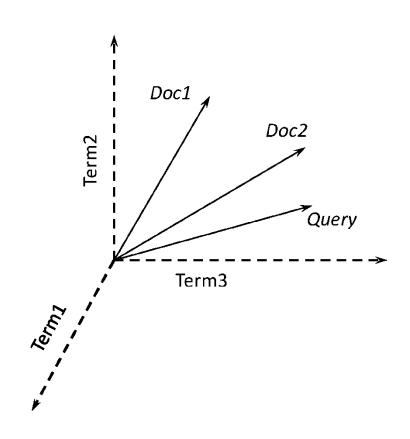
Кластеризация текстов

Маннинг и др. Введение в информационный поиск, гл.16, 17

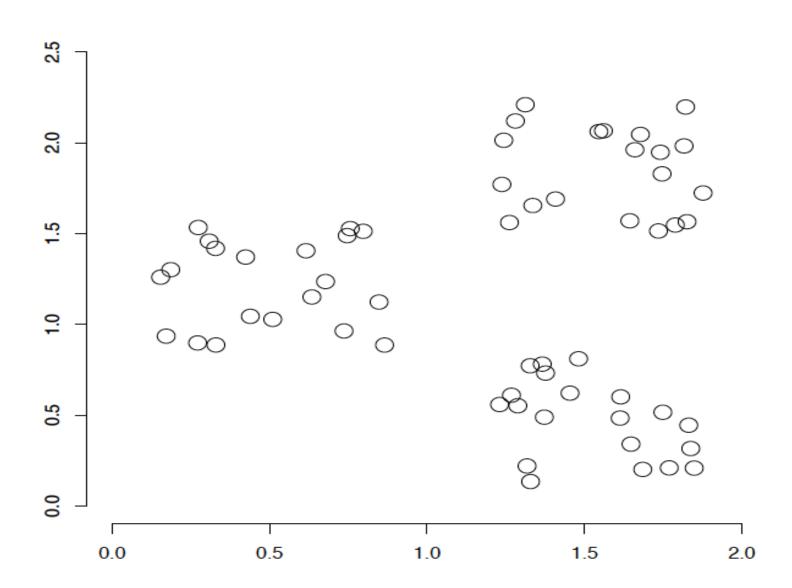
Автоматическая кластеризация текстов

- Имеется текстовая коллекция
- Нужно разбить коллекцию на классы близких документов
- Могут быть созданы иерархические классы
- Сейчас: одно из важных средств для визуализации большой выдачи документов при поиске
- Для визуализации важно: хорошее название кластера
- Примеры:
 - Новостные агрегаторы (Яндекс.Новости, Рамблер.Новости, Google.News, Новотека)
 - Кластеризация результатов поиска (Clusty, Нигма)

Прошлые лекции: векторная модель представления документов

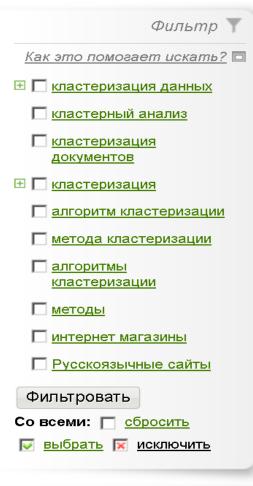


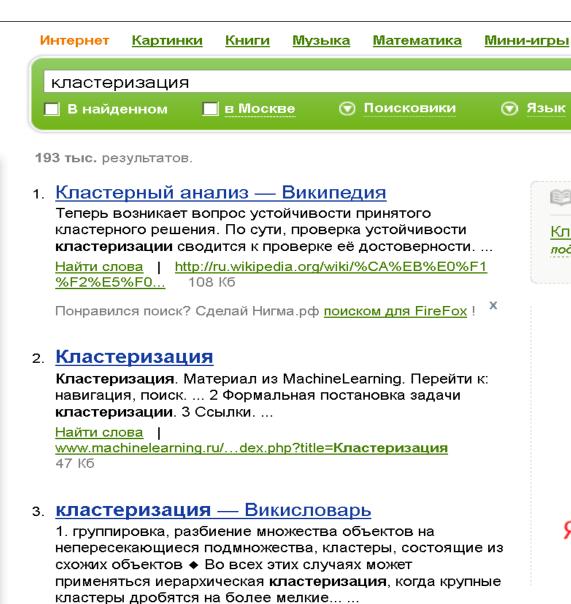
Документы как вектора в пространстве



Кластеризация выдачи поисковой системы







Найти слова | ru.wiktionary.org/wiki/кластеризация

46 Кб

 \bigcirc

🗐 Справка

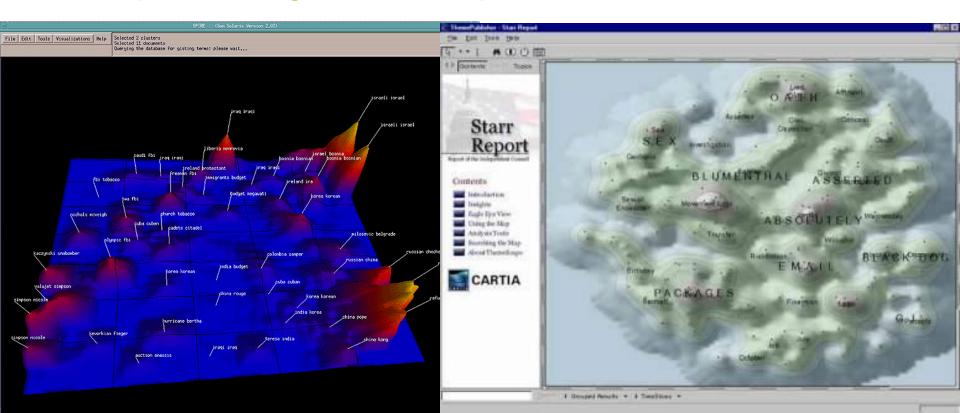
Кластерный

Яндекс □

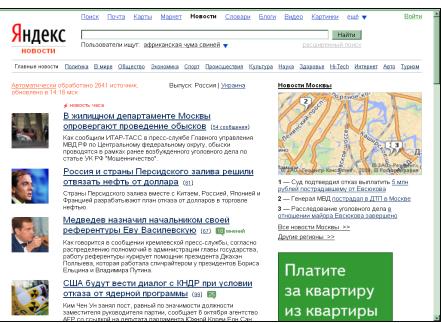
подробнее

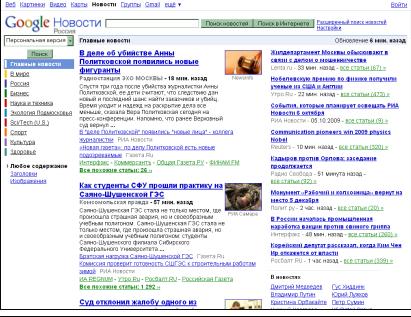
Для визуализации тематик в коллекции документов

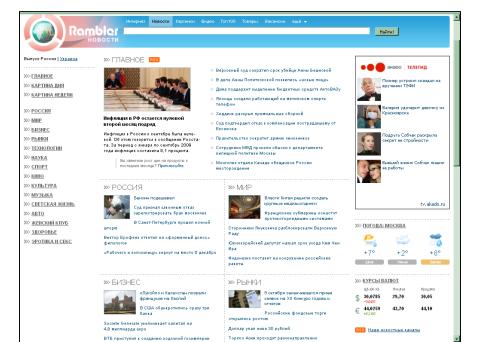
- Wise et al, "Visualizing the non-visual"
- ThemeScapes, Cartia
 - [Mountain height = cluster size]

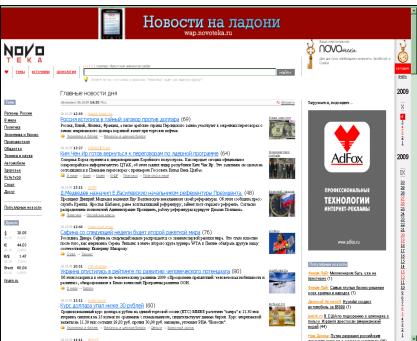


Новостные агрегаторы









Понятие сходства/расстояния

• Идеал: семантическое сходство

- На практике: статистическое сходство
 - Косинусное сходство
 - Документы как вектора

Алгоритмы кластеризации

- Плоские алгоритмы
 - Обычно начинаются со случайного разбиения
 - -Итеративное уточнение
 - *K средних (К* means)

- Иерархические алгоритмы
 - -Снизу-вверх, аггломеративный
 - -(Сверху-вниз, разбиение)

Жесткая и мягкая кластеризация

- Жесткая кластеризация: Каждый документ принадлежит только к одному кластеру
 - Легче выполнить
- Мягкая кластеризация: Документ может принадлежать более, чем к одному кластеру
 - Полезно, но сложнее разбивать и использовать

• Далее только жесткая кластеризация

K-Means: основные идеи

- Рассматривает документы как вектора с вещественными значениями
- Кластеры базируются на понятии центроида точек в кластере, *с*:

$$\vec{\mu}(c) = \frac{1}{|c|} \sum_{\vec{x} \in c} \vec{x}$$

 Присваивание документов к кластеру базируется на сходстве с теущими центроидами кластеров

Алгоритм K-Means

- •Выберем K случайных документов $\{s_1, s_2, \dots s_K\}$ как исходное множество (seeds) это как бы центроиды будущих кластеров.
- •До тех пор пока кластеризация не сойдется (или другой критерий остановки):

Для каждого документа d_i :

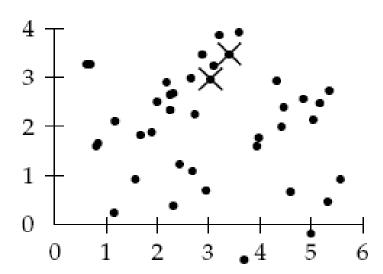
 \square присваиваем d_i к кластеру c_j такому, что similarity(x_i , s_i) - максимально.

Затем обновляем множество (s1, s2,... sK), заменяем на центроиды текущих кластеров

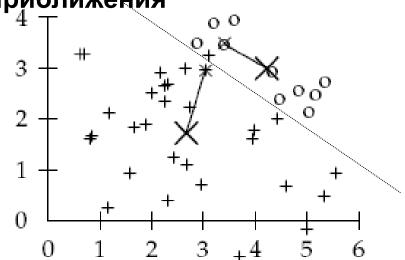
Для каждого кластера c_{j}

$$S_j = \mu(C_j)$$

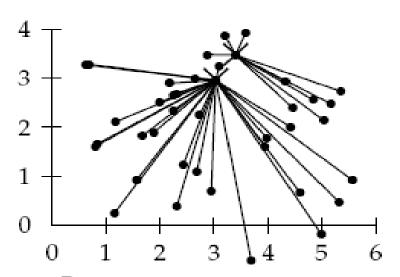
Метод k-means



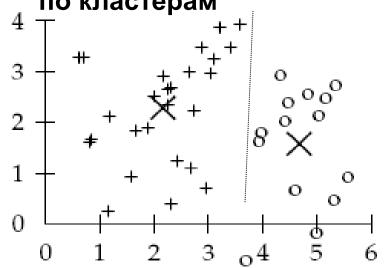
Выбор начального приближения



Выбор следующего приближения для центров

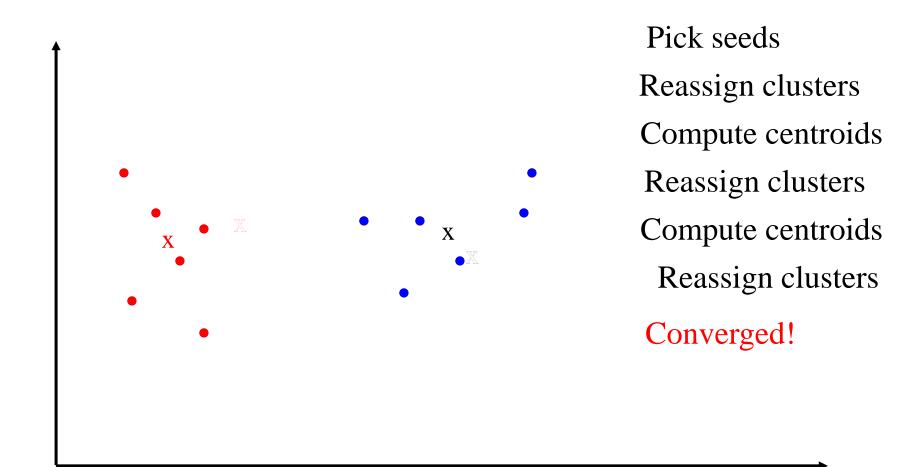


Распределение документов по кластерам



Перераспределение

K Means (Пример)(K=2)



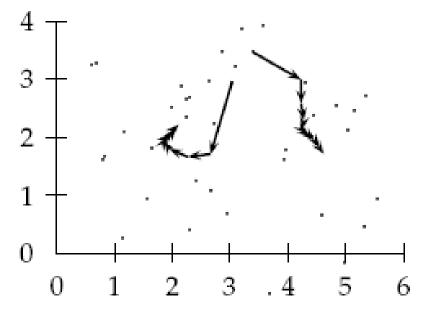
Условия остановки

- Несколько возможностей
 - -Фиксированное число итераций
 - –Не меняется разделение по документов
 - -Не меняется позиция центроидов

Сколько кластеров?

- Число кластеров задается К
 - Разделяет документы на определенное число кластеров
- Нахождение правильного числа кластеров это часть проблемы

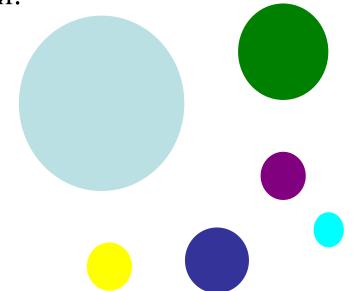
• Могут использоваться специальные методы подбора k



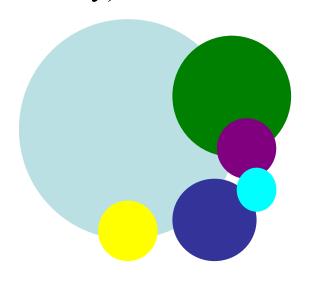
Особенности:

- -- классический метод задание фиксированного множества кластеров
- -- кластеры стремятся быть одинаковыми и «круглыми»

Любой метод кластеризации хорош, если:

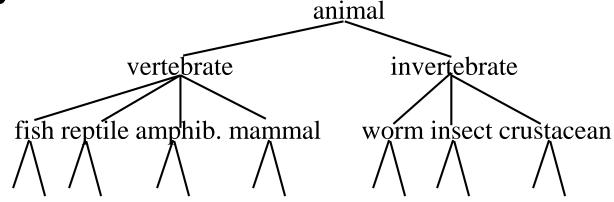


Но на практике часто (по смыслу):



Иерархическая кластеризация

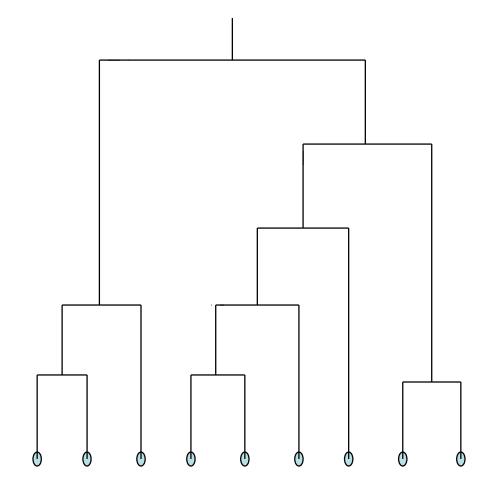
 Строит древообразную иерархическую таксономию (дендрограмму) на основе множества документов



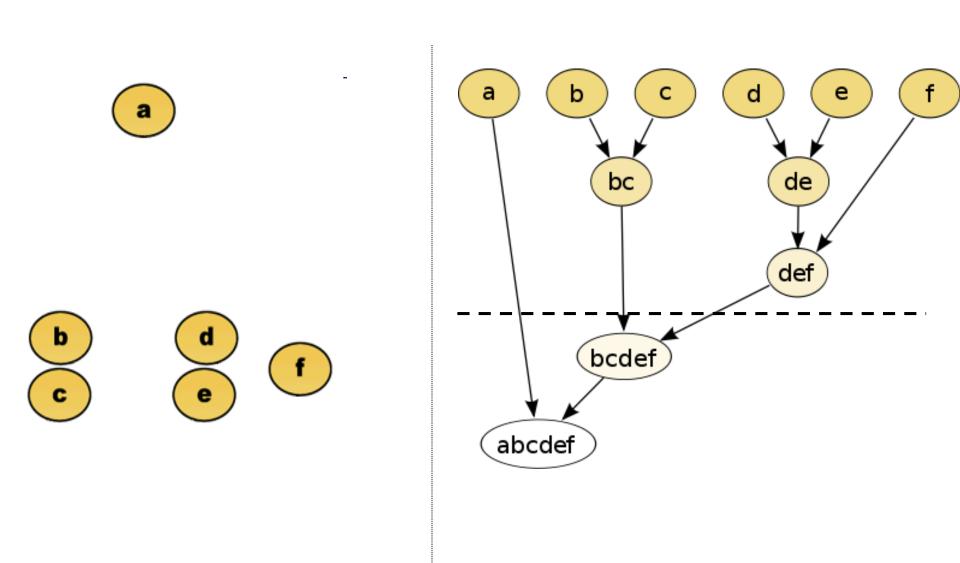
• Метод: рекурсивное применение алгоритма объединения наиболее похожих кластеров

Дендрограмма: Иерархическая кластеризация

Кластеризация получается обрезкой дендрограммы на заданном уровне: каждый связный компонент формирует отдельный кластер



Агломеративная кластеризация



Иерархическая аггломеративная кластеризация

- Начинает с рассмотрения документов как отдельных кластеров
 - итеративно объединяет ближайшую пару кластеров, до тех пор пока не останется один кластер.
- История объединения и образует бинарное дерево или иерархию

Ближайшая пара кластеров

• Много способов определения, что такое наиболее сходная пара кластеров

Single-link

Сходство по наиболее похожим документам (single-link)

Complete-link

- Сходство по наиболее непохожим документам

• Центроид

Сходство по наиболее похожим центроидам

Average-link

 Средний косинус между парами элементов двух кластеров

Аггломеративная кластеризация: Single Link

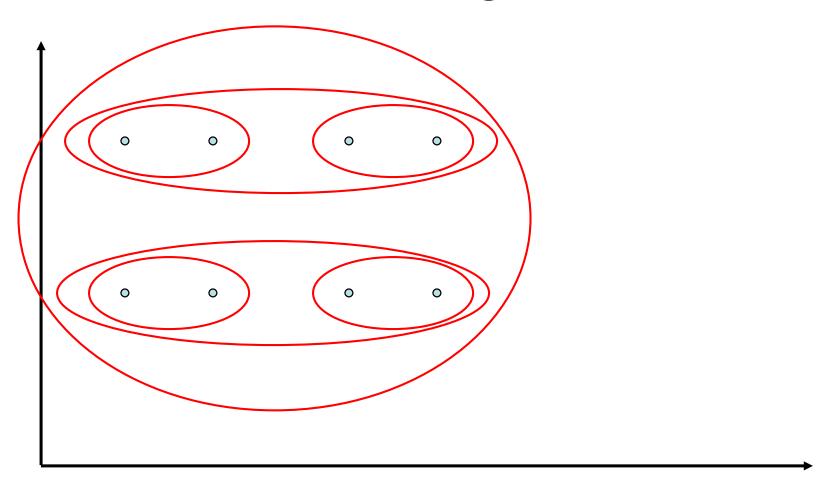
• Использует максимальное сходство пар:

$$sim(c_i,c_j) = \max_{x \in c_i, y \in c_j} sim(x,y)$$

- Может породить длинные и тонкие кластеры цепочки.
- После склеивания c_i и c_j , сходство результирующего кластера к другому кластеру, c_k :

$$sim((c_i \cup c_j), c_k) = \max(sim(c_i, c_k), sim(c_j, c_k))$$

Пример Single Link



Кластеризация по всем связям (complete link)

• Использует наименее сходные пары:

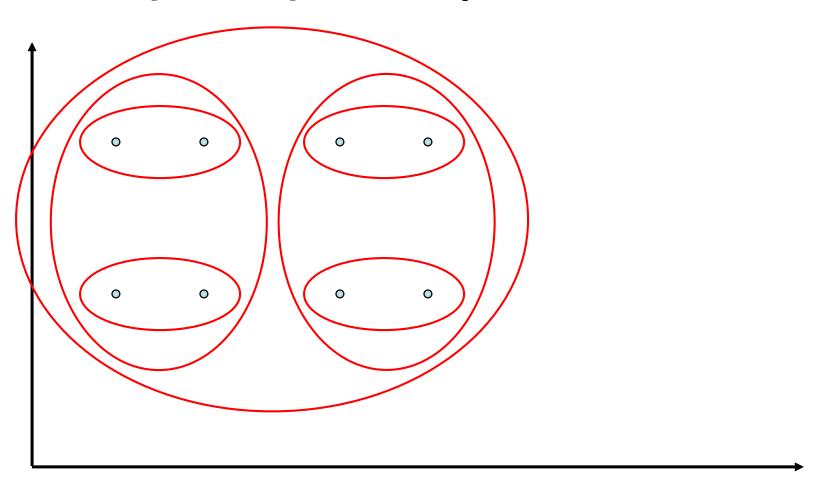
$$sim(c_i,c_j) = \min_{x \in c_i, y \in c_j} sim(x,y)$$

- Создает более «плотные», сферические кластеры.
- После склеивания c_i и c_j , сходство результирующего кластера с другим кластером, c_k , :

$$sim((c_i \cup c_j), c_k) = min(sim(c_i, c_k), sim(c_j, c_k))$$

$$C_i$$
 C_j C_k

Пример Complete Link



Что такое хорошая кластеризация?

- Внутренний критерий: Хорошая кластеризация производит качественные кластеры, в которых:
 - Внутри кластера сходство высокое
 - Между классами сходство низкое
 - Измеряемое качество кластеризации зависит и от документа, и от меры сходства

Внешние критерии качества кластеризации

- Качество измеряется способность кластеризации обнаруживать скрытые классы объектов в эталонных данных (gold standard)
- Оценивает кластеризацию по отношению к «истинным» кластерам (ground truth) ... требует *размеченных данных*
- Предположим, что имеются документы с C правильными кластерами, тогда как наш алгоритм порождает K кластеров, ω_1 , ω_2 , ..., ω_K с n_i элементами.

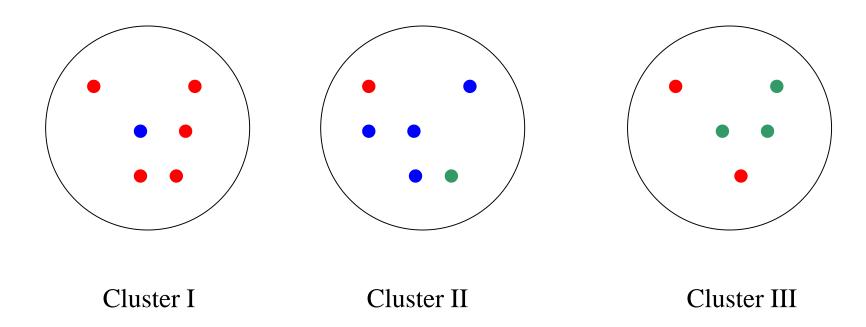
Внешняя оценка качества кластеров: чистота (purity)

 Простая мера: <u>purity</u>, Отношение между доминантным классом в кластере π_i и размером кластера ω_i

$$Purity(\omega_i) = \frac{1}{n_i} \max_{j} (n_{ij}) \quad j \in C$$

Sec. 16.3

Пример оценки чистоты



Cluster I: Purity = 1/6 (max(5, 1, 0)) = 5/6

Cluster II: Purity = 1/6 (max(1, 4, 1)) = 4/6

Cluster III: Purity = 1/5 (max(2, 0, 3)) = 3/5

Индекс Rand между парами решений, здесь RI = 0.68

Число документо в	Тот же кластер в кластериза ции	Разные кластеры в кластериза ции
Тот же кластер в эталоне	20	24
Другой кластер в	20	72

Rand index и F-мера

$$RI = \frac{A+D}{A+B+C+D}$$

Сравним со стандартными полнотой и

ТОЧНОСТЬЮ:
$$A = \frac{A}{A+B}$$
 $R = \frac{A}{A+C}$

Возможно, лучшей мерой является F-мера

Особенности кластеризации новостей

Особенности обработки новостного потока

- Корпус документов постоянно пополняется
- Временное окно (24-72-120 часов)
- Разные размеры
- Наличие дубликатов, определение первоисточника
- Ошибки при сборе новостных сообщений:
 - ошибки очистки
 - ошибки датировки
- Спамерские технологии источников

Что такое новость?

- Кто?
 Что?
- Где?
 Как?
- Когда? Почему?

Традиционное представление структуры новости: перевернутая пирамида

Главное

Предыстория

Обсуждение, комментарии

Типичная структура новостного сообщения

2009-10-05 19:41:34 AK&M

А.Чубайс вошел в список лиц, причастных к аварии на СШГЭС

Экс-глава РАО "ЕЭС России" Анатолий Чубайс назван одним из шести человек, которые, по мнению экспертов Ростехнадзора, были причастны к созданию условий аварии на Саяно-Шушенской ГЭС.

Об этом говорится в ... Кроме того, ... Также ...

Напомним, авария на Саяно-Шушенской ГЭС произошла 17 августа.

Саяно-Шушенский гидроэнергетический комплекс расположен на реке Енисей на юго-востоке Республики Хакасия в Саянском каньоне - у выхода реки в Минусинскую котловину. Комплекс включает Саяно-Шушенскую ГЭС и расположенный ниже по течению контррегулирующий Майнский гидроузел.

Epui M	CHI	хорошо	определен	лог о	
новостного кластера					
2009.10.05 16:08:54	•	ок сборной Арг овой с сорока м		YTPO.ru	

0,39

0,41

0,40

0,48

0,43

1,00

2009.10.05

2009.10.05

2009.10.05

2009.10.05

2009.10.05

19:57:16

18:29:00

16:51:11

16:26:00

метров

16:16:00

Футболист забил головой с сорока

Аргентинский форвард забил

ударом головой с 40 метров

Удар головой с 40 метров

завершился голом (видео)

середины поля (ВИДЕО)

победный гол ударом головой с

Аргентинский футболист забил гол

Аргентинский футболист забил гол

ударом головой с 40 метров (видео)

ИА "Курсор"

NEWSru.com

Energyland

Хоккей

Футбол. Плюс.

Футбол России

Фрагмент сложного новостного кластера Шпилька в бок / Износ 98%? -09.10.05 chaskor.ru 16:16:00 продолжаем работать! :: Общество

0,24 0,30 09.10.05

Ростехнадзор утвердил методику

Дело об аварии на ГЭС передано

Списки лиц, ответственных за аварию

Ростехнадзор утвердил методику

Главному управлению СКП РФ

на СШГЭС, могут быть расширены.

Секреты долгожителя Чубайса

Ростехнадзор продолжит изучать

Ответственных за аварию на Саяно-

Ростехнадзор пообещал расширить

список виновных в аварии на Саяно-

последствия аварии на СШГЭС

Шушенской ГЭС станет больше

СКП

проверок ГЭС

проверок ГЭС

Шушенской ГЭС

19:15:27

09.10.05

19:33:32

09.10.05

19:37:00

09.10.05

19:42:56

09.10.05

19:52:32

09.10.05

19:54:11

20:06:14

20:36:04

20:51:33

2009.10.05

2009.10.05

2009.10.05

0,40

0,27

0,37

0,28

0,20

0,45

0,61

1,00

Виновников трагедии на ГЭС назовет YTPO.ru

Ведомости –

ПРАВО.RU

новости

новости

"Взгляд"

Украина

лента новостей

РБК. Главные

Голос России –

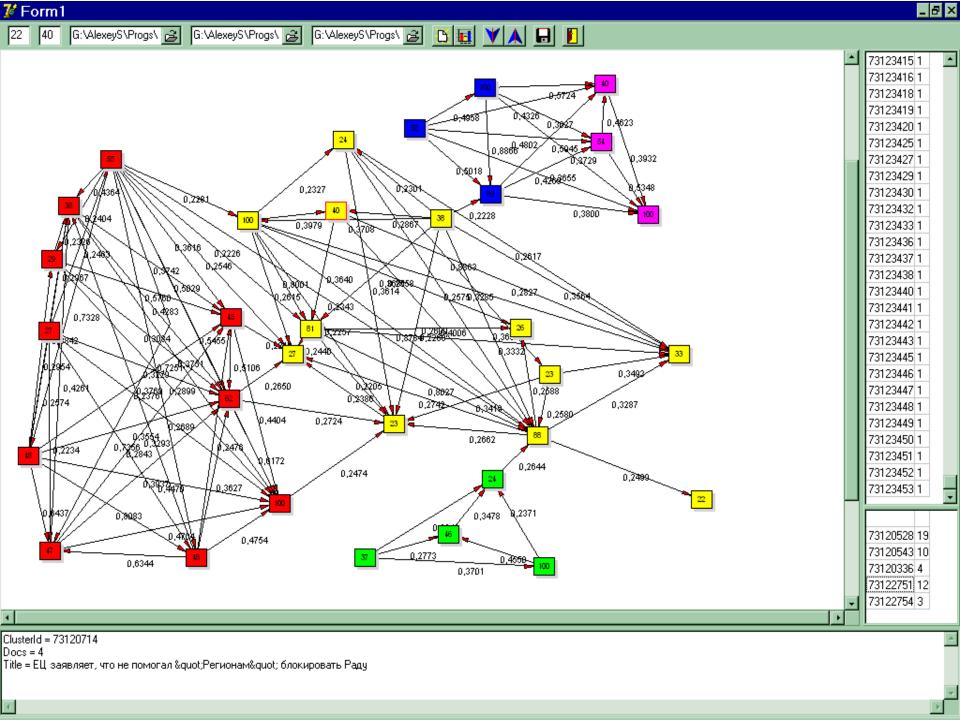
Svobodanews.r

Деловая газета

MIGnews.com.u

РегКорреспонд

Украина - Росс



Требования к кластеризации

- Минимизация времени работы (максимально 15-30 минут)
- Актуальность (главное сообщение)
- Публикация всех кластеров (не только больших, но и малых)
- Учет перепечаток
- Точность важнее полноты
- Эволюционность кластеризации
- Учет ручного вмешательства:
 - корректировка кластеризации
 - корректировка представления на портале

Данные для исследования

• Данные Romip-2006

Недели	Дни	Размер
Неделя Шеварднадзе	2003.11.20	1752
Обычная неделя	2003.12.03	1715
Неделя выборов	2004.04.02	1809



Эталонное распределение

Возможности редактора:

- Визуализировать, сортировать кластеры по дате, близости к центру и т.п.
- Просматривать близкие кластеры к рассматриваемому (кандидаты на склейку)
- Объединять близкие кластеры
- Разделять существующие кластеры

Внутренние меры

В эталонном распределении пара в одном кластере

В эталонном распределении пара в разных кластерах

В исследуемом распределении пара в одном кластере

В исследуемом распределении пара в разных кластерах

N11	N01
N10	NOO

Точность: P = N11 / (N11 + N01)

Полнота: R = N11 / (N11 + N10)

F1-mepa: F1 = 2 * P * R / (P + R)

Результаты сравнения F1-меры

		ı	ı	
Метод	2003-11-21	2003-12-03	2004-04-02	Среднее
FOREL 60:20:20	Result = 0,5282 Ratio = 1,092 Method = center Threshold = 0,32	Result = 0,8383 Ratio = 1,036 Method = center Threshold = 0,34	Result = 0,7364 Ratio = 1,073 Method = average Threshold = 0,24	Result = 0,6890 Ratio = 1,051 Method = center Threshold = 0,34
DBSCAN 60:20:20	Result = 0,5173 Ratio = 1,115 Number = 8 Threshold = 0,28	Result = 0,8648 Ratio = 1,004 Number = 5 Threshold = 0,30	Result = 0,7504 Ratio = 1,053 Number = 3 Threshold = 0,32	Result = 0,6879 Ratio = 1,053 Number = 5 Threshold = 0,30
Modified K-Means 60:15:25	Result = 0,5767 Ratio = 1,000 Iterations = 0,26 Remaining = 0,20 Remaining2 = 0,06 Glue = 0,30	Result = 0,8515 Ratio = 1,020 Iterations = 0,22 Remaining = 0,22 Remaining2 = 0,10 Glue = 0,28	Result = 0,7616 Ratio = 1,038 Iterations = 0,22 Remaining = 0,22 Remaining2 = 0,06 Glue = 0,32	Result = 0,7141 Ratio = 1,014 Iterations = 0,24 Remaining = 0,22 Remaining2 = 0,06 Glue = 0,32
Agglome- rative 60:15:25	Result = 0,5470 Ratio = 1,054 Method = center Threshold = 0,26	Result = 0,8250 Ratio = 1,053 Method = average Threshold = 0,18	Result = 0,7549 Ratio = 1,047 Method = min Threshold = 0,30	Result = 0,7003 Ratio = 1,034 Method = center Threshold = 0,26
Agglome- rative	Result = 0,5716 Ratio = 1,008 LCH = 40:40:20 Method = average Threshold = 0,22	Result = 0,8685 Ratio = 1,000 LCH = 40:30:30 Method = center Threshold = 0,32	Result = 0,7904 Ratio = 1,000 LCH = 20:50:30 Method = center Threshold = 0,34	Result = 0,7243 Ratio = 1,000 LCH = 40:30:30 Method = center Threshold = 0,30

Различные способы векторизации для метода кластеризации Agglomerative

LCH = (0, 0, 100) (только заголовки)	LCH = (100 ,0, 0) (только леммы)	LCH = (x,0,100-х) (без тезауруса)	LCH = (x,y,100-x-y)
Result =0,4972	Result =0,5767	Result =0,6866	Result = 0,7243
Ratio = 1,457 Method = center Threshold = 0,38	Ratio = 1,256 Method = min Threshold = 0,38	Ratio = 1,055 LCH = 70:00:30 Method = center Threshold = 0,26	Ratio = 1,000 LCH = 40:30:30 Method = center Threshold = 0,30



Задача: данные

- Есть три предложения:
- Компаниям «Русгидро», «Транснефть» и «Росгеология» предложили подумать о переезде на Дальний Восток.
- "Русгидро", "Росгеология", "Транснефть" получат предложения перенести свои главные офисы на Дальний Восток
- По словам вице-премьера по Дальнему Востоку переезд может как-то затронуть "РусГидро", "Транснефть" и "Росгеологию"

Задача: вопрос

- Найти сходство между предложениями
- используя булевские вектора {0,1} по неслужебным словам

 - как будет происходить объединение предложений в кластер по агломеративному методу центроидов в обоих случаях