Классификация временных рядов в пространстве параметров порождающих моделей

Карасиков Михаил

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

Научный руководитель: д.ф.-м.н. В. В. Стрижов

Москва, 2015 г.

Описание исследования

Исследуется

Задача построения пространства признаков для многоклассовой классификации временных рядов

Проблема

Построение краткого интерпретируемого признакового описания временных рядов

Цели исследования:

- построение алгоритма многоклассовой классификации, использующего в качестве признаков временных рядов параметры моделей временных рядов и их распределения,
- обобщение методов классификации временных рядов, использующих явное признаковое описание,
- повышение качества решения задач классификации временных рядов.

Литература

- Time-series data mining / P. Esling, C. Agon // ACM Comput. Surv. — 2012.— December.— Vol. 45, no. 1.— Pp. 12:1–12:34.
- Human activity recognition using smart phone embedded sensors: A linear dynamical systems method / W. Wang, H. Liu, L. Yu, F. Sun // Neural Networks (IJCNN), 2014 International Joint Conference on.— 2014.—July.— Pp. 1185–1190.
- Kwapisz, J. R. Activity recognition using cell phone accelerometers / J. R. Kwapisz, G. M. Weiss, S. A. Moore // SIGKDD Explor. Newsl.— 2011.—March.— Vol. 12, no. 2.— Pp. 74–82. http: //doi.acm.org/10.1145/1964897.1964918.

Постановка задачи

Дано: $X = \left\{ x_i = [x_i^{(1)}, \ldots, x_i^{(t)}] : \; i \in \mathcal{I} \right\}$ — временные ряды,
Y — множество меток классов,
$\mathfrak{D} \subset X \times Y$ — обучающая выборка.

Модель классификации: $a = b \circ \mathbf{f} \circ \mathbf{S}$, где
$\mathbf{S}$ — алгоритм сегментации $\mathbf{S} : \; x \mapsto \{s^{(1)}, \ldots, s^{(p)}\}$,
где $s^{(k)} = [x^{(t_k)}, \ldots, x^{(t_{k+1}-1)}]$.

$\mathbf{f}$ — признаковое описание набора сегментов,
b — алгоритм многоклассовой классификации.

Метод обучения $\mu : \; (X \times Y)^m \to A$
выбирается по скользящему контролю:

$$\mu^* = \arg\min_{\mu} CV(\mu, \mathfrak{D}).$$

Модель сегмента временного ряда

Сегменты временных рядов описывается моделями вида

$$g(\mathbf{w}, x) \in X, \text{ где } \mathbf{w} \in \mathbb{R}^d.$$

Параметры настроенной модели определяются по формуле

$$\mathbf{w}_g(x) = \operatorname*{arg\,min}_{\mathbf{w} \in \mathbb{R}^d} \rho\left(g(\mathbf{w}, x), x\right).$$

Исследуются

- Модель линейной регрессии
- Модель авторегрессии (AR)
- Модель скользящего среднего (MA)
- Фурье-модель
- Вейвлет-модель

Параметры моделей сегментов

Предлагаются две схемы решения исходной задачи.

- Принцип голосования: обучение алгоритма b на новой обучающей выборке $\widehat{\mathfrak{D}}$, составленной из сегментов временных рядов исходной обучающей выборки $\mathfrak{D}$:

$$\widehat{\mathfrak{D}} = \{(\mathbf{w}_g(s), y) : \ (x, y) \in \mathfrak{D}, \ s \in \mathbf{S}(x)\}$$

  и последующая классификация

$$a(x; \mathbf{S}, g, b) = h\left(\{b(\mathbf{w}_g(s)) : \ s \in \mathbf{S}(x)\}\right).$$

- Классификация в пространстве гиперпараметров моделей (параметров распределений параметров моделей).

Классификация в пространстве гиперпараметров моделей

$\mathbf{w}_g \circ \mathbf{S}$ дает множество наборов параметров модели:

$$W(x; \mathbf{S}, g) = \{\mathbf{w}_g(s) : \ s \in \mathbf{S}(x)\}.$$

Гипотеза порождения временного ряда

Сегменты временного ряда $s \in \mathbf{S}(x)$ описываются моделью $g(\mathbf{w}, s)$ со случайными параметрами $\mathbf{w}$ из параметрического семейства распределений $\{\mathsf{P}_{\boldsymbol{\theta}}\}_{\boldsymbol{\theta} \in \Theta}$.

Предлагается в качестве признакового описания временного ряда использовать оценку вектора параметров распределения:

$$\mathbf{f}(x; \mathbf{S}, g, \Theta) = \operatorname*{arg\,max}_{\boldsymbol{\theta} \in \Theta} \mathcal{L}\left(\boldsymbol{\theta} | W(x; \mathbf{S}, g)\right).$$

Тогда получим алгоритм классификации временных рядов:

$$a(x) = b(\mathbf{f}(x; \mathbf{S}, g, \Theta)).$$

Сведение задачи многоклассовой классификации к бинарным

- One-vs-All approach:

$$a(x) = \operatorname*{arg\,max}_{i=1,\dots,N} f_i(x), \quad f_i(x) = \begin{cases} \geqslant 0, & \text{если } y(x) = i, \\ < 0, & \text{если } y(x) \neq i. \end{cases}$$

- One-vs-One approach:

$$a(x) = \operatorname*{arg\,max}_{i=1,\dots,N} \sum_{\substack{j=1,\dots,N \\ j \neq i}} f_{ij}(x), \quad f_{ij}(x) = \begin{cases} +1, & \text{если } y(x) = i, \\ -1, & \text{если } y(x) = j. \end{cases}$$

- Error-Correcting Output Codes approach:

$$a(x) = \operatorname*{arg\,min}_{i=1,\dots,N} \sum_{j=1}^{F} L(M_j^i f_j(x)),$$

где $M \in \{-1, 0, +1\}^{N \times F}$ — матрица, строки которой состоят из кодов меток классов Y, а L — функция потерь.

Бинарная классификация: $Y = \{\pm 1\}$

Пусть $\mathbf{f}(x) \in \mathbb{R}^n$ — признаковое описание временного ряда x.

Тогда для решения задачи бинарной классификации временных рядов необходимо задать метод обучения $\mu_b : \mathfrak{D} \mapsto f$.

Например,

- SVM с линейным ядром:

$$f(x; \boldsymbol{w}) = \mathsf{sign}(\boldsymbol{w}^\mathsf{T}\mathbf{f}(x) - w_0),$$

где $\boldsymbol{w}$ и w_0 — решения оптимизационной задачи

$$\frac{1}{2C}\|\boldsymbol{w}\|^2 + \sum_{(x,y)\in\mathfrak{D}} \Big(1 - y(\boldsymbol{w}^\mathsf{T}\mathbf{f}(x) - w_0)\Big)_+ \to \min_{\boldsymbol{w}\in\mathbb{R}^n,\, w_0\in\mathbb{R}};$$

- регуляризованная лог. регрессия (RLR):

$$\frac{1}{2C}\|\boldsymbol{w}\|^2 + \sum_{(x,y)\in\mathfrak{D}} \log\left(1 + e^{-y\boldsymbol{w}^\mathsf{T}\mathbf{f}(x)}\right) \to \min_{\boldsymbol{w}\in\mathbb{R}^n}.$$

Приложение

В качестве приложения рассматривается задача классификации физической активности по данным с акселерометра.

Особенности

- Классификация физической активности людей с разными физическими характеристиками
- Форма временного ряда существенно зависит от характеристик человека
- Во временных рядах допускаются аномалии

Предположение

Форма временного ряда сохраняются для конкретного человека и типа физической активности

Вычислительный эксперимент

Цели эксперимента:

1. демонстрация качества предлагаемого алгоритма
2. изучение зависимости качества классификации от
   - алгоритма сегментации
   - модели сегмента

Dataset WISDM

Временной ряд из трех компонент: $\mathbf{x} = [x_t^k]^{k=1,2,3}$.

Признаки (по 31 на каждый временной ряд)

1. 7 коэффициентов авторегрессии $AR(6)$:

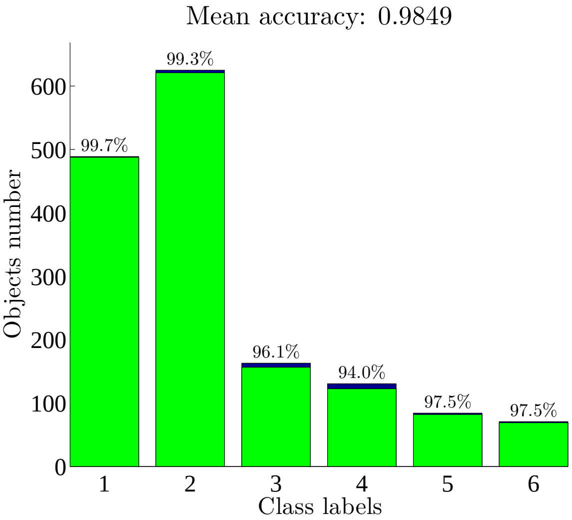
$$\underset{w_0,\dots,w_6}{\text{arg min}} \sum_t \left(x_t^k - w_0 - \sum_{i=1}^{6} w_i x_{t-i}^k \right)^2 .$$

2. Статистики:

- $\bar{x}^k = \frac{1}{T} \sum_t x_t^k$,
- $\frac{1}{T} \sum_t |x_t^k - \bar{x}^k|$,
- $\sqrt{\frac{1}{T-1} \sum_t (x_t^k - \bar{x}^k)^2}$,
- $\frac{1}{T} \sum_t \|\mathbf{x}_t\|$.

Без сегментации, классификатор RBF SVM ($\gamma = 0.8$, $C = 4$), подход One-vs-All, 50 случайных разбиений в отношении 7 к 3.

Dataset WISDM: результаты



Class labels:

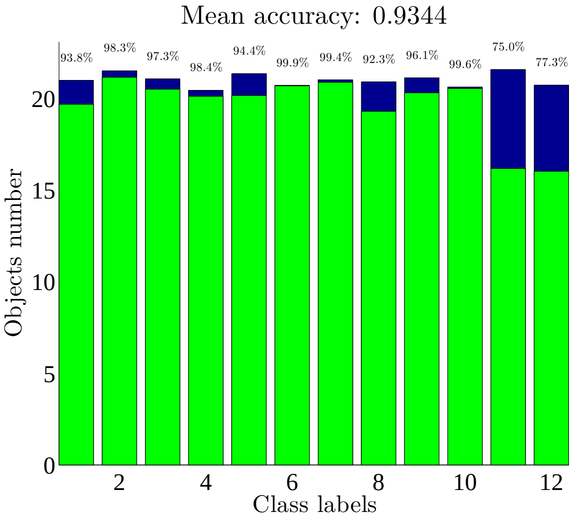
1. Jogging
2. Walking
3. Upstairs
4. Downstairs
5. Sitting
6. Standing

Выборка содержит: показания акселерометра и гироскопа для 12 типов физической активности.

Частота исходной выборки $100\,\text{Hz}$.
Приведем данные к частоте $10\,\text{Hz}$.

Будем решать задачу многоклассовой классификации, классификатор RBF SVM ($\gamma = 0.1$, $C = 16$), подход One-vs-All, 200 случайных разбиений в отношении 7 к 3.

В качестве признаков берутся коэффициенты модели авторегрессии.



Class labels:

1 walk forward
2 walk left
3 walk right
4 go upstairs
5 go downstairs
6 run forward
7 jump up and down
8 sit and fidget
9 stand
10 sleep
11 elevator up
12 elevator down

Dataset USC-HAD: голосование сегментов

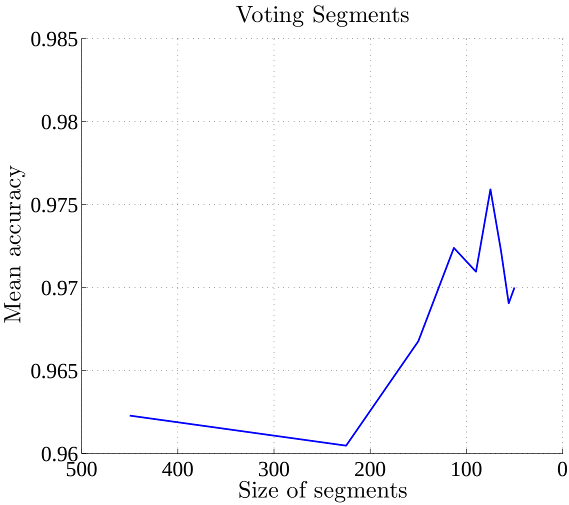


Рис.: Эксперимент на первых 10 классах. One-vs-One, RLR ($C = 1$).

Dataset USC-HAD: нормальные распределения параметров

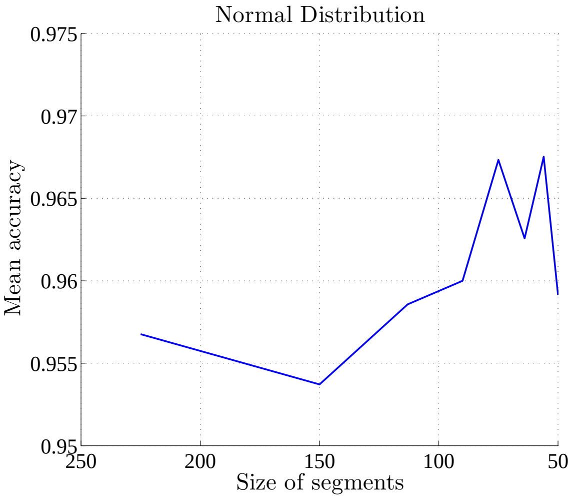


Рис.: На первых 10 классах. One-vs-One, RLR ($C = 0.25$).

Dataset USC-HAD: сравнение на всей выборке

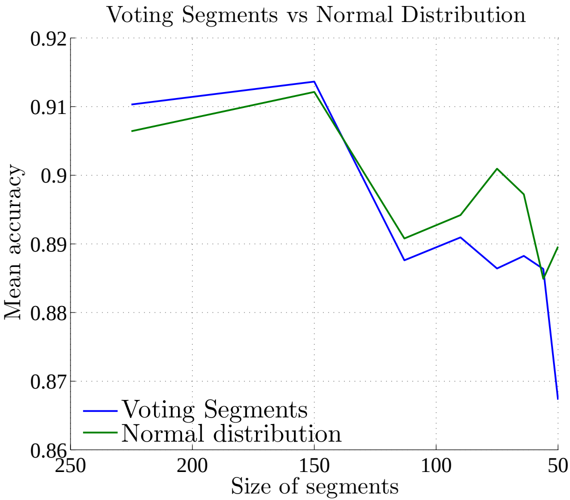


Рис.: Сравнение на всей выборки (12 классов).

Заключение

- Метод классификации временных рядов в пространстве параметров моделей показывает высокие результаты.
- Использование модели авторегрессии не накладывает ограничений на алгоритм сегментации.
- Алгоритм голосования менее устойчив к изменению длине сегмента.

Результаты, выносимые на защиту

- Предложен алгоритм построения пространства признаков.
- Предложены алгоритмы классификации временных рядов
- Выполнена программная реализация и проведены численные эксперименты, показавшие повышение качества решения задачи классификации типов физической активности.