

# Глубокое обучение в задаче информационного анализа электрокардиограмм для диагностики заболеваний

Игнатов Андрей

Московский физико-технический институт  
Факультет управления и прикладной математики  
Кафедра интеллектуальных систем

Научный руководитель: д.ф.-м.н., с.н.с. ВЦ РАН К. В. Воронцов

1 июля 2015 г.

# Цели исследования

## Дано:

- выборка кардиограммы здоровых и больных людей
- для каждой ЭКГ — данные variability сердечного ритма: интервалы и амплитуды кардиоциклов ( $T_i, R_i$ )

## Задача:

- построить **алгоритм диагностики**, не требующий преобразования исходных данных в признаковое описание
- алгоритм должен обучаться на **исходных временных рядах**

## Критерий:

- процент верной диагностики заболеваний

# Данные

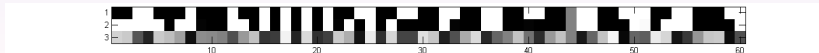
## Выборка:

- данные variability сердечного ритма
- 192 здоровых людей
- 9396 людей с 14 различными заболеваниями

## Вариабельность сердечного ритма:

- интервалы  $T_n$  между QRS комплексами
- амплитуды  $R_n$  комплексов
- отношение  $\alpha_n = \arctg\left(\frac{R_n}{T_n}\right)$

## Визуальное представление:



# Особенности задачи

## Особенности задачи:

- малый объем выборки ( $\sim 600$ )
- стандартные алгоритмы классификации не работают на рассматриваемых данных

## Требования к модели:

- учесть гипотезу о существовании паттернов заболеваний — коротких фрагментов временного ряда  $(T_n, R_n)$ , специфичных для заболеваний
- использование нескольких уровней представления данных
- наличие малого количества тренируемых параметров

# Методы

## Методы исследования:

- *Глубокое обучение*
- *Сверточные нейронные сети*
- *Автокодировщики*

## Подходы:

- *обучение с учителем*
- *предварительное предобучение без учителя с целью выделения признаков*

# Литература

- V. Uspenskiy. Information function of the heart. A measurement model // MEASUREMENT 2011, vol. 1, p. 383–386, 2011.
- Y. Bengio [et al.]. Representation learning: A review and new perspectives // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 35, p. 1798–1828, 2013.
- H. Cecotti, A. Graeser. Convolutional neural network with embedded fourier transform for eeg classification // 19th International Conference on Pattern Recognition, p. 599–619, 2008.
- P. Baldi. Autoencoders, unsupervised learning, and deep architectures // ICML Unsupervised and Transfer Learning, vol. 27, p. 37–50, 2012.

# Сверточные нейронные сети

Дано:

- $d_{x,y}$  - входное изображение
- $w_{i,j}$  - веса ядра свертки
- $(k_m, k_n)$  - размер ядра свертки
- $(s_x, s_y)$  - шаг свертки
- $\sigma()$  - нелинейная функция активации

Значения  $d'_{x,y}$  на выходе слоя определяются по формуле:

$$d'_{x,y} = \sigma\left(\sum_{i=k_m}^{-k_m} \sum_{j=k_n}^{-k_n} d_{x+i,y+j} \times w_{i,j}\right)$$

# Автокодировщик

Пусть:

- $\mathbf{x}$  - исходный вектор
- $\mathbf{W}_1, \mathbf{W}_2$  - матрицы весов энкодера и декодера
- $\sigma()$  - нелинейная функция активации

Кодирование:

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}) = \sigma(\mathbf{W}_1\mathbf{x} + \mathbf{b}_1),$$

Декодирование:

$$\tilde{\mathbf{x}} = \sigma(\mathbf{W}_2\mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{b}_2),$$

Задача оптимизации:

$$\operatorname{argmin}_{\mathbf{W}, \mathbf{b}} \frac{1}{2} \sum_{\mathbf{x} \in X} \|\mathbf{x} - \tilde{\mathbf{x}}\|_2^2$$



# Модификация сверточного слоя

Идея:

- вместо ядра свертки используется автоэнкодер
- обучение автоэнкодера проводится на небольших фрагментах исходных данных

Пусть:

- $D_{x,y} = |d_{x+i,y+j}|$ ,  $i = \overline{0, k_m - 1}$ ,  $j = \overline{0, k_n - 1}$
- $f()$ ,  $g()$  - энкодер и декодер

Значения  $d'_{x,y}$  на выходе слоя определяются по формуле:

$$d'_{x,y} = f(D_{x,y})$$

$$\text{где } (f, g) = \operatorname{argmin}_{f, g} \frac{1}{2} \sum_{D_{x,y}} \|D_{x,y} - g \circ f(D_{x,y})\|_2^2$$

# Модификация сверточного слоя

## Преимущества метода:

- автоматическое нахождение паттернов в исходных данных
- снижение размерности почти без потери информации
- использование для обучения неразмеченных данных

# Вычислительный эксперимент

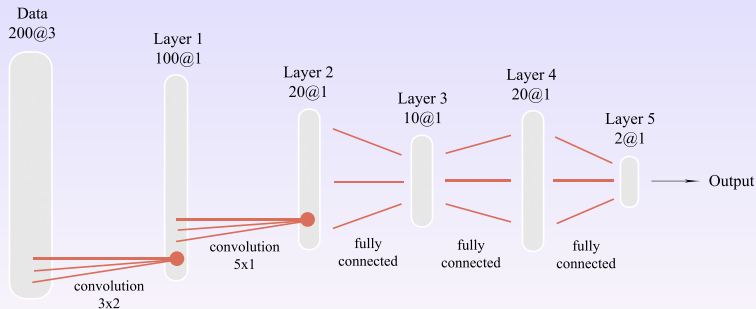
Проведено сравнение трех подходов:

- Алгоритм Успенского<sup>[1]</sup> + KNN
- Сверточная нейронная сеть
- Сверточная нейронная сеть с модифицированным сверточным слоем

[1] Успенский В.М. Информационная функция сердца. - М.: «Экономика и информация», 2008. -116 с.

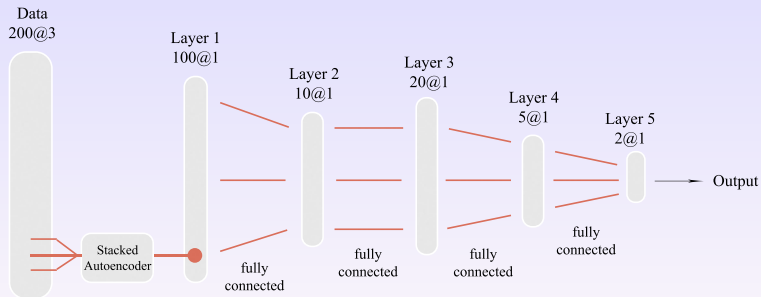
# Первая модель

## Архитектура сверточной нейронной сети



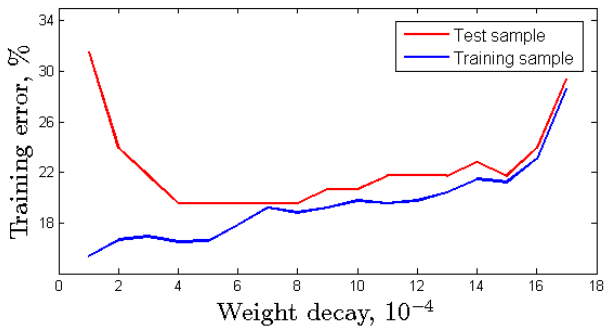
# Вторая модель

## Архитектура сети с модифицированным сверточным слоем



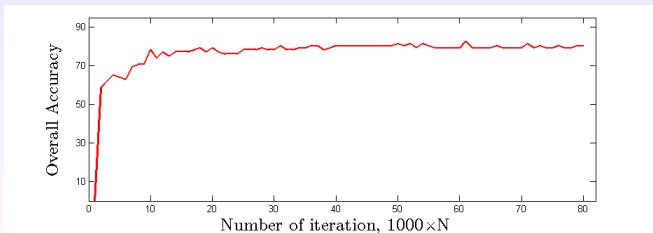
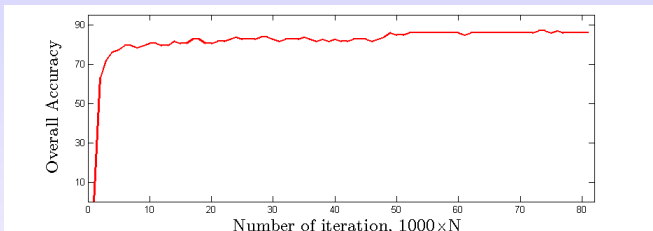
# Регуляризация

Зависимость результатов обучения от коэффициента регуляризации для болезни 13



# Обучение

Зависимость ошибки на контрольной выборке от номера итерации



# Результаты классификации по всем болезням

Болезнь	Метод Успенского	Сверточная НС	Модификация НС
1	73.53	78.24	<b>82.35</b>
2	94.83	97.04	<b>97.54</b>
3	90.22	90.22	<b>92.39</b>
4	96.84	95.09	<b>97.19</b>
5	84.05	88.96	<b>89.57</b>
6	90.37	88.23	<b>91.44</b>
7	92.23	<b>93.20</b>	<b>93.20</b>
8	92.13	92.13	<b>92.70</b>
9	86.55	<b>88.30</b>	<b>88.30</b>
10	84.62	<b>90.38</b>	<b>90.38</b>
11	78.16	80.46	<b>83.90</b>
12	89.53	87.21	<b>93.02</b>
13	85.87	80.43	<b>86.96</b>
14	88.95	88.42	<b>90.00</b>



# Результаты классификации

Средняя точность классификации по всем болезням:

- Алгоритм Успенского + *KNN*: | 87.71%
- Сверточная нейронная сеть: | 88.45%
- Сверточная сеть предложенной модификации: | 90,64%

# Заключение

- предложен метод диагностики заболеваний по исходным данным variability сердечного ритма, основанный на использовании архитектуры сверточной нейронной сети
- предложена модификация структуры сверточного слоя, позволившего поднять качество классификации

## Публикации:

Andrey D. Ignatov, Vadim V. Strijov. Human activity recognition using quasiperiodic time series collected from a single tri-axial accelerometer // Multimedia Tools and Applications, 2015, vol. 74, no. 11.