Теоретическая обоснованность применения метрических методов классификации с использованием динамического выравнивания (DTW) к пространственно-временным объектам

Александра Харь

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

Консультанты: Г. Моргачев, А. Гончаров Научный руководитель д.ф.-м.н. В. В. Стрижов

Цели исследования

Цель работы

Обосновать применение DTW для метрических методов классификации временных рядов.

Метод решения

Проверка качества классификации временных рядов (при помощи SVM) с использованием DTW и без него

Список литературы

- Hui Ding, Goce Trajcevski, Peter Scheuermann, Xiaoyue Wang, and Eamonn J. Keogh. Querying and mining of time series data: experimental comparison of representations and distance measures. PVLDB, 1(2):1542–1552, 2008.
- Eamonn Keogh and M. Pazzani. Scaling up dynamic time warping to massive datasets. In Proceedings 3rd European Conference on Principles and Practice of Knowledge Discovery in Databases, pages 1–11, 1999.
- Chan P. Fastdtw Salvador S. Toward accurate dynamic time warping in linear time and space. In Workshop on Mining Temporal and Sequential Data, page 11, 2004.
- Kristin P. Bennett and Colin Campbell. Support vector machines: Hype or hallelujah?SIGKDD Explorations, 2(2):1–13, 2000.
- Mercer. Functions of positive and negative type and their connection with the theory of integral equations. Philos. Trans. Royal Soc. (A), 83(559):69-70, November 1909.

Постановка задачи

Объекты $X \in \mathbb{R}^n$ - временные ряды, принадлежащие двум непересекающимся классам $Y = \{+1, -1\}$ Линейный классификатор: $a(x) = sign(\sum_{i=1}^{n} w_i x_i - w_0) = sign(\langle w, x \rangle - w_0)$, где $x = (x_1, \dots, x_n)$ – признаковое описание объекта x, $w=(w_1,\ldots,w_n)\in\mathbb{R}^n$ и $w_0\in\mathbb{R}$ – веса признаков $\langle w, x \rangle = w_0$ – гиперплоскость, разделяющая классы задача оптимизации: $egin{cases} rac{1}{2}\langle w,w
angle
ightarrow extit{min} \ (\langle w,x^j
angle - w_0)y^j \geq 1 \ i=1,\ldots,I \end{cases}$

Теоретическая часть

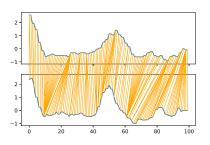
Если выборка не является линейно разделимой, то для классификации при помощи SVM необходимо перейти в пространство большей размерности, где она уже будет линейно разделима. Скалярной произведение $\langle x, x' \rangle$, таким образом, везде заменяется на значение функции ядра в соответствующих двух точках K(x,x').

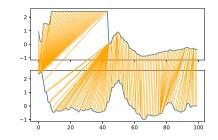
Теорема Мерсера:

Функция K(x,x') является ядром тогда и только тогда, когда:

- $\bullet \ K(x,x') = K(x',x)$
- ullet матрица $K=||K(x_i,x_j)||_{i,j}$ неотрицательно определена: $v^TKv>0 \ \ \forall v\in \mathbb{R}^n$

Примеры выравнивающих путей между двумя временными рядами (DTW)



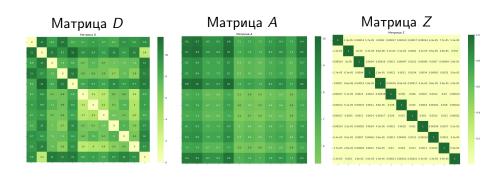


При помощи алгоритма DTW вычисляется матрица D попарных расстояний между временными рядами, при помощи теоремы Мерсера выявляется, что она не является ядром.

Модификация матрицы D

• Ищем ближайшую к матрице D неотрицательно определенную матрицу A следующим образом: так как D – симметрична, то $D = QMQ^T$, где M – диагональная с собственными числами D на диагонали, $M_+ = max(M,0)$, $A = QM_+Q^T$ – неотрицательно определенная • Создаем RBF-ядро $K(x,x') = exp(-\gamma \cdot \rho_{dtw}(x,x'))$, где $\rho_{dtw}(x,x')$ - расстояние между рядами x и x', получаем матрицу Z, она уже является ядром, что было проверено на эксперименте при помощи теоремы Мерсера.

На небольшом объеме данных матрицы выглядят следующим образом



Затем мы работаем уже с большими объемами данных и считаем аналогично матрицы $D,\ A,\ Z.$ Затем используем эти матрицы, а также обыкновенную норму I_2 в качестве "ядра"в алгоритме SVM для классификации данных.

Оценка точности классификации

метрика l₂: 0.182

матрица D: 0.227

матрица A: 0.523

матрица Z: 0.864

Заключение

- Произведена классификация временных рядов при помощи ядрового SVM с различными ядрами: метрика l_2 , матрица расстояния между временными рядами D, ее аппроксимация до ядра A, и rbf ядро Z
- Проведено сравнение данных классификаций