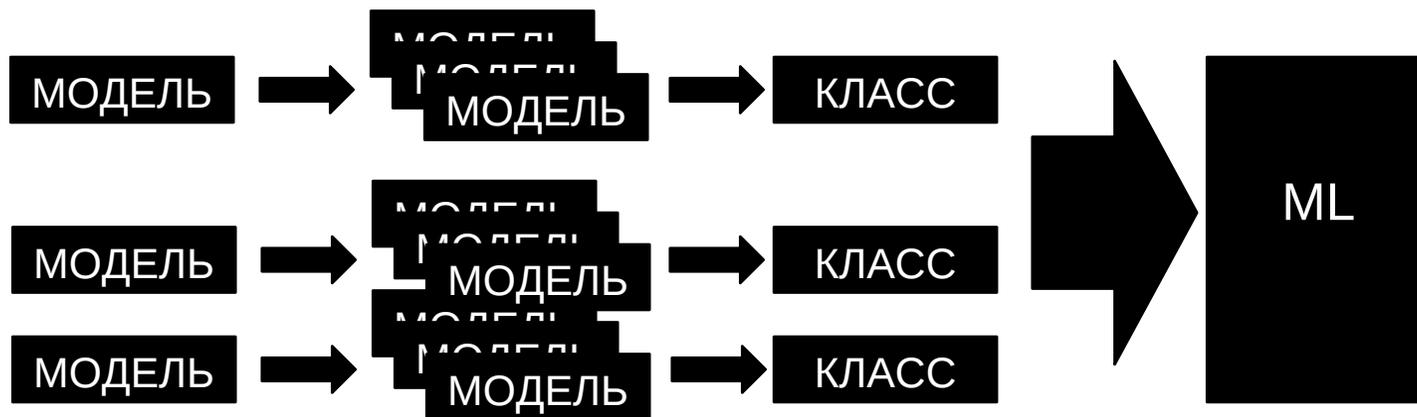
Многослойная нейронная сеть для бинарной классификации

- Количество скрытых слоёв нейронной сети: 3
- Функция активации скрытых слоёв(ReLU): $f(x) = \max(0, x)$
- Функция активации выходного слоя(sigmoid): $g(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$
- Итог: хорошие результаты для большого количества патологий.



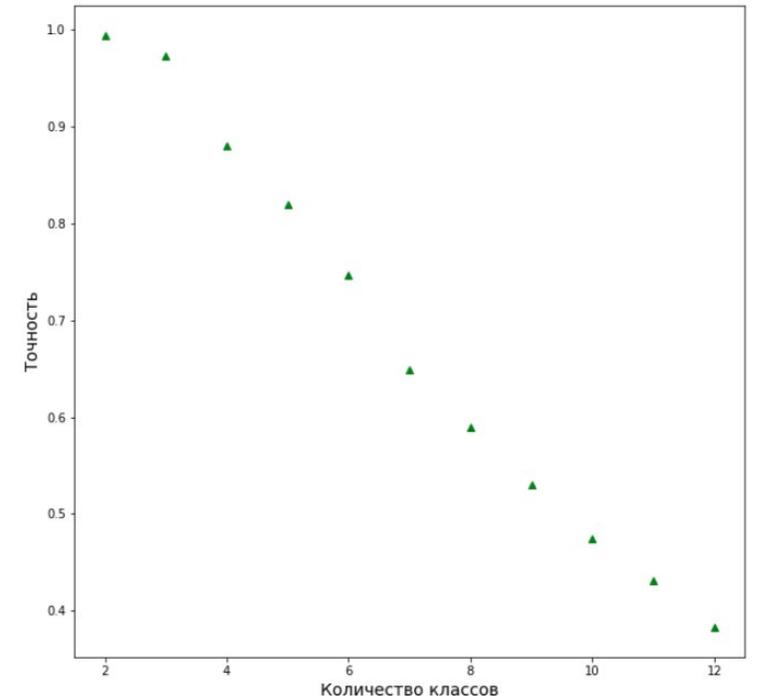
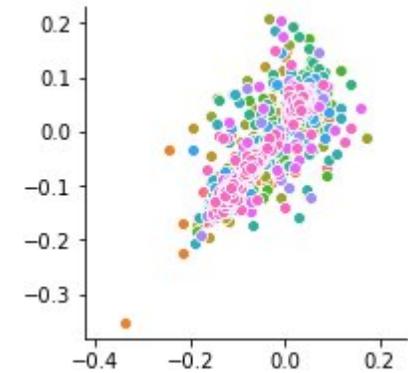
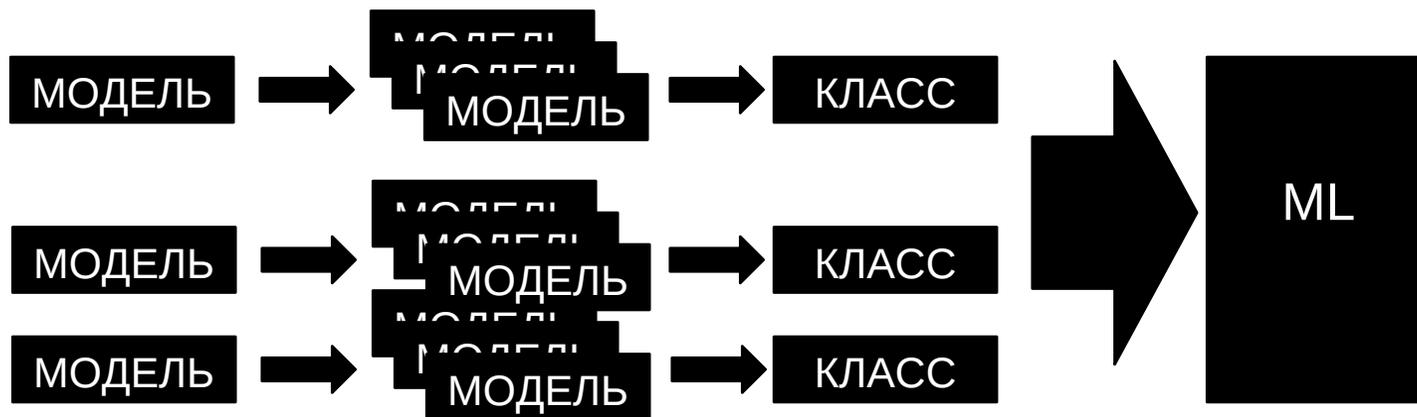
Градиентный бустинг для бинарной классификации

- Базовые алгоритмы: деревья решений
- Функция ошибки(logloss): $L(X, y) = \sum_{i=1}^N (-y_i \log a_i - (1 - y_i) \log(1 - a_i))$
- Функция расщепления(MSE): $L(X, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - f(x_i))^2$
- Итог: более высокая точность бинарной классификации.



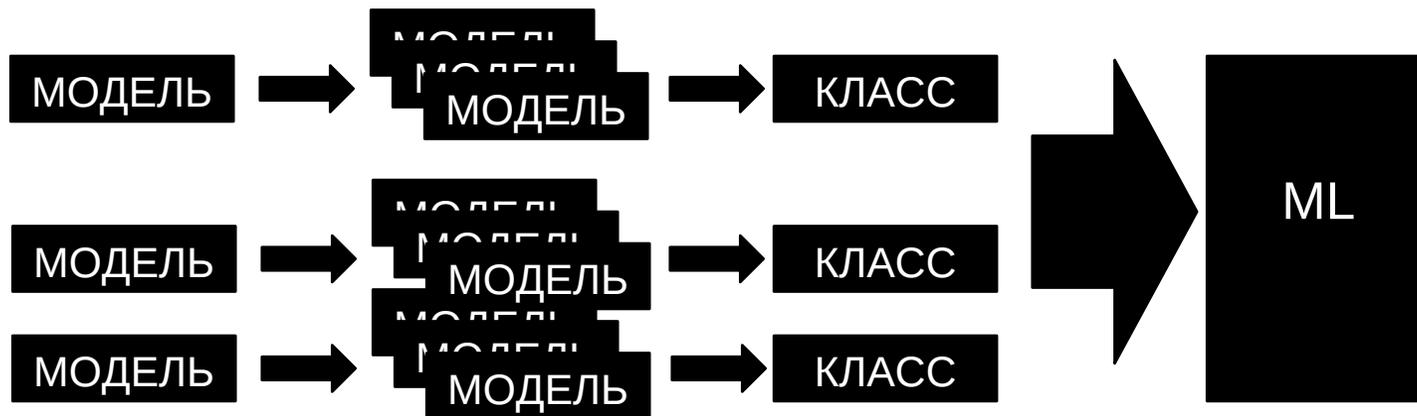
Градиентный бустинг для многоклассовой классификации

- При включении всех 12 классов (11 патологий, 1 здоровый) точность составила $\approx 40\%$
- Произведен анализ попарной различимости классов и выделены наилучшие подмножества комбинаций классов.
- Использовался жадный алгоритм, который на каждой итерации искал класс, который наименьшим образом уменьшал итоговую точность



Итоги и дальнейшее развитие

- Построен конвейер для исследования применения методов машинного обучения к результатам моделирования гемодинамики
- В дальнейшем планируется усложнение каждой составляющей конвейера:
 - 1) увеличение степени вариации в моделях
 - 2) расширение спектра и характера патологий кровотока
 - 3) формирование более сложных и физиологичных признаков
 - 4) усложнение моделей машинного обучения(например, Deep Learning)



Спасибо за внимание!