

# Оценка сосудистого старения по профилю пульсовых волн

Донской Андрей  
Кириченко Ярослав  
Логинов Фёдор  
Мелихова Екатерина

Румянцев Егор  
Тлявлин Алексей  
Удалова Елена  
Хайрулин Александр

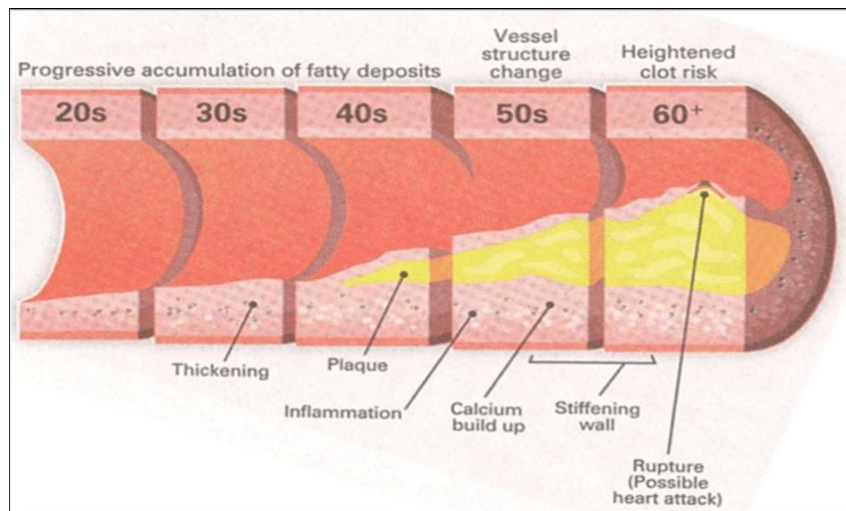


Университет  
Сириус

# Актуальность

С возрастом сосуды становятся более жесткими.

Такие сосуды плохо приспособлены к колебаниям потоков крови.



Маркер сосудистого старения:

- 1) скорость пульсовой волны (PWV),
- 2) **растяжимость сосудов (C):**

Растяжимость — величина, характеризующая «вместимость» сосудистого русла.

# Актуальность

Сосудистая растяжимость исследовалась как маркер выживаемости людей в ряде работ.

## Systemic arterial compliance is decreased in newly-diagnosed patients with coronary heart disease: implications for prediction of risk

J D Cameron<sup>1</sup>, G L Jennings, A M Dart

Affiliations + expand

PMID: 9100084

### Abstract

**Background:** Proximal aortic compliance has been shown to be lower in coronary heart disease (CHD) patients compared with healthy matched controls. Assessment of proximal systemic compliance can be performed non-invasively and, therefore, this may be a risk marker of the likelihood of significant CHD. Assessment of proximal compliance may be useful in the prediction of risk.

**Methods:** Systemic arterial compliance (SAC) and pulse-wave velocity (PWV) were measured non-invasively in 100 newly-diagnosed CHD patients compared with an otherwise matched control group. The predictive power of mechanical indices of arterial stiffness was compared.

**Results:** Significant differences between subjects and controls were found in PWV, but not in SAC. Use of loge(SAC) resulted in correct identification of 60% of the cases and 85% of controls. Use of both mechanical indices improved identification to 100% for cases, and 87% for controls. Equal likelihood points (case/control), derived from the estimated group distributions, corresponded to loge(SAC) = -1.30 and loge (beta-index) = -2.25. Arbitrarily requiring a 20:1 odds ratio of lack of disease required loge(SAC) > -1.40 and loge (beta-index) < 2.25. For the same odds ratio of presence of disease, loge(SAC) < -2.70 and loge (beta-index) > 3.50 were required.

## A comparison of methods for assessing total arterial compliance

BA Haluska, L Jeffriess, J Brown, S Carlier and TH Marwick  
University of Queensland School of Medicine, Brisbane, Queensland, Australia

There are several methods of assessing total arterial compliance (TAC) based on the two element Windkessel model, which is a ratio of pressure and volume, but the optimal technique is unclear. In this study, three methods of estimating TAC were compared to determine which was the most robust in a large group of patients with and without cardiovascular risk. In all, 320 patients (170 men; age 55 ± 10) were studied; TAC was determined by the pulse-pressure method (PPM), the pulse-wave velocity method (PWV), and the pulse-wave analysis method (PWA).

Correlations between all methods: PPM/AM  $r=0.83$ , PPM/SVPP  $r=0.94$  and AM/SVPP  $r=0.80$  (all  $P<0.0001$ ). Subgroup analysis showed significant differences between patients with and those without cardiovascular risk for all three methods; TAC-AM and TAC-SVPP values were similar and significantly higher than TAC-PPM. The only significant relationships observed with TAC and echo were in left ventricular (LV) septal thickness ( $P<0.0001$ ) and LV mass ( $R^2=0.04$ ;  $P=0.004$ ). Normal values of TAC vary according to age and sex and should be expressed. Each of the techniques showed a strong correlation with each other, however, PWA and PPM are significantly lower. TAC-PPM and TAC-PWA are comparable in determining differences between patients with and without cardiovascular risk.

**Conclusion:** Total arterial compliance; pulse-pressure method; cardiovascular risk

## Arterial compliance in a group of normotensive and untreated hypertensive

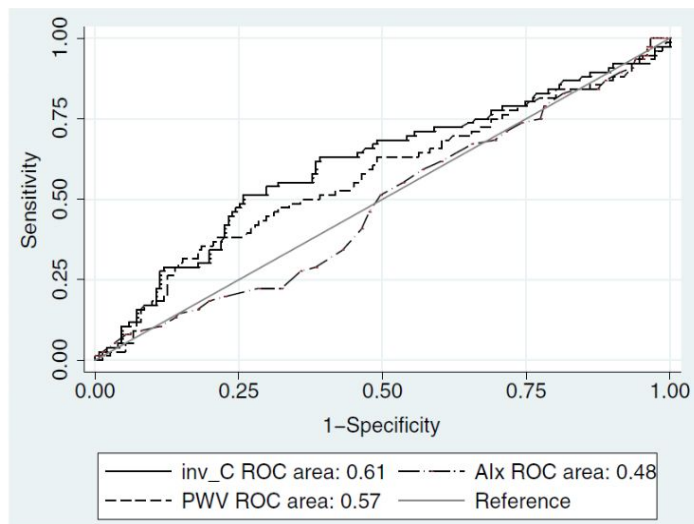
### Cameroonian subjects in Yaounde

Samuel Kingue<sup>1,2</sup>, Joshua Walinjom<sup>2</sup>, Alain Menanga<sup>1</sup>, Pierre Mintom<sup>1</sup>, Marie Ntep Ngweth<sup>3</sup>, Fesuh Betrand<sup>4</sup>, Walinjom Muna<sup>1</sup>

# Актуальность

Сосудистая растяжимость исследовалась как маркер выживаемости людей в ряде работ.

Чем выше растяжимость, тем выше эластичность сосудов и выше выживаемость пациентов.



*“Survivors and non-survivors had similar PWV <...>  
Non-survivors had significantly lower C than survivors  
(0.198 ± 0.128 vs 0.221 ± 0.1 mL/mmHg)”.\**

**Цель нашей работы** – исследовать методы оценки растяжимости артериальной системы по пульсовой волне давления, которую очень легко измерить неинвазивно.

\* – Total arterial compliance estimated by a novel method and all-cause mortality in the elderly: the PROTEGER study.

Theodore G. Papaioannou et al. Springer, 2014

# Что мы делали

- Оценка растяжимости сосудов при помощи различных методов
- Проверка методов на синтетических данных и оценка их эффективности
- Проверка реализованных методов на данных реальных пациентов

# Что мы делали

- Оценка растяжимости сосудов при помощи различных методов
- Проверка методов на синтетических данных и оценка их эффективности
- Проверка реализованных методов на данных реальных пациентов

# Как мы это делали

При помощи различных методик, описанных в литературе:

- Diastolic blood pressure method
- Pulse pressure method
- Area method

# Что мы делали

- Оценка растяжимости сосудов при помощи различных методов
- Проверка методов на синтетических данных и оценка их эффективности
- Проверка реализованных методов на данных реальных пациентов

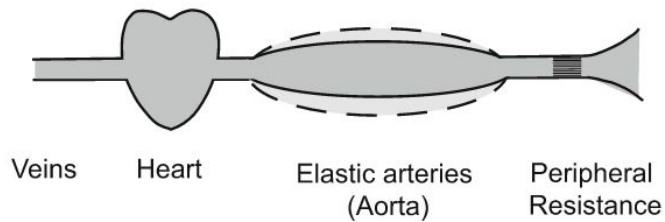
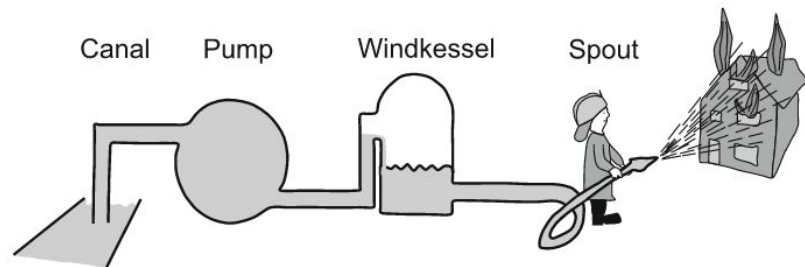
# Как мы это делали

При помощи различных методик, описанных в литературе:

- Diastolic blood pressure method
- Pulse pressure method
- Area method

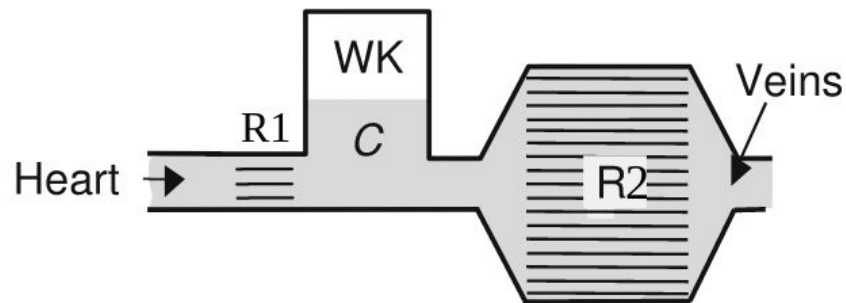
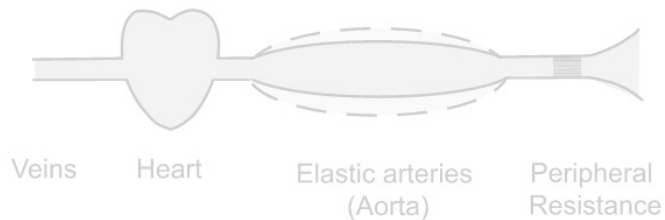
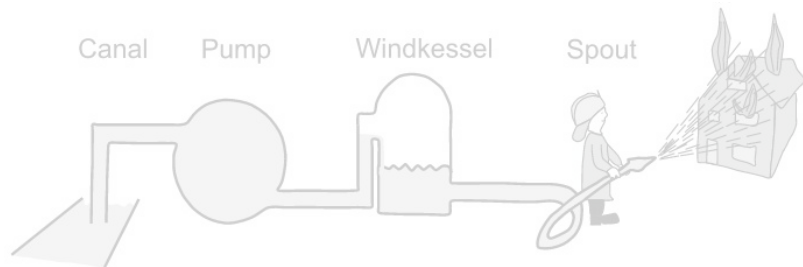
+ **Machine Learning**

# Модель Виндкесселя





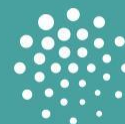
# Модель Виндкесселя



3-элементная модель

$$\left(1 + \frac{R_1}{R_2}\right)Q(t) + CR_1 \frac{dQ(t)}{dt} = \frac{P(t)}{R_2} + C \frac{dP(t)}{dt}$$

# Генерация синтетических данных



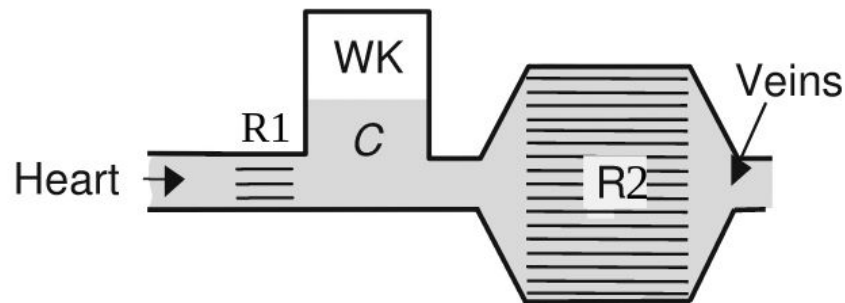
Университет  
Сириус

# Генерация синтетических данных

```
SV_borders = [71.1, 105.7]
HR_borders = [52.9, 84.7]
R1_borders = [0.0256, 0.0847]
R2_borders = [0.468, 0.532]
C_borders = [2.2, 2.34]
Pout_borders = [31.7, 34.7]
tsys = 0.33
```

```
SIZE = 3000
BATCH_SIZE = 2000
```

Задали границы параметров,  
относительно которых создавался  
синтетический датасет



$$\left(1 + \frac{R_1}{R_2}\right)Q(t) + CR_1 \frac{dQ(t)}{dt} = \frac{P(t)}{R_2} + C \frac{dP(t)}{dt}$$

# Генерация синтетических данных

```
SV_borders      = [71.1, 105.7]
HR_borders      = [52.9, 84.7]
R1_borders      = [0.0256, 0.0847]
R2_borders      = [0.468, 0.532]
C_borders       = [2.2, 2.34]
Pout_borders    = [31.7, 34.7]
tsys = 0.33

SIZE = 3000
BATCH_SIZE = 2000
```

Задали границы параметров,  
относительно которых создавался  
синтетический датасет

```
def test(data: pd.DataFrame):
    assert (data["R1"] < 0).sum() == 0
    assert (data["Pout"] < 0).sum() == 0
    assert (data["R1"] > 1/10 * data["R2"]).sum() == 0
    assert (data["Psys"] > 200).sum() == 0
    assert (data["Pdia"] < 40).sum() == 0
    assert (data["PP"] < 20).sum() == 0
    assert (data["C"] < 0.6).sum() == 0
    assert (data["C"] > 4).sum() == 0
    assert (data["R2"] < 0.2).sum() == 0
    assert (data["R2"] > 2.5).sum() == 0
    assert (data["Pout"] < 10).sum() == 0
    assert (data["Pout"] > 60).sum() == 0
    assert (data["HR"] < 40).sum() == 0
    assert (data["HR"] > 110).sum() == 0
    assert (data["SV"] < 35).sum() == 0
    assert (data["SV"] > 110).sum() == 0
```

Проверили «физиологичность»  
построенного синтетического датасета

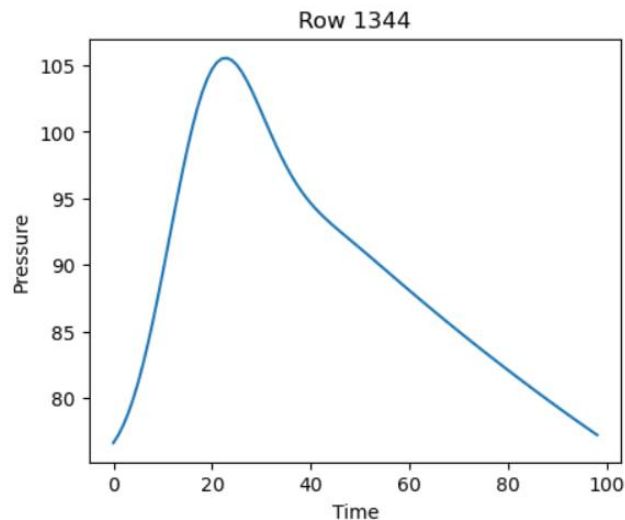
# Генерация синтетических данных

Shape = (3000, 108)

	SV	HR	R2	R1	C	Pout	tsys	dt	P1	P2	...	P91	P92	P93	P94
0	61.372876	76.991842	0.473820	0.008935	2.336807	31.639969	0.33	0.007	60.895294	60.826832	...	64.827456	64.618397	64.410656	64.204223
1	71.035638	65.257890	0.489411	0.032030	2.290819	31.481193	0.33	0.009	60.629185	60.469116	...	63.485882	63.230130	62.976461	62.724914
2	93.628899	58.057494	0.501083	0.011809	2.396227	31.387768	0.33	0.010	66.536247	66.258857	...	70.609704	70.284539	69.962070	69.642276
3	52.587406	89.323543	0.504609	0.045563	2.284816	33.802187	0.33	0.006	68.224769	69.000060	...	68.789634	68.608148	68.427660	68.248234
4	99.760808	103.507979	0.525657	0.012461	2.325476	34.455554	0.33	0.005	114.720513	116.150732	...	114.658838	114.331759	114.006203	113.682324

5 rows x 108 columns

```
draw_random_image(data_from_csv)
```



5 первых строчек синтетического датасета  
размером 3000 строк x 108 столбцов

График давления от индекса времени  
случайного синтетического пациента

# Реальные данные



Университет  
Сириус

# Что было дано

- Профиль  $P(t)$
- SV - ударный объем
- HR - частота сердцебиения



# Что было дано

- Профиль  $P(t)$
- $SV$  - ударный объем
- $HR$  - частота сердцебиения



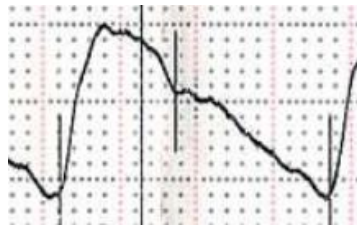
# И что не дано

- Параметр  $C$  для каждого пациента



# Что было дано

- Профиль  $P(t)$
- $SV$  - ударный объем
- $HR$  - частота сердцебиения



# И что не дано

- Параметр  $C$  для каждого пациента

60 пациентов!

# Что было дано

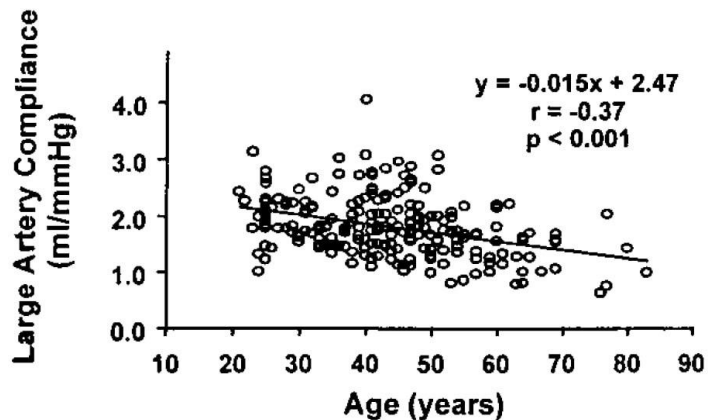
- Профиль  $P(t)$
- SV - ударный объем
- HR - частота сердцебиения



# И что не дано

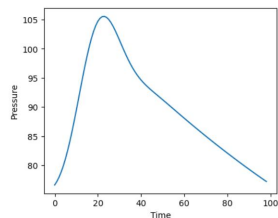
- Параметр C для каждого пациента

## 60 пациентов!



# Оценка эффективности методов

## 1 По синтетическим данным



метод



$C_{est}$



$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_i (C_{est}^i - C_{true}^i)^2}{N}}$$

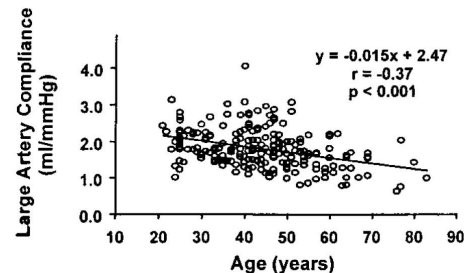
## 2 По данным реальных пациентов



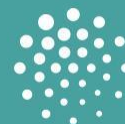
метод



$C_{est}$

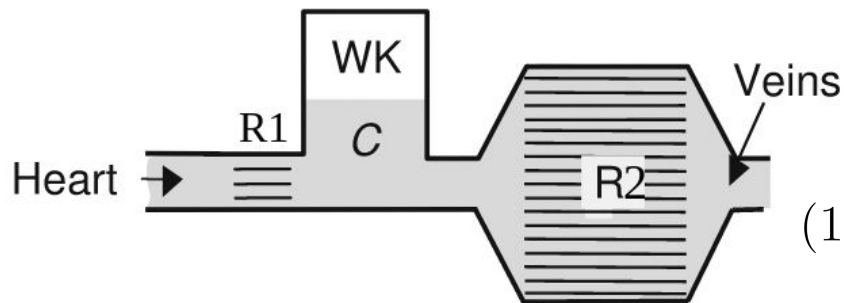


# Методы и результаты их работы



Университет  
Сириус

# Методика оценивания параметров



3-элементная модель:

$$\left(1 + \frac{R_1}{R_2}\right)Q(t) + CR_1 \frac{dQ(t)}{dt} = \frac{P(t)}{R_2} + C \frac{dP(t)}{dt}$$

- Закон Ома:

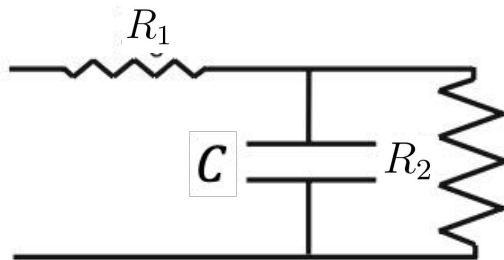
$$R_1 + R_2 = \frac{P_{mean}}{Q_{mean}}$$

- Правило для R1:

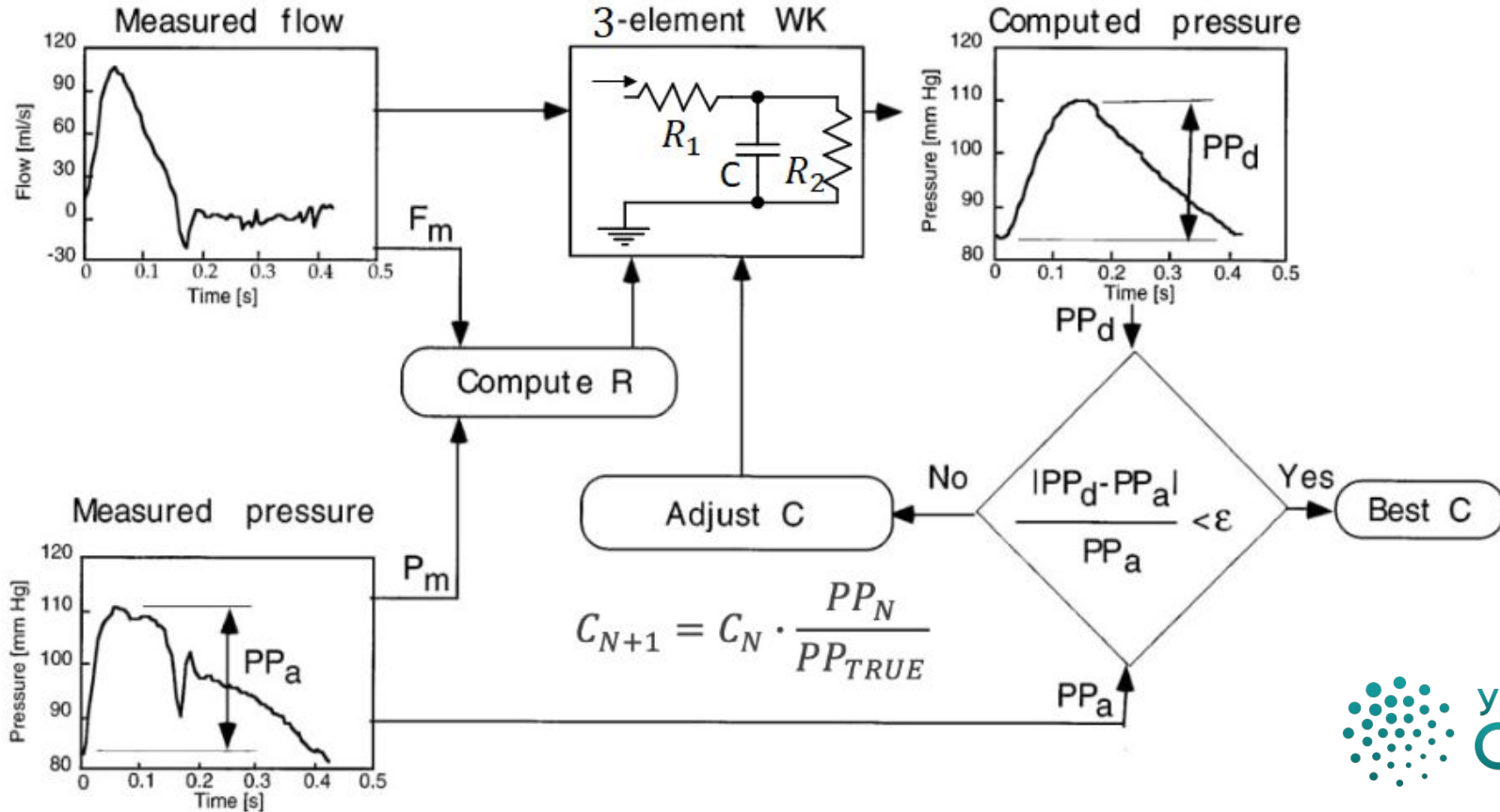
$$R_1 = 0.05 R_2$$

- Диастола:

$$Q(t) = 0 \rightarrow P(t) = P(t_d)e^{-t/R_2C}$$

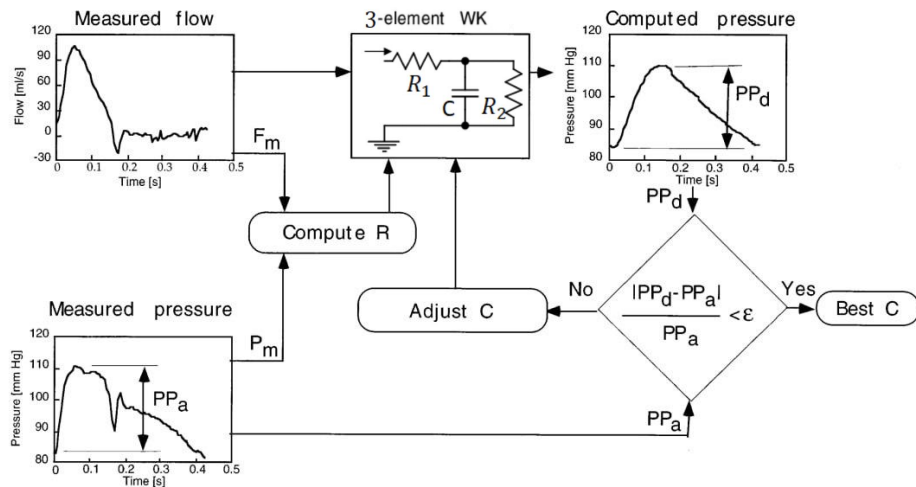


# Pulse Pressure Method



# Pulse Pressure Method

Схема реализации подбора параметра растяжимости C



Формула вычисления параметра

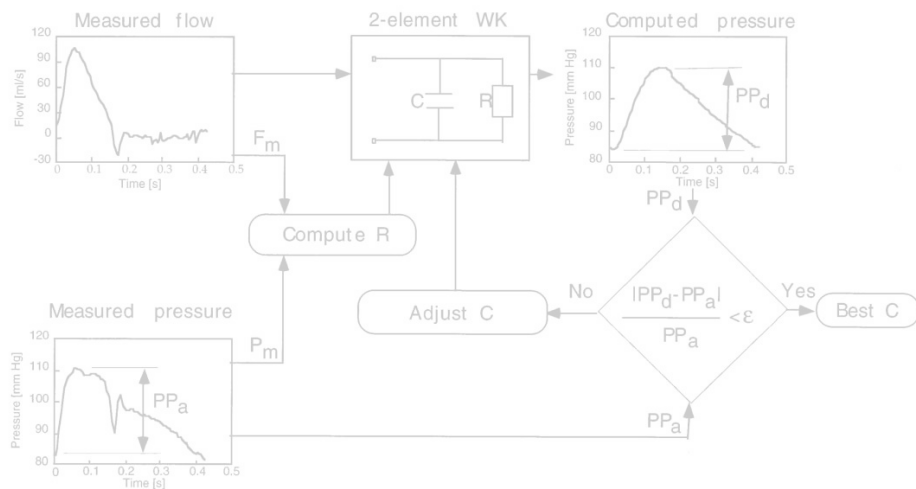
C на каждой итерации

$$C_{N+1} = C_N \cdot \frac{PP_N}{PP_{TRUE}}$$

[Описание метода](#)

# Pulse Pressure Method

Схема реализации подбора параметра растяжимости C



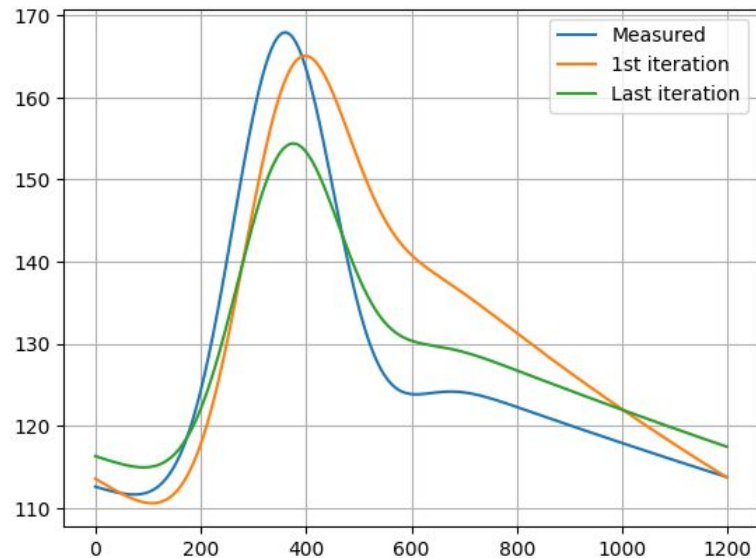
Формула вычисления параметра

C на каждой итерации

$$C_{N+1} = C_N \cdot \frac{PP_N}{PP_{TRUE}}$$

Описание метода

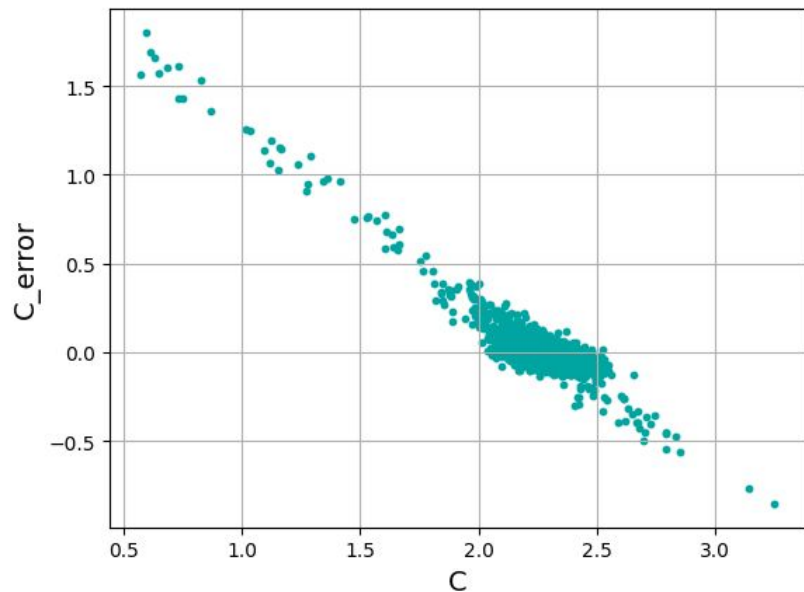
Результат работы алгоритма





# Pulse Pressure Method

График отклонения рассчитанных C от реальных



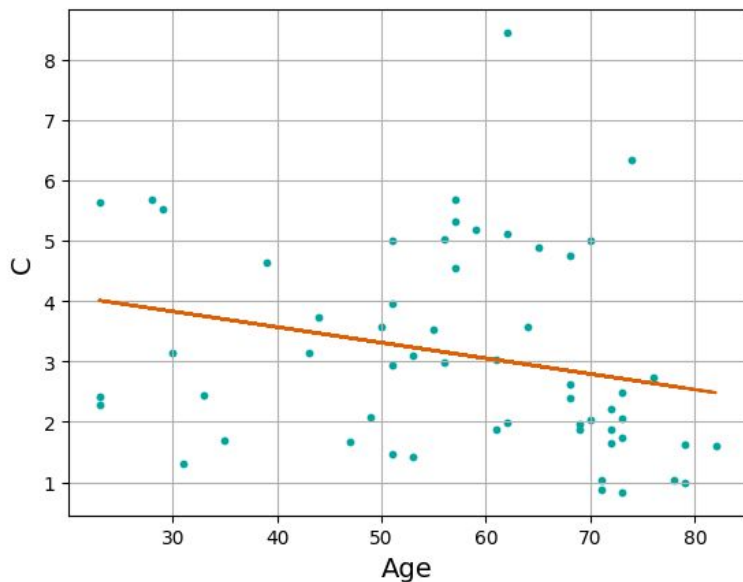
Вычисление RMSE

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_i (C_{est}^i - C_{true}^i)^2}{N}}$$

Ошибка  $\approx 6,83\%$

# Pulse Pressure Method

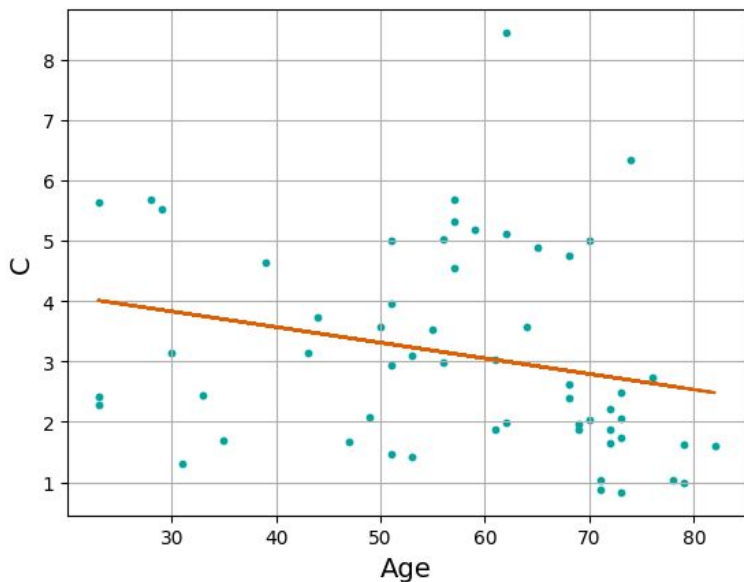
Зависимость рассчитанной растяжимости  
от возраста



Результат реализации на данных реальных пациентов

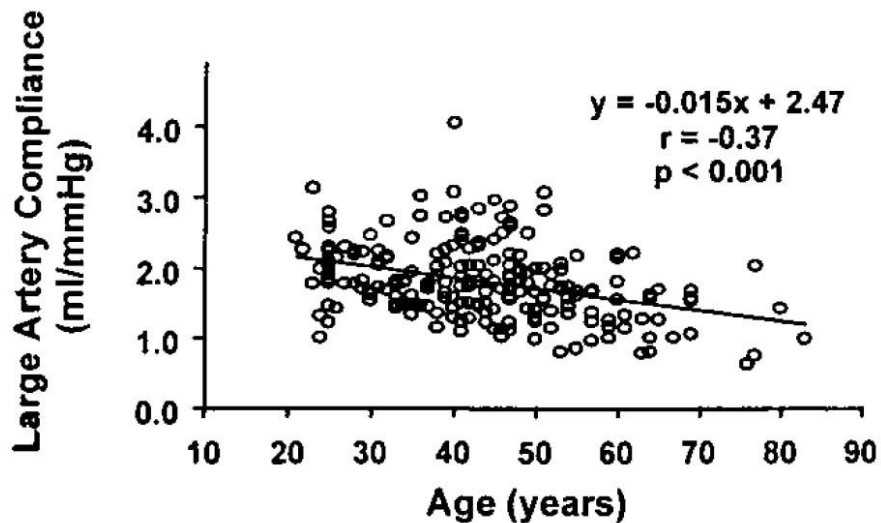
# Pulse Pressure Method

Зависимость рассчитанной растяжимости  
от возраста



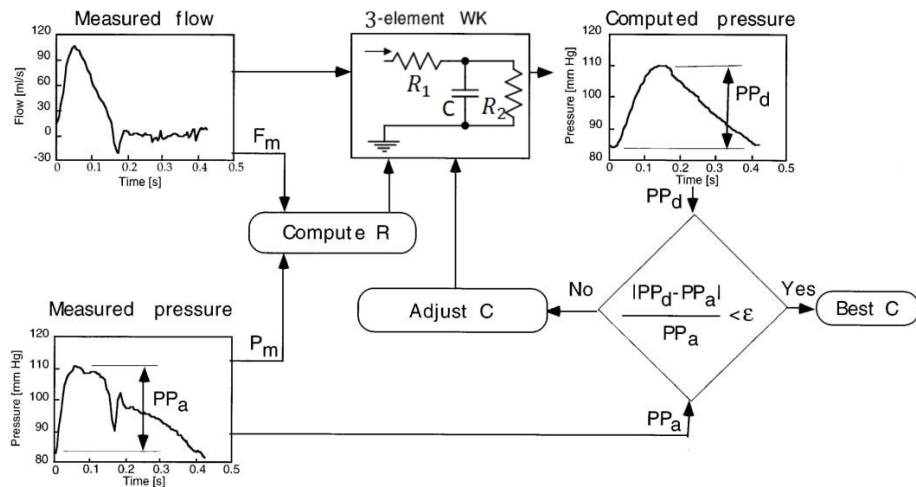
Результат реализации на данных реальных пациентов

То, что ожидали получить



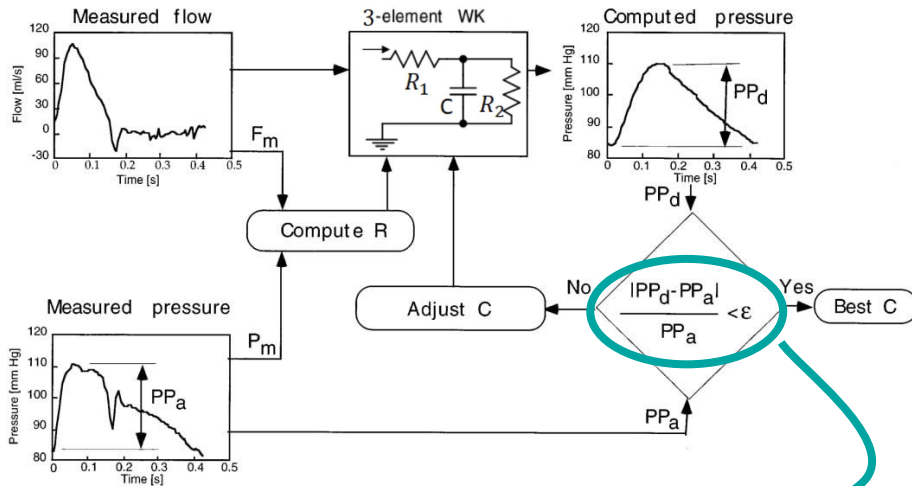
# Diastolic Blood Pressure Method

Схема реализации подбора параметра растяжимости C



# Diastolic Blood Pressure Method

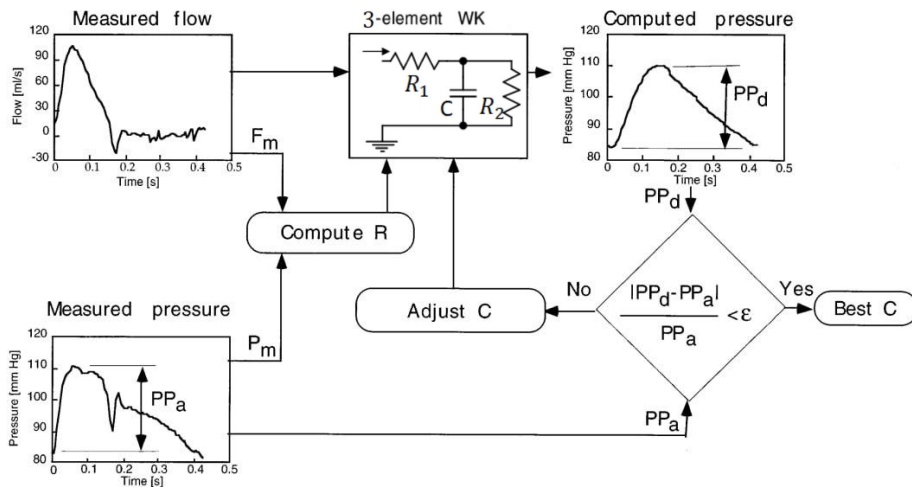
Схема реализации подбора параметра растяжимости C



$$DBP_{err} = \frac{DBP_{est} - DBP_{ref}}{DBP_{ref}}$$

# Diastolic Blood Pressure Method

Схема реализации подбора параметра растяжимости C



Формула вычисления параметра

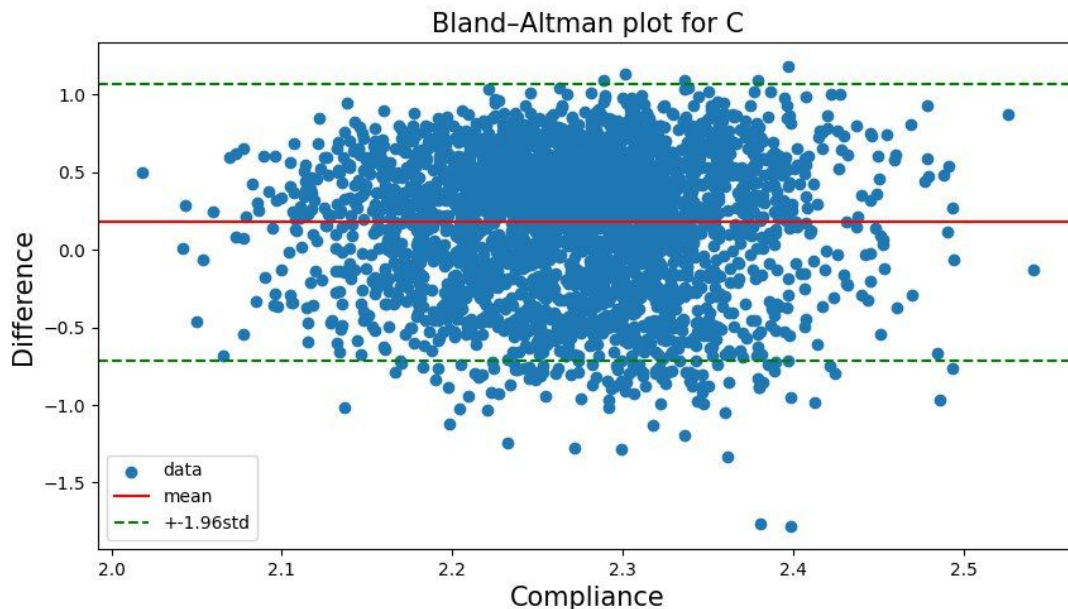
C на каждой итерации

$$C_{N+1} = \frac{C_N \cdot DBP_{ref}^2}{DBP_{est}^2}$$

$$DBP_{err} = \frac{DBP_{est} - DBP_{ref}}{DBP_{ref}}$$

# Diastolic Blood Pressure Method

График отклонения рассчитанных C от реальных



Вычисление RMSE

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_i (C_{est}^i - C_{true}^i)^2}{N}}$$

Ошибка  $\approx 21,50\%$

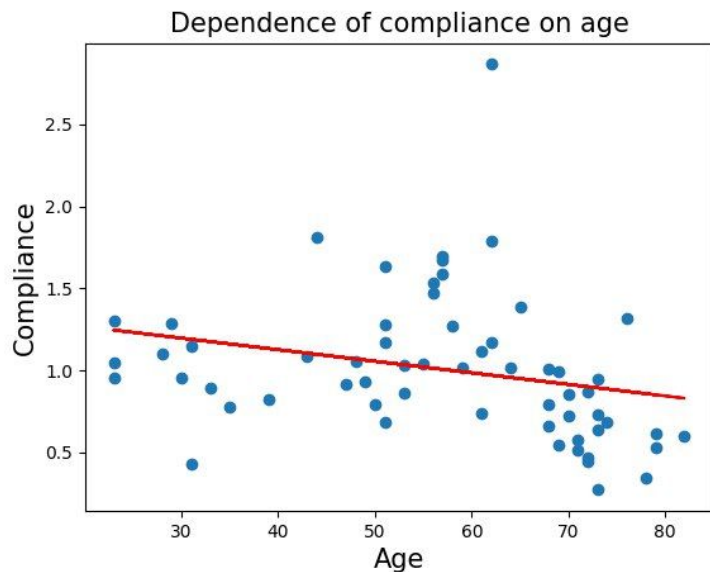
Результат реализации на синтетической базе данных



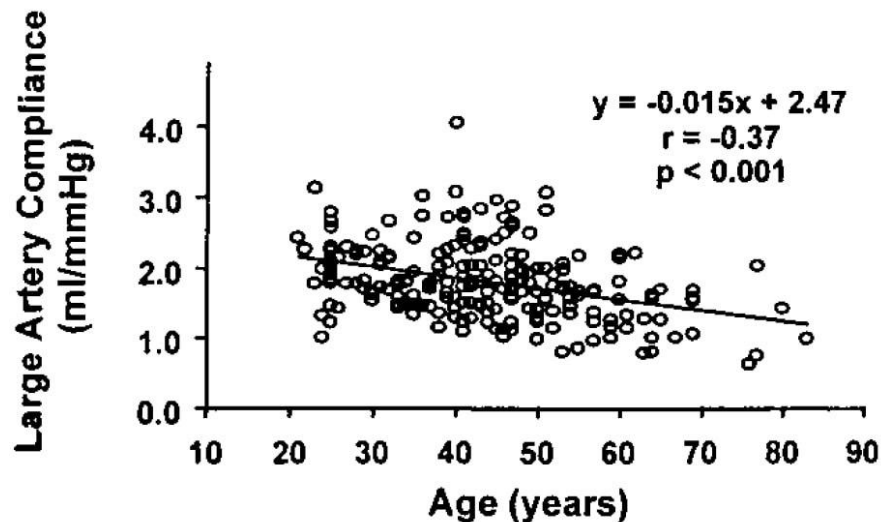


# Diastolic Blood Pressure Method

Зависимость рассчитанной растяжимости от возраста



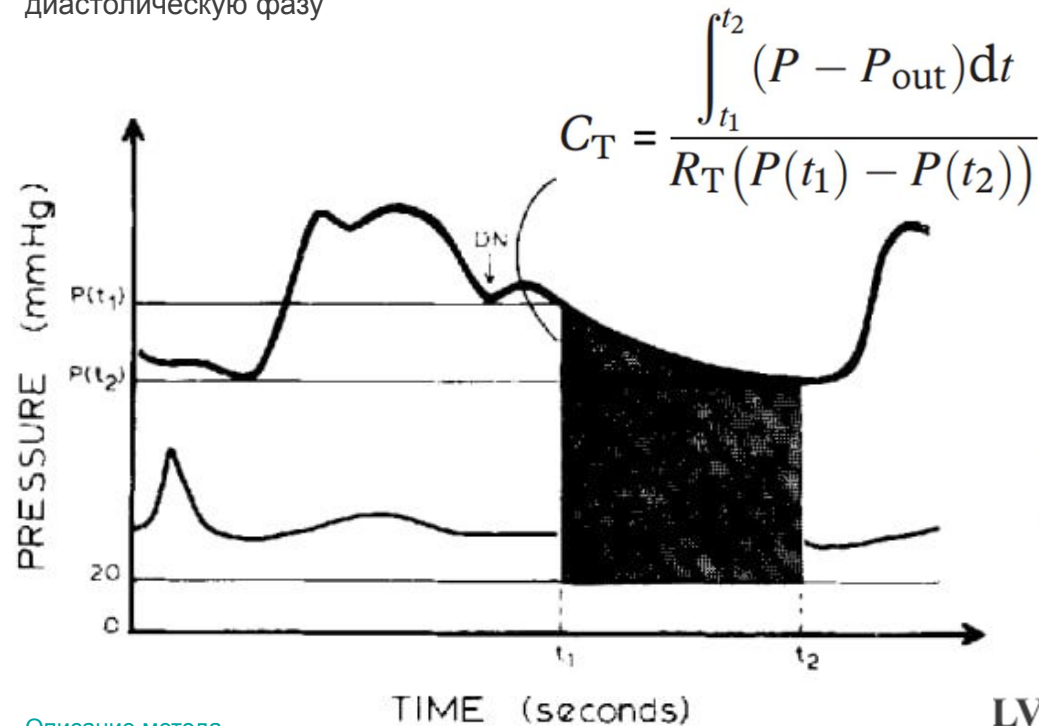
То, что ожидали получить



Результат реализации на данных реальных пациентов

# Area Method

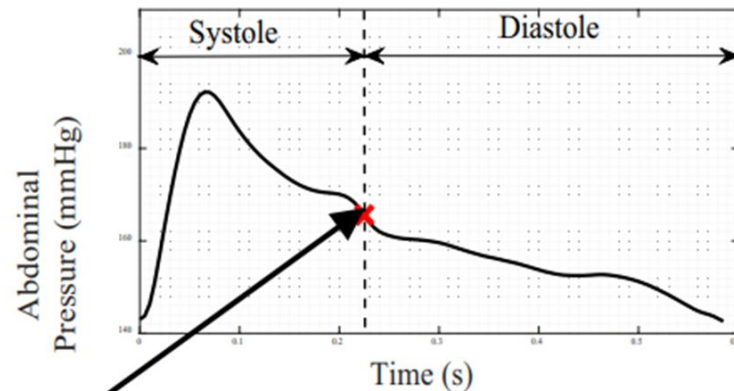
Метод основан на вычислении площади под кривой давления в диастолическую фазу



$$t_1 = \frac{2}{3} \text{LVET} + \frac{1}{3} T$$

$$t_2 = 0.9T$$

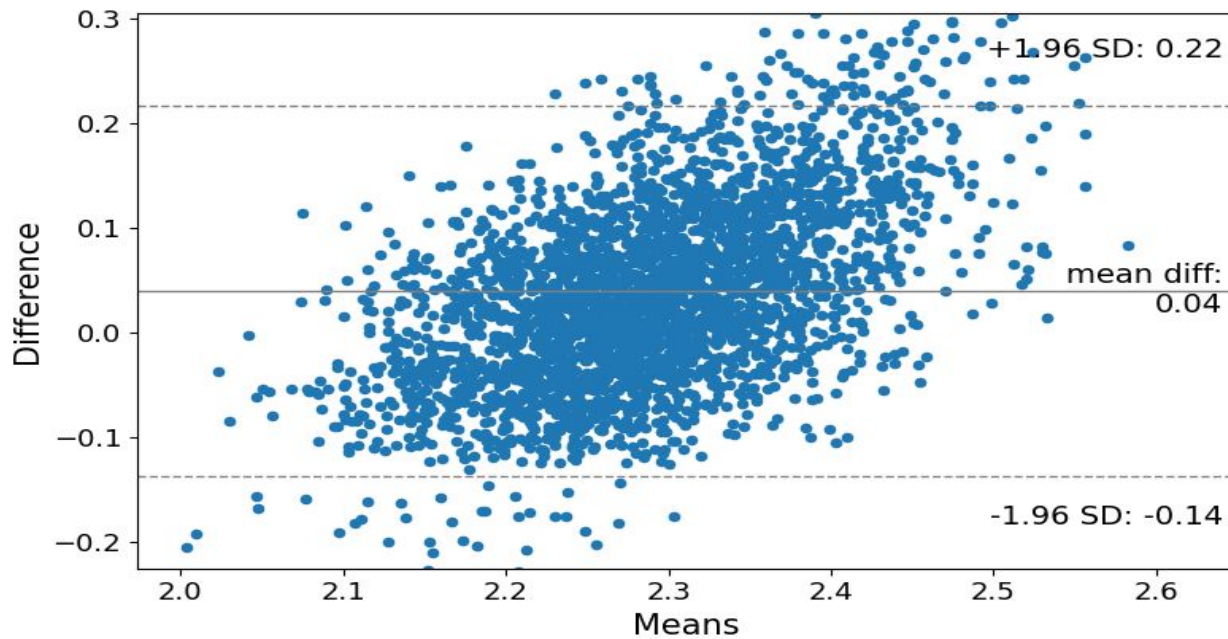
$$\text{LVET} = 0.37\sqrt{T}$$



LVET

# Area Method

График отклонения рассчитанных C от реальных

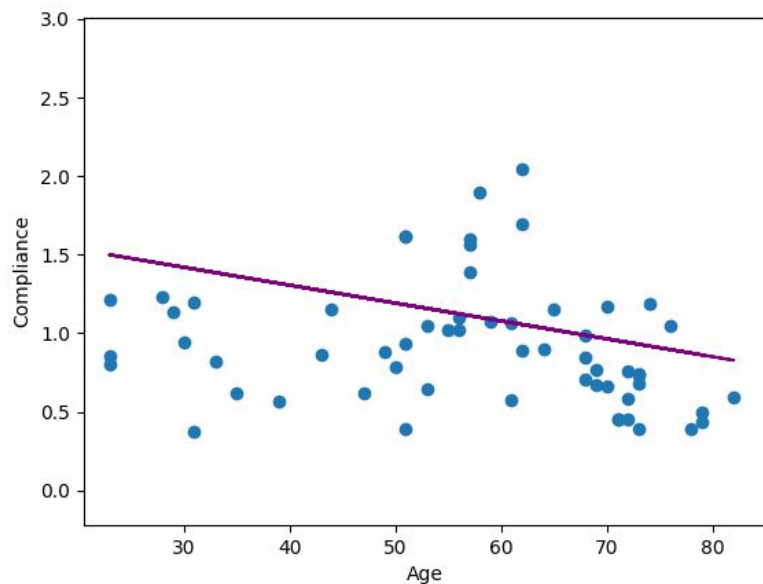


Ошибка  $\approx 4,35\%$

Результат реализации на синтетической базе данных

# Area Method

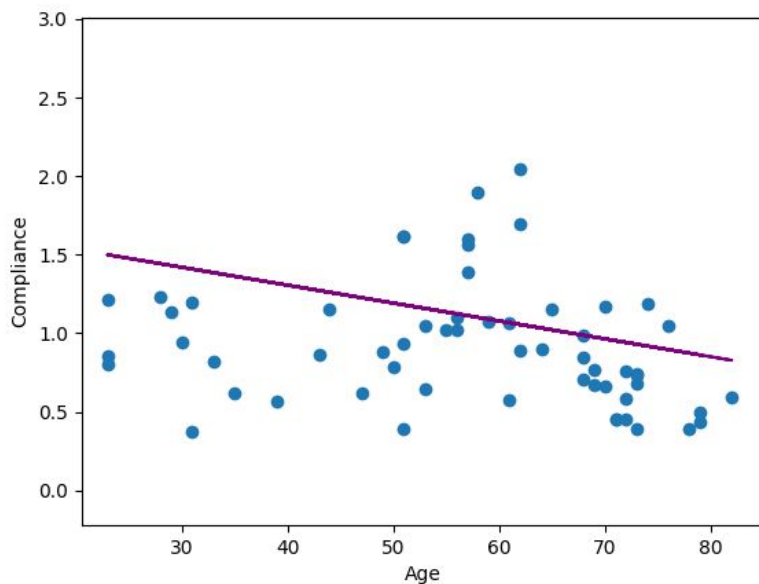
Результаты



Результат реализации на данных реальных пациентов

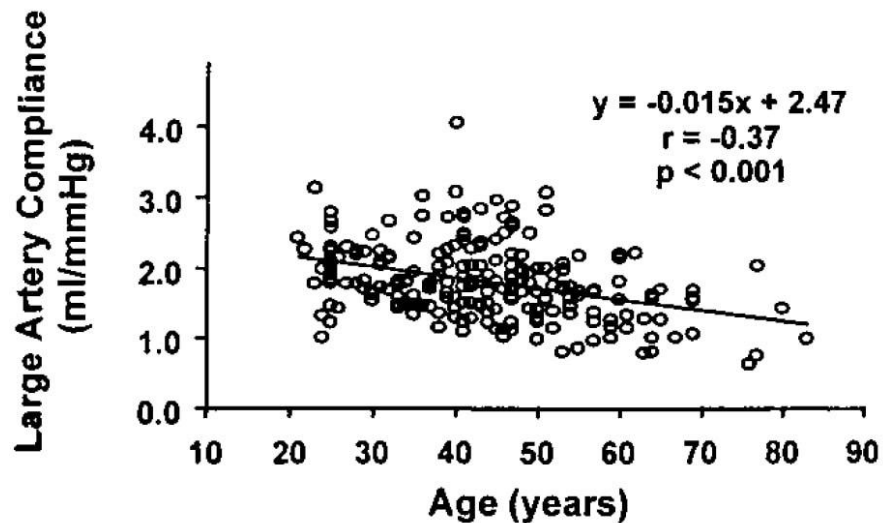
# Area Method

Результаты



Результат реализации на данных реальных пациентов

То, что ожидали получить



# Machine Learning

## Применяемые модели:

- Линейная регрессия (бейзлайн)
- Lasso-регрессия
- Ridge-регрессия
- Lasso-регрессия с подбором гиперпараметров
- Ridge-регрессия с подбором гиперпараметров

# Machine Learning

## Применяемые модели:

- Линейная регрессия (бейзлайн)
- Lasso-регрессия
- Ridge-регрессия
- Lasso-регрессия с подбором гиперпараметров
- Ridge-регрессия с подбором гиперпараметров

## Результаты по всем моделям

	RMSE	RMSE (percentage)
<b>lasso</b>	0.073	3.194
<b>lasso gscv</b>	0.073	3.194
<b>ridge</b>	0.075	3.287
<b>ridge gscv</b>	0.110	4.841
<b>linear regression</b>	Too much	Too much

# Machine Learning

График зависимости для градиентного бустинга

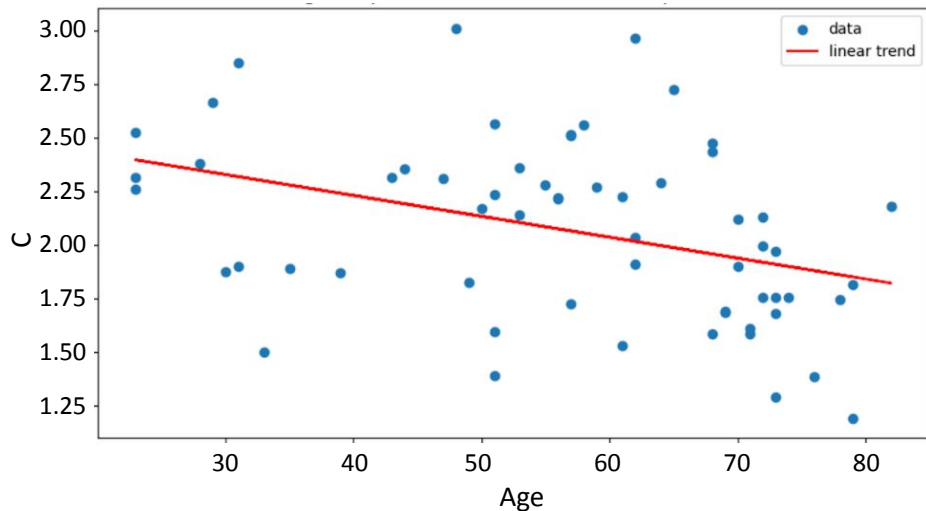
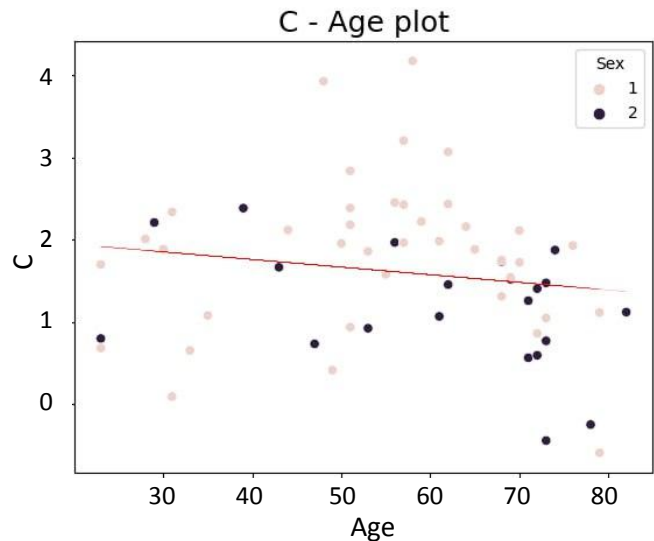


График зависимости для Ridge-регрессии

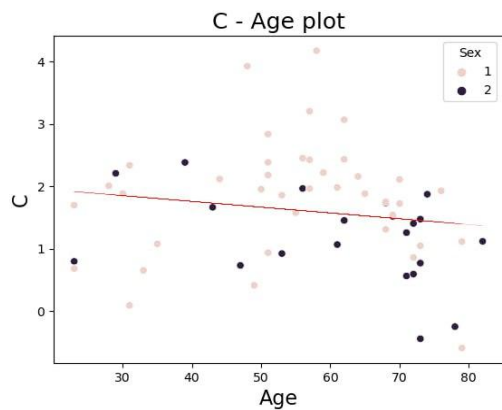
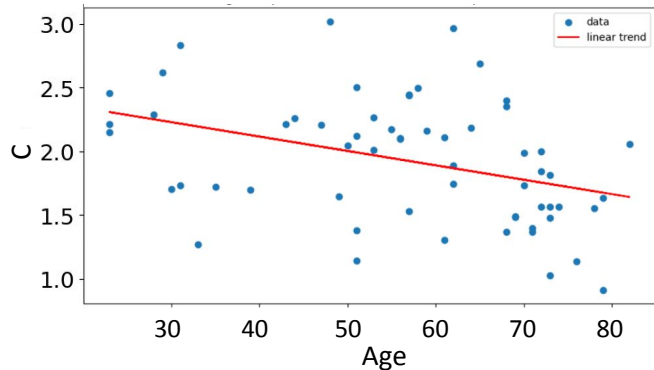


Другие модели показали нефизиологичные результаты.

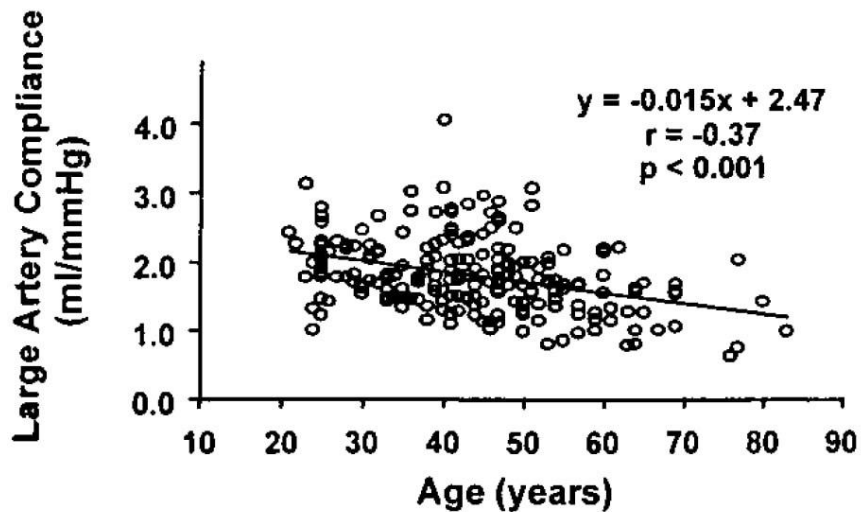


# Machine Learning

Результаты машинного обучения



Референсный график из литературы



# Итоги работы



Университет  
Сириус

# Выводы

1

Предложенные в литературе методы неточно воспроизводят зависимость растяжимости ( $C$ ) от возраста ( $Age$ ) на данных реальных пациентов

# Выводы

- 1 Предложенные в литературе методы неточно воспроизводят зависимость растяжимости ( $C$ ) от возраста ( $Age$ ) на данных реальных пациентов
- 2 Методы машинного обучения лучше воспроизводят наблюдаемую зависимость, сильно зависят от синтетической обучающей выборки

# Выводы

1

Предложенные в литературе методы неточно воспроизводят зависимость растяжимости (C) от возраста (Age) на данных реальных пациентов

2

Методы машинного обучения лучше воспроизводят наблюдаемую зависимость, сильно зависят от синтетической обучающей выборки

