Методы детектирования аномалий. Лекция 1: Плотность данных

Иван Шанин
ivan.shanin@gmail.com

ИПИ РАН

11.02.2019

Лекция 1: Плотность данных

1. Введение
   - Оргвопросы
   - Материалы
   - План курса
   - Детектирование аномалий

2. Плотность данных
   - Локальный фактор аномальности (LOF)
   - Оценка плотности распределения
   - Параметрическая оценка плотности

Оргвопросы

- Лекции по понедельникам, ауд. 612, 17.00 - 18.20
- Три домашних задания, учет посещения, экзамен
- 55 баллов - уд., 75 баллов - хор, 85 баллов - отл
- По вопросам писать на `ivan.shanin@gmail.com`
- Рекомендуемая среда - Jupyter Notebook
- Слайды и домашние задания будут выкладываться на github

Материалы

- Учебники и монографии:
  - Outlier Analysis - Charu C. Aggarwal (Springer, 2017, 2nd ed.)
  - Time Series Knowledge Mining - F. Mörchen (2006)
- Датасеты:
  - Outlier Detection DataSets (ODDS)
    http://odds.cs.stonybrook.edu/
  - Numenta Anomaly Benchmark (NAB)
    https://github.com/numenta/NAB

План курса

- Метрические методы:
  1. Локальные методы: kNN, DBSCAN, LOF, LOCI
  2. Кластеризация: k-means, иерархическая кластеризация
  3. Восстановление плотности данных: непараметрические методы, EM-алгоритм
  4. Классификация: наивный байесовский классификатор, одноклассовый SVM
- Аномалии во временных рядах:
  1. Авторегрессионные модели. ARIMA.
  2. Методы, основанные на расстояниях между временными рядами: евклидово расстояние, его вариации. Dynamic Time Warping.
  3. Представления временных рядов: спектральное разложение, вейвлет-разложение.

План курса

- Аномалии в дискретных последовательностях:
  1. Методы, основанные на расстоянии между последовательностями: простое сравнение, наибольшая общая подпоследовательность (с учетом нормализации), compression-based dissimilarity.
  2. Оконные оценки аномальности дискретных последовательностей
  3. Моделирование дискретных последовательностей: конечные автоматы, суффиксные деревья. Скрытые марковские модели
- Поиск аномалий в графах:
  1. Методы анализа статических графов. Поиск аномальных вершин. Методы, основанные на метрике Egonet.
  2. Поиск реберных аномалий с помощью структурных генерационных моделей
  3. Применение матричной факторизации к задаче поиска аномальных ребер в графе
  4. Детектирование аномальных подграфов, методы MDL и SUBDUE.

План курса

- Аномалии в текстовых данных:
    1. Методы, основанные на частотности слов. TF-IDF. Поиск первоисточника (first story detection).
    2. Латентный семантический анализ, тематическое моделирование

Примечание

Курс находится в состоянии переработки, план может незначительно измениться в течении семестра.

Постановка задачи

Определение

Аномалия – наблюдение, отличающееся от остальных наблюдений достаточно сильно, чтобы предположить, что оно имеет иную природу происхождения.

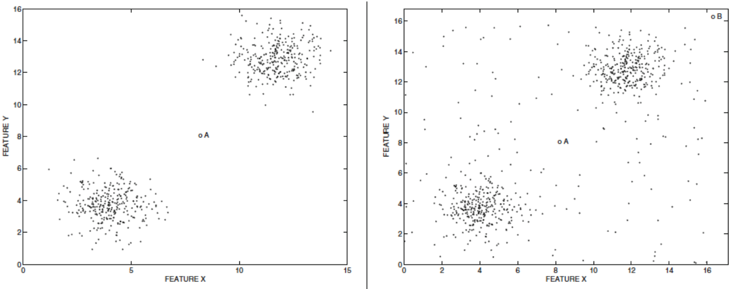
Особенности задачи детектирования аномалий:

- Характерен сильный дисбаланс классов (вплоть до полного отсутствия аномальных объектов в обучающей выборке)
- Аномалии могут быть крайне разнородны
- Аномальные объекты могут быть как шумовыми (подлежащими удалению из выборки), так и имеющими существенное значение для анализа (отражать важные изменения в данных)

Примеры задач

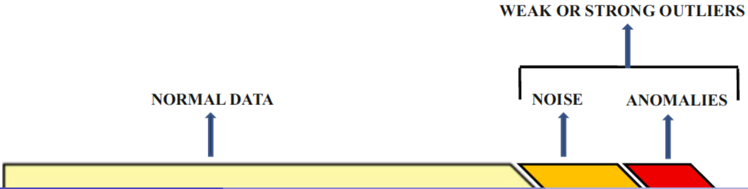
- Детектирование мошеннических банковских транзакций
- Выявление аномальный сердечных сокращений по ЭКГ
- Детектирование поломок и неисправностей в работе различного оборудования
- Поведенческие пользовательские аномалии в социальных сетях
- Детектирование сетевого вторжения
- Анализ последовательностей ДНК
- Анализ химических соединений

Зашумленные данные

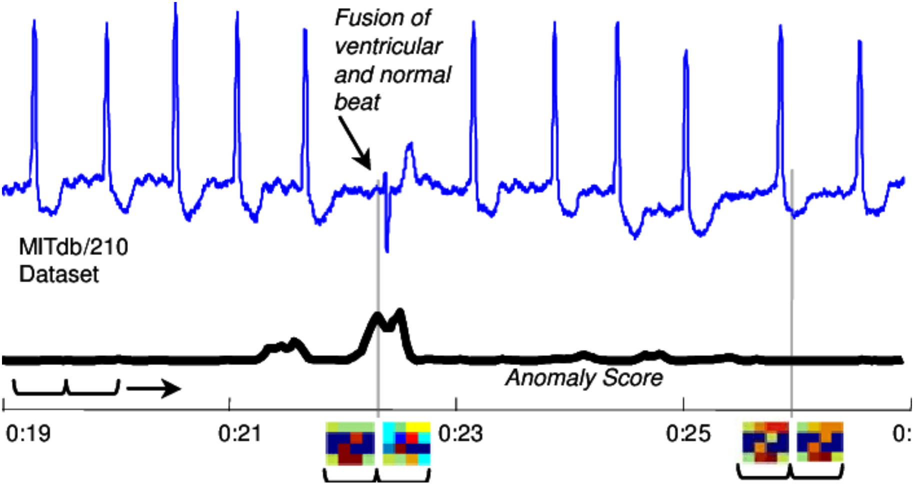


(a) No noise (b) With noise

Figure 1.1: The difference between noise and anomalies



Анализ ЭКГ


Fusion of ventricular and normal beat
MITdb/210 Dataset
Anomaly Score
0:19
0:21
0:23
0:25
0:

Обучение с учителем и без учителя

Supervised Model	Unsupervised Analog
k-nearest neighbor	k-NN distance, LOF, LOCI
Linear Regression	Principal Component Analysis
Naive Bayes	Expectation-maximization
Decision Trees, Random Forest	Isolation Trees, Isolation Forest
Rule-based	FP-outlier
Support-vector machines	One-class SVM
Neural Networks	Replicator neural network
Matrix factorization	Principal Component analysis

Лекция 1: Плотность данных

LOF: Local Outlier Factor

Для объекта $\overline{X}$ определим:

- $L_k(\overline{X})$ - множество k ближайших соседей объекта $\overline{X}$
- $D^k(\overline{X})$ - расстояние от объекта $\overline{X}$ до k-го ближайшего соседа
- $R_k(\overline{X}, \overline{Y})$ - относительная доступность объекта $\overline{X}$ относительно объекта $\overline{Y}$:

$$R_k(\overline{X}, \overline{Y}) = \max\{dist(\overline{X}, \overline{Y}), D^k(\overline{Y})\}$$

- $AR_k(\overline{X})$ - средняя доступность объекта $\overline{X}$ в окрестности k ближайших соседей:

$$AR_k(\overline{X}) = \frac{1}{|L_k(\overline{X})|} \sum_{\overline{Y} \in L_k(\overline{X})} R_k(\overline{X}, \overline{Y})$$

LOF: Local Outlier Factor

Получим, что значения локального фактора выбросов

$$LOF_k(\overline{X}) = \frac{1}{|L_k(\overline{X})|} \sum_{\overline{Y} \in L_k(\overline{X})} \frac{AR_k(\overline{X})}{AR_k(\overline{Y})}$$

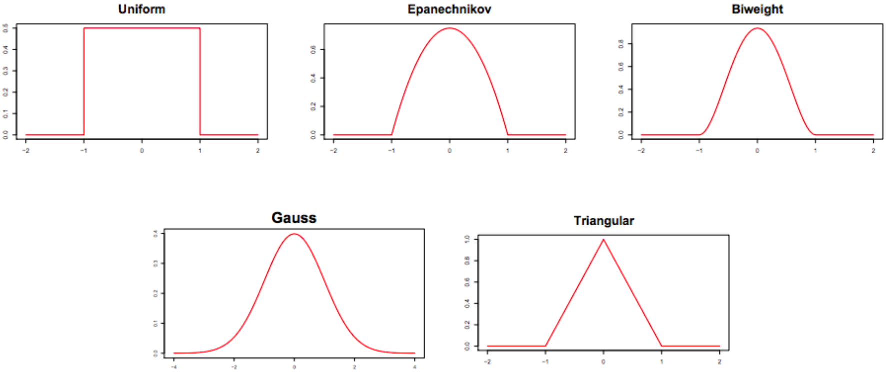
для объектов, находящихся внутри кластера близки к 1, вне зависимости от плотности кластера, тогда как значения фактора для объектов-аномалий будет значительно выше.

Ядерная оценка плотности (KDE)

- Локальная непараметрическая оценка плотности Парзена – Розенблатта:

$$\hat{p}_h(x) = \frac{1}{NV_h} \sum_{i=1}^{N} K\left(\frac{\rho(x, x_i)}{h}\right)$$

- $K(z)$ - произвольная четная функция, называемая функцией ядра



Восстановление плотности нормального распределения

Рассмотрим упрощенную ситуацию: признаки объектов распределены нормально и **независимо**: $x \in \mathbb{R}^{(n)}, x_i \sim \mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i^2)$.
Оценим параметры μ и σ^2:

$$\hat{\mu}_i = \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m} x_i^{(j)}, \quad \hat{\sigma}_i^2 = \frac{1}{m-1}\sum_{j=1}^{m}\left(x_i^{(j)} - \hat{\mu}_i\right)^2$$

Подставим полученные оценки в формулу плотности нормального распределения:

$$\hat{p}(x) = \prod_{i=1}^{n} p(x_i; \hat{\mu}_i, \hat{\sigma}_i^2) = \prod_{i=1}^{n} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\hat{\sigma}_i^2} exp\left(-\frac{(x_i - \hat{\mu}_i)^2}{2\hat{\sigma}_i^2}\right).$$