

Методы анализа движений человека на основе показаний сигналов с сенсоров

Филиппова Анастасия

Московский физико-технический институт
Физтех-школа прикладной математики и информатики
Кафедра интеллектуальных систем

Научный руководитель д.ф.-м.н. В. В. Стрижов
Научный консультант Р. Нейчев
Москва,
2021 г.



Построение признакового описания временного ряда

Построить модель, задающую отображение из пространства временного ряда сигнала в пространство меньшей размерности.

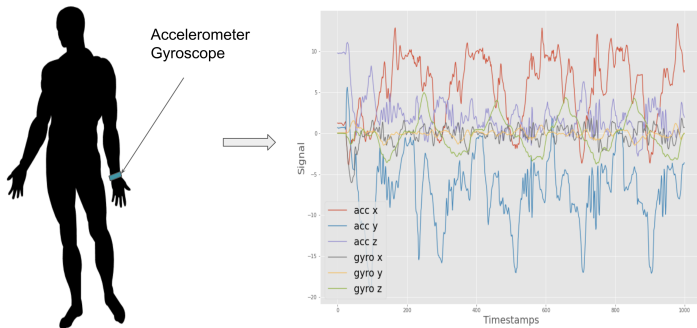
Модель должна удовлетворять следующим свойствам:

- расстояние между получаемыми векторными представлениями сигнала, соответствующие одинаковым активностям человека меньше расстояния между различными;
- качество работы модели оценивается по активностям, которых не было в обучении.

Построить нейросетевую модель для решения задачи построения репрезентативного признакового описания сегмента временного ряда сигнала.

- 1 Построение признакового пространства на основе статистик
(*Time Series Analysis, William W.S. Wei*)
- 2 Построение признакового пространства, используя частотные характеристики сигнала
 -
 - Wavelet
(*Mathematical principles of signal processing: Fourier and wavelet analysis, P Brémaud; Wavelet analysis: theory and applications, Daniel T.L. Lee and Akio Yamamoto*)
- 3 Решение задачи классификации временных рядов
 - SVM, Random Forest
 - (*Human activity recognition by wearable sensors: Comparison of different classifiers for real-time applications, G De Leonardi, Samanta Rosat; Enhanced human activity recognition based on smartphone sensor data using hybrid feature selection model, N Ahmed, JI Rafiq*)

Временные ряды сигналов



$a^t = (a_t^x, a_t^y, a_t^z)^T \in \mathbb{R}^3$, $g^t = (g_t^x, g_t^y, g_t^z)^T \in \mathbb{R}^3$, $l_t \in \mathbb{L}$ — показания акселерометра, гироскопа и метка активности в момент времени t .

$X = \begin{bmatrix} a \\ g \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^6 \times \mathbb{L}$, l - временной ряд сигнала и меток активностей.

Формирование обучающей выборки

Временной ряд сигнала X разбивается на пересекающиеся сегменты длины W с фиксированным шагом S : $X_{t,t+W-1} = (X_t, \dots, X_{t+W-1}) \in \mathbb{R}^{6 \times W}$ - m -ый сегмент.

Каждому сегменту ставим в соответствие метку активности по правилу: $X_{t,t+W-1} : l_{t,t+W-1} = \text{mode}(l_{t,t+W-1})$.

$f(X_m^i, l_m^i) g_{m=0}^{b \frac{T_i}{S} c}$, где $i \in [0, n]$, n - число экспериментов, T_i - время i -ого эксперимента.

Рассматривается множество параметрических моделей \mathfrak{F} :

$$\mathfrak{F} = \{f: (w, X_m) \rightarrow v, g\},$$

$$f = \arg \min_{f \in \mathfrak{F}} \mathcal{L},$$

где $X_m \in \mathbb{R}^{w \times b}$ – исходный сегмент, $v \in \mathbb{R}^d$, – векторное представление сегмента сигнала, w – параметры модели, \mathcal{L} целевая функция потерь (Triplet Loss Function).

$$L(a, n, p) = \max(k(f(X_a) - f(X_p))^2 - k(f(X_a) - f(X_n))^2 + \text{margin}, 0),$$

X_a, X_p – сегменты одного класса (одна активность), X_a, X_n – сегменты разных классов.

$$\mathcal{L} = \sum_{a, n, k} [L(a, n, k)].$$

Стратегия генерации триплетов

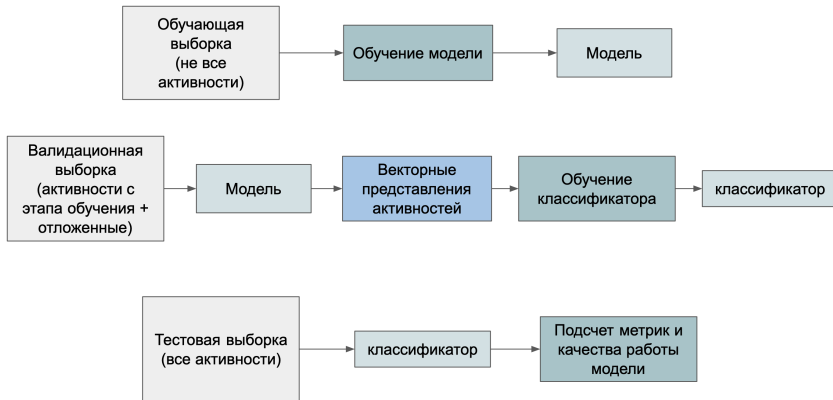
Чтобы гарантировать быструю сходимость, предлагается выбрать триплеты, которые нарушают неравенство

$$k(f(X_a) - f(X_p))k^2 + margin < k(f(X_a) - f(X_n))k^2.$$

- Сложные положительные: $\arg \max_{X_p} d(f(X_a), f(X_p))$
- Сложные отрицательные: $\arg \min_{X_n} d(f(X_a), f(X_n))$

Во время обучения предлагается для каждого сегмента выбирать топ-к сложных положительных примеров и топ-к сложных отрицательных примеров.

Общий алгоритм обучения и тестирования



В качестве параметрического семейства моделей было выбрано семейство функций, параметризованных нейронной сетью ResNetLSTM.

Вычислительный эксперимент

- Обучение и тестирование проводилось на наборах данных [Crossfit Activities Dataset](#) и [Daily Sports activities](#)
- Размер скользящего окна был выбран длиной 5 секунд, шаг — 1 секунда

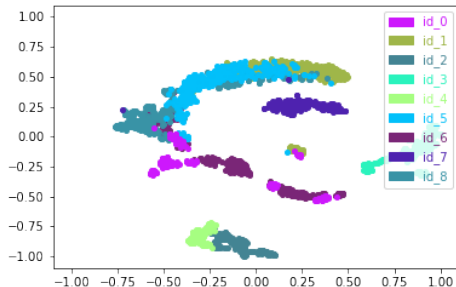
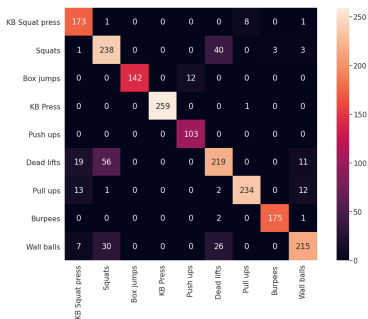
model	$F1$		<i>accuracy</i>	
kNN	89.19	0.2	87.55	0.2
SVM	88.44	0.2	87.20	0.2
Random Forest	88.69	0.2	87.21	0.2

Crossfit Activities Dataset

model	$F1$		<i>accuracy</i>	
kNN	92.39	0.1	93.55	0.1
SVM	90.34	0.1	91.23	0.1
Random Forest	89.83	0.1	89.54	0.1

Daily Sports activities

Анализ ошибки



TSNE

По результатам экспериментов можно сделать вывод, что модель строит репрезентативные векторные представления для классов, которых не было в обучении: приседания и жим гантели вверх (Squats и Pull ups).

- 1 Сформулирована задача построения признакового описания временного ряда сигнала
- 2 Предложен алгоритм обучения, использующий триплет функции потерь и стратегия генерации триплетов во время обучения
- 3 Предложен алгоритм тестирования модели
- 4 Проанализирована полученная модель на датасетах Daily Sports activities и Crossfit Activities Dataset



Lulu Chen, Hong Wei, and James Ferryman.

A survey of human motion analysis using depth imagery.

Pattern Recognition Letters.



Ankita Jain and Vivek Kanhangad.

Human activity classification in smartphones using accelerometer and gyroscope sensors.



Kangjae Lee and Mei-Po Kwan.

Physical activity classification in free-living conditions using smartphone accelerometer data and exploration of predicted results.



Sandeep Pirbhulal, Heye Zhang, and E Alahi.

A novel secure iot-based smart home automation system using a wireless sensor network.



Nishkam Ravi, Nikhil Dandekar, Preetham Mysore, and Michael L Littman.

Activity recognition from accelerometer data.



Pedro Canotilho Ribeiro, José Santos-Victor, and P Lisboa.

Human activity recognition from video: modeling, feature selection and classification architecture.



Jindong Wang, Yiqiang Chen, Shuji Hao, Xiaohui Peng, and Lisha Hu.

Deep learning for sensor-based activity recognition: A survey.