Нечеткая кластеризация потоков данных методом d-FuzzyStream

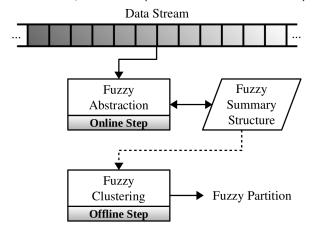
Поздняков Виталий

Высшая школа экономики

Декабрь 2019

Методология FOOF (Fuzzy Online-Offline Framework)

- ▶ Используется для работы с потоком данных
- ► Нечеткая версия ООF (Online-Offline Framework)



- ▶ Первый этап микрокластезация (d-FuzzyStreram)
- ► Второй этап макрокластеризация (Weighted Fuzzy C-Means)

Определения

Нечеткий микрокластер (Fuzzy Micro-Claster, FMiC) задается вектором

$$FMiC = (\overline{CF}, SSD, N, t, M)$$

- lacktriangle $\overline{\mathit{CF}}_i = \sum \mu_{ij} x_j$ линейная взвешенная сумма наблюдений
- $ightharpoonup SSD_i = \sum \mu_{ij}^m d(x_j, c_i)^2$ квадратичная взвешенная сумма расстояний до наблюдений
- N_i количество наблюдений
- ▶ t_i дата последнего наблюдения
- $lackbrack M_i = \sum_{x_i \in C_i} \mu_{ij}$ сумма степеней принадлежности

Важные свойства: инкрементность, аддитивность

Определения

Тогда можно выразить

- $ightharpoonup c = \overline{\mathit{CF}}/M$ центроид микрокластера
- b $dp = \sqrt{\frac{SSD}{N}}$ нечеткое рассеивание (fuzzy dispersion), отражает радиус микрокластера
- ► $FR_{ij} = \frac{dp_i + dp_j}{d(c_i, c_j)}$ матрица близости микрокластеров i и j. Чем больше значение, тем ближе микрокластеры
- $au \in [0,+\infty]$ пороговое значение близости, при котором кластеры i и j объединяются в один. При au < 1 границы кластеров не пересекаются

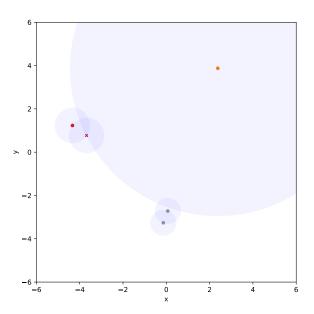
Алгоритм d-FuzzyStream

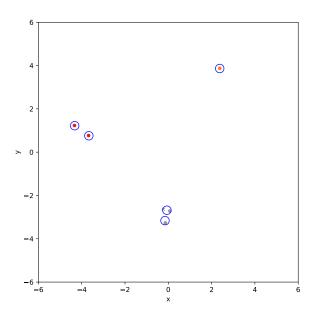
Входные параметры: minFMiC, maxFMiC — минимальное и максимальное количество микрокластеров, au — порог объединения микрокластеров, m — коэффициент размытия

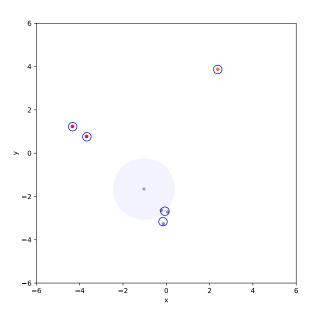
- 1. Пока количество микрокластеров меньше минимального, создаем новые микрокластеры под каждое наблюдение
- 2. Если новое наблюдение попадает в радиус хотя бы одного микрокластера, то оно инкрементируется в параметры этих микрокластеров со степенью принадлежности

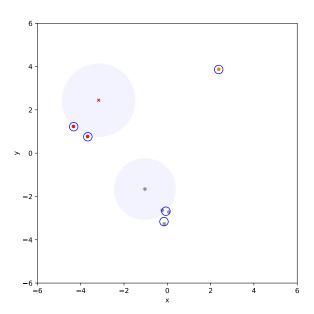
$$\mu_{ik} = 1/\sum_{j} \left(\frac{d(x_k, v_i)^2}{d(x_k, v_j)^2} \right)^{\frac{1}{m-1}}$$

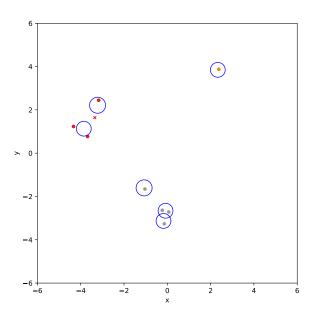
- 3. Если новое наблюдение не попадает в радиус микрокластера, то создаем под него новый микрокластер
- 4. При превышении максимального количества кластеров удаляется самый старый
- 5. При превышении порога близости кластеры объединяются

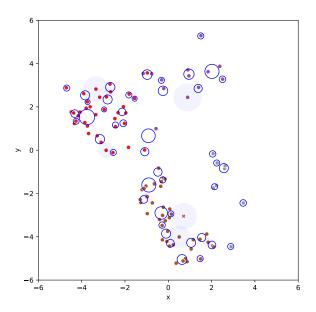






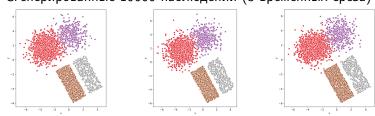




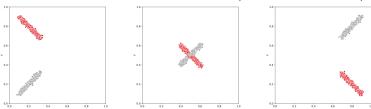


Датасеты для тестирования

Сгенерированные 10000 наблюдений (3 временных среза)



Сгенерированные 11000 наблюдений (3 временных среза)



Метрики качества

- Creations количество созданных микрокластеров
- ► Removals количество удаленных микрокластеров
- Absorptions количество попаданий в радиус микрокластера
- ▶ Merges количество объединений микрокластеров
- $Purity = rac{1}{N} \sum_i \max_j |C_i \cap T_j|$ мера «чистоты» кластеризации, где T_j размеченный заранее класс наблюдения

Результаты тестирования

Датасет #1 (1000 - 2000 - 3000)

#	purity	creations	removals	merges	absorptions	seconds
0	0.194	523	91	332	623	29
1	0.129	824	451	274	182	75
2	0.127	821	387	335	295	68
Среднее	0.15	722.67	309.67	313.67	366.67	57.33

Датасет #2 (1000 - 2000 - 3000)

#	purity	creations	removals	merges	absorptions	seconds
0	0.194	523	91	332	623	29
1	0.129	824	451	274	182	75
2	0.127	821	387	335	295	68
Среднее	0.15	722.67	309.67	313.67	366.67	57.33

Литература

- ▶ A Framework for Clustering Evolving Data Streams, 2003, Charu C. Aggarwal, Jiawei Han, Jianyong Wang, Philip S. Yu
- FuzzStream: Fuzzy Data Stream Clustering Based on the Online-Offline Framework, 2017, Priscilla de Abreu Lopes and Heloisa de Arruda Camargo
- d-FuzzStream: A Dispersion-Based Fuzzy Data Stream Clustering, 2018, Leonardo Schick, Priscilla de Abreu Lopes and Heloisa de Arruda Camargo
- Merging Clusters in Summary Structures for Data Stream Mining based on Fuzzy Similarity Measures, 2019, Leonardo Schick, Priscilla de Abreu Lopes and Heloisa A. Camargo