Обработка и исполнение запросов в СУБД (Лекция 3)

Классические системы: гистограммы

v2

Георгий Чернышев

Академический Университет

chernishev@gmail.com

28 сентября 2016 г.

Гистограммы I

История [Ioannidis, 2003]:

- $\iota\sigma\tau os$ (istos, “мачта”) + $\gamma\rho\alpha\mu\mu\alpha$ (gram-ma, “надпись”);
- Термин придумал Karl Pearson, есть ссылки с лекции по статистике 1892 г;
- Много источников указывают на то, что такие объекты использовались гораздо раньше;
- Bar charts: “Commercial and Political Atlas (London 1786), William Playfair”, подвид гистограмм.

Гистограммы II

Применение в информатике:

- в обработке изображений и системах компьютерного зрения;
- в геоинформационных системах;
- в базах данных: сжатие данных и аппроксимация распределений
  - оценка селективности;
  - приближенные ответы на запросы (для оптимизации);
  - фидбек на пользовательские запросы, получаемый перед выполнением (профилирование запросов).

Распределение данных

- Это набор пар вида (значение, частота);
- Знание распределения позволит оптимизировать запросы;
- Оно большое, если хранить всё, то выигрыша не будет :(

$\longrightarrow$ Надо дешево аппроксимировать распределение данных.

Для этого и используются гистограммы.

Гистограммы III

Гистограмма над атрибутом X строится с помощью разбиения распределения данных в X на $\beta(\geq 1)$ попарно различных подмножеств (называемых ведрами) и аппроксимации частот и значений в каждом ведре единым образом.

Данные

OLYMPIAN		
Name	Salary	Department
Apollo	60K	Energy
Aphrodite	60K	Domestic Affairs
Aris	50K	Defense
Artemis	60K	Energy
Athena	70K	Education
Demeter	60K	Agriculture
Ermis	60K	Commerce
Hefestus	50K	Energy
Hera	90K	General Management
Hestia	50K	Domestic Affairs
Poseidon	80K	Defense
Pluto	80K	Justice
Zeus	100K	General Management

Table 1: The OLYMPIAN relation

Department	Frequency
General Management	2
Defense	2
Education	1
Domestic Affairs	2
Agriculture	1
Commerce	1
Justice	1
Energy	3

Table 2: Frequency distribution of Department

1

[1] Изображение взято из [Ioannidis and Poosala, 1995]

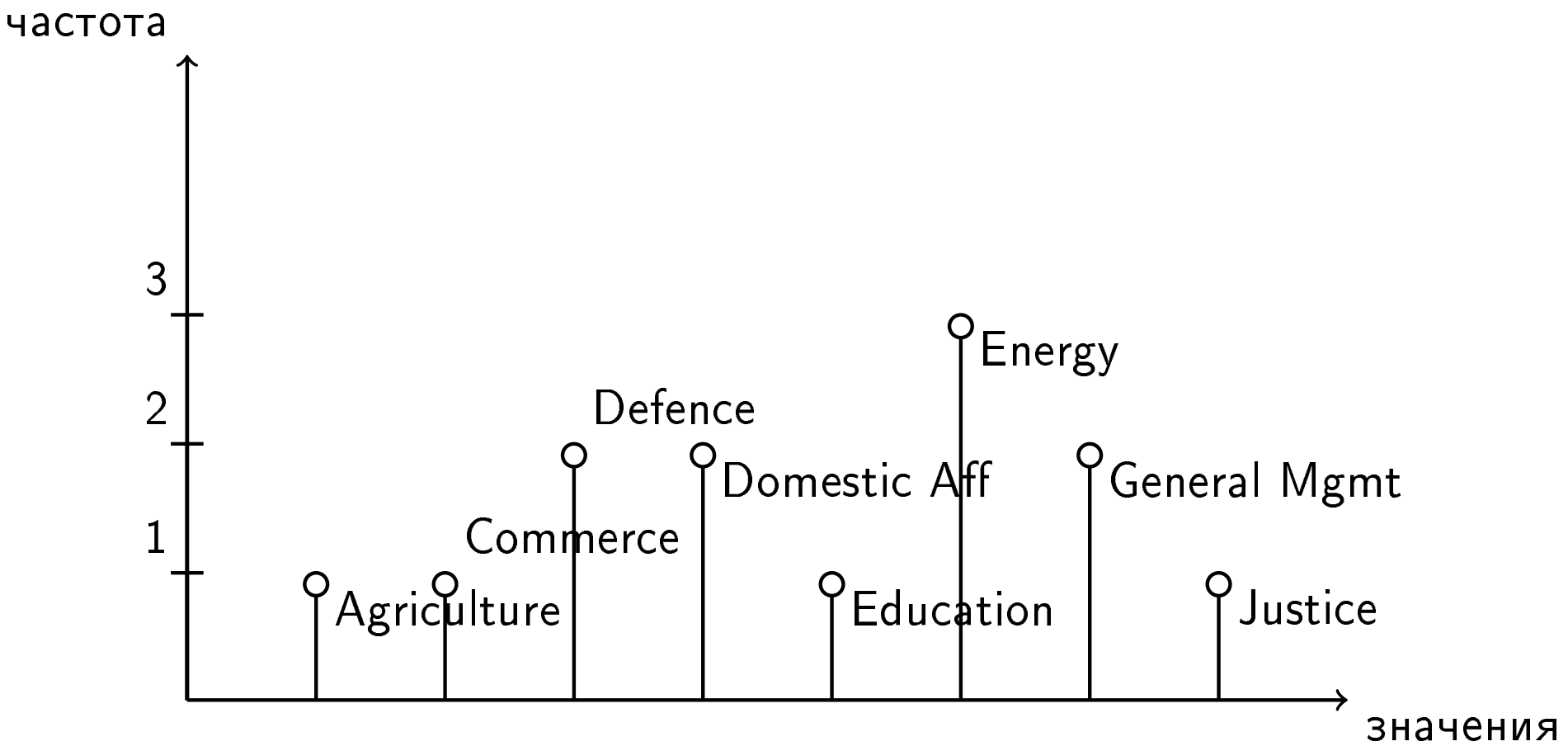
Гистограммы по данным

Department	Histogram H1		Histogram H2		Histogram H3	
	Frequency in Bucket	Approximate Frequency	Frequency in Bucket	Approximate Frequency	Frequency in Bucket	Approximate Frequency
Agriculture	1	1.50	1	1.33	1	1.43
Commerce	1	1.50	1	1.33	1	1.43
Defense	2	1.50	2	1.33	2	1.43
Domestic Affairs	2	1.50	2	2.50	2	1.43
Education	1	1.75	1	1.33	1	1.43
Energy	3	1.75	3	2.50	3	3.00
General Management	2	1.75	2	1.33	2	1.43
Justice	1	1.75	1	1.33	1	1.43

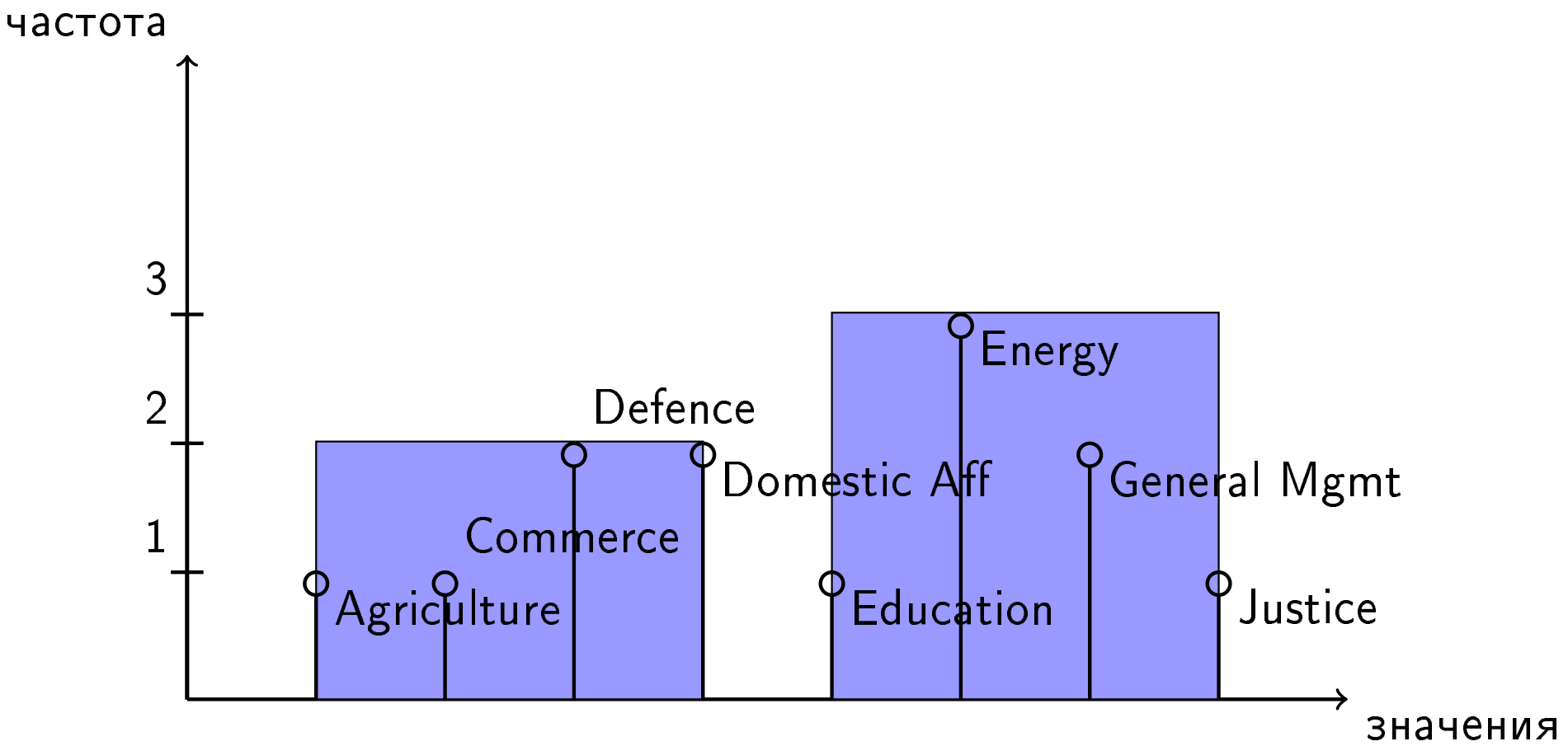
Table 3: Three types of histograms for the Department attribute [2]

[2] Изображение взято из [Ioannidis and Poosala, 1995]

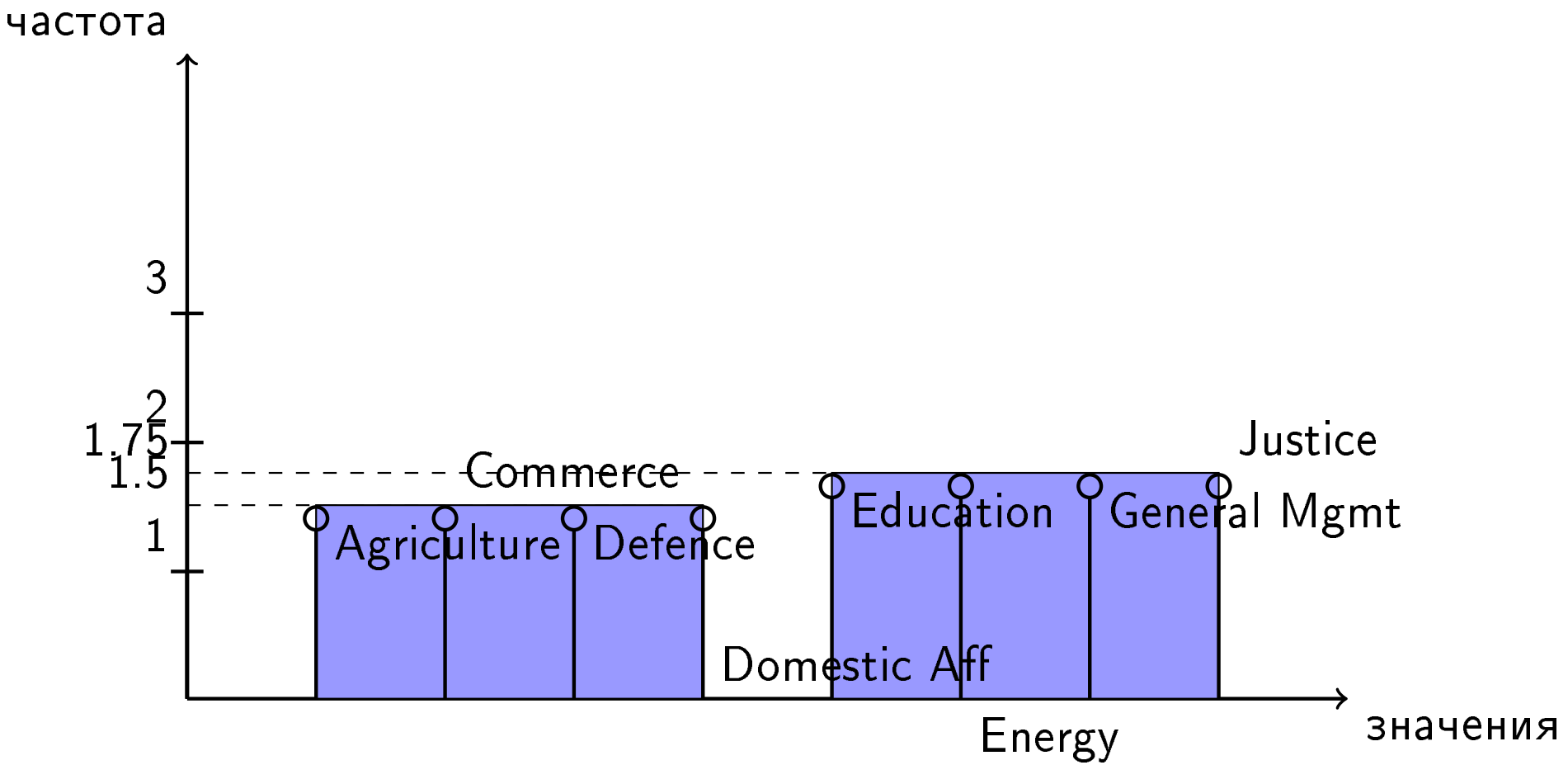
Данные, визуально I



Гистограммы по данным, визуально I



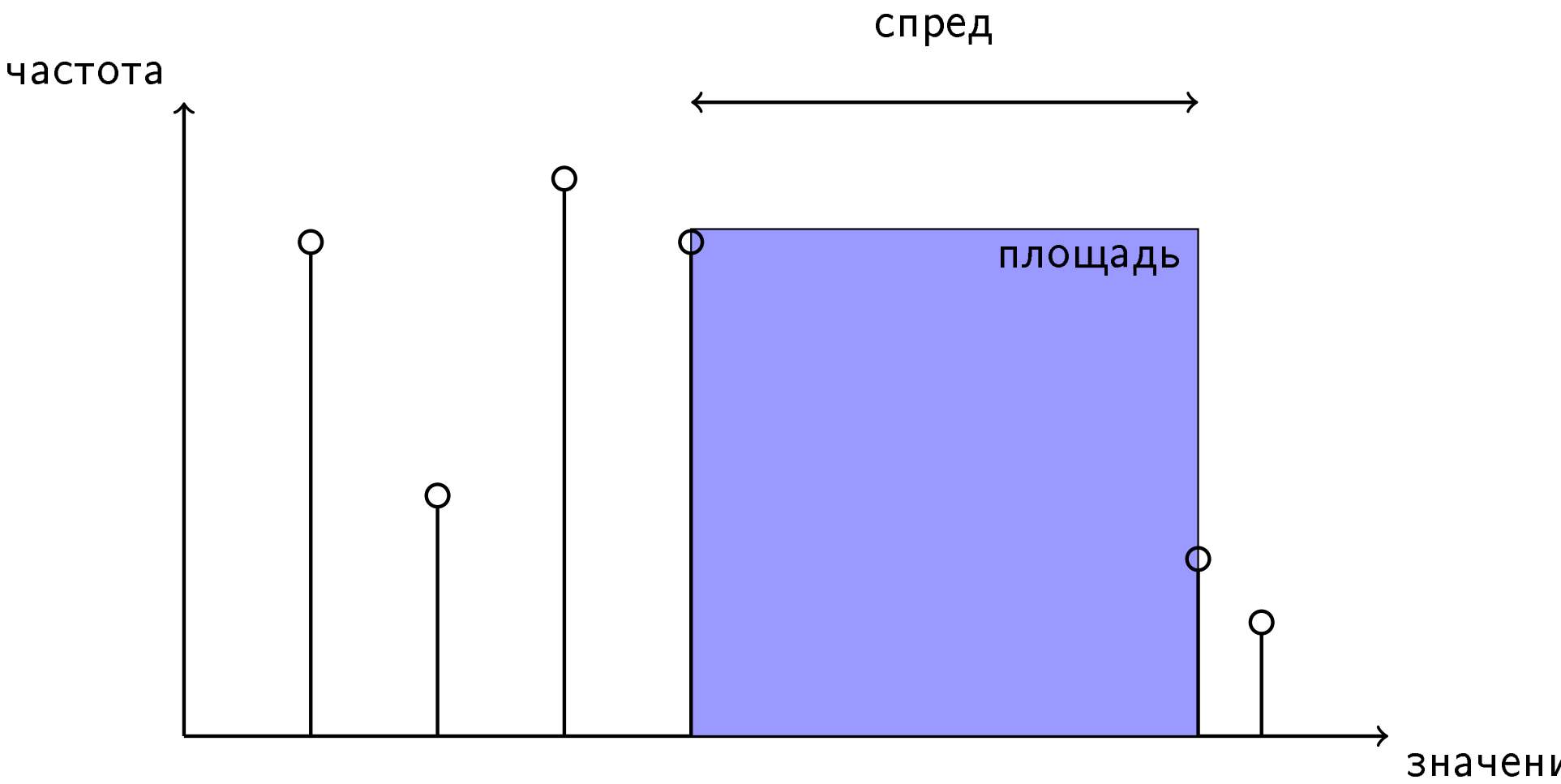
Гистограммы по данным, визуально II



Базовые определения формально

- Отношение R имеет n атрибутов, обозначаемых $X_i, i \in (1, n)$;
- Множество значений V_i атрибута X_i — значения присутствующие в R;
- Пусть $V_i = \{v_i(k) : 1 \leq k < D_i\}$, где $v_i(k) < v_i(j)$ когда $k < j$, тогда:
  - спред $s_i(k)$ для $v_i(k)$ определяется как $s_i(k) = v_i(k+1) - v_i(k)$ для $1 \leq k < D_i$, при этом положим $s_i(D_i) = 1$;
  - частота $f_i(k)$ для $v_i(k)$ опередляется как количество записей в R, у которых $X_i = v_i(k)$
  - площадь $a_i(k)$ определяется как $a_i(k) = f_i(k) * s_i(k)$
- Распределение данных X_i это множество пар $T_i = \{((v_i(1), f_i(1)), (v_i(2), f_i(2), ..., (v_i(D_i), f_i(D_i)\}$
- Объединенная частота $f(k_1, ..., k_n)$ комбинации значений $< v_1(k_1), ..., v_n(k_n) >$ это число записей в R которые содержат $v_i(k_i)$ в атрибуте X_i, по всем i.
- Объединенное распределение $T_{1,...,n}$ для $X_1, ..., X_n$ это всё множество пар (комбинация значений, объединенная частота).

Базовые определения, визуально



Классификация гистограмм, аспекты I

Возможных аспектов для классификации несколько, они ортогональны:

- Метод фрагментирования:
  - Класс фрагментирования: есть ли ограничения на ведра. Бывают: серийный класс (serial, не пересекаются по параметру) и подкласс серийных — смещенных на концах (end-biased);
  - Параметр сортировки: некоторый параметр, значения которого для каждого элемента в распределении получаются из соответствующих значений атрибутов и частот. Пример: значение атрибута (V), частота (F), площадь (A);
  - Параметр источника: некоторый параметр, отражающий наиболее важное (с точки зрения задачи оценки) свойство распределения данных. Вместе с ограничением фрагментирования однозначно определяет фрагментирование. Пример: спред (S), частота (F), площадь (A).

Классификация гистограмм, аспекты II

  - Ограничение на фрагментирование: ограничение на параметр источника, уникально идентифицирующий гистограмму в классе фрагментирований. Пример: equi-sum, v-optimal, maxdiff, и compressed.
- Алгоритм создания. Часто бывает так, что для одного класса гистограмм есть несколько различных алгоритмов, с разной эффективностью.
- Аппроксимация значений. Каким образом значения в ведерке аппроксимируются. Обычно — равномерное распределение частот элементов в ведерке.
- Оценка ошибки. Верхняя граница на основании информации в гистограмме.

До гистограмм

System R:

- хранила минимум и максимум по каждому атрибуту;
- использовала предположение о равномерном распределении.

Тоже “гистограмма” :)

Оценки неточны.

Появление гистограмм в СУБД (equi-width)

Первое появление гистограмм:

- Диссертация Kooi [Kooi, 1980];
- Суть: множество значений разделенное на диапазоны одинаковой длины (equi-width гистограммы);
- Серийный класс, equi-sum(V, S), ограничение на фрагментирование = значения исходного параметра (спреды) у каждого ведра (почти) одинаковы;
- Внутри ведра значения и частоты аппроксимируются исходя из: непрерывности значений + равномерного распределения частот;
- Встроил в СУБД Ingres, позже подхвачены и другими СУБД.

Непрерывность значений [Poosala et al., 1996]: предполагаем что все значения из V_i есть в указанном интервале.

Пример

For example, given an attribute with the values {1, 1, 2, 2, 2, 3, 6, 6, 6, 6}, two of the many possibilities for representing the

R	C
0	.0
1	.2
2	.3
3	.1
5	.0
6	.4

(a)

R	C
0	.0
2	.5
3	.1
5	.0
6	.4

(b)

Figure 6-1. Possible histograms for the set {1, 1, 2, 2, 2, 3, 6, 6, 6, 6}.

3

[3] Изображение взято из [Kooi, 1980]

Пример (6.1a), визуализация

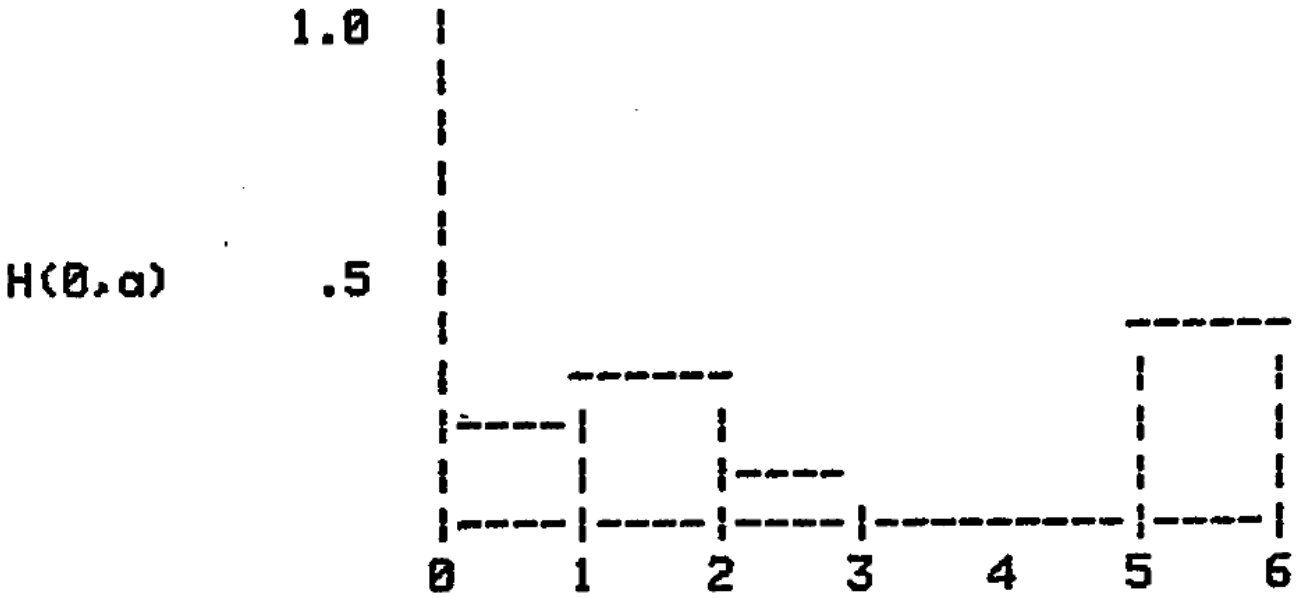


Figure 6-2. Graphic representation of histogram of Figure 6-1(a).

[4]

[4] Изображение взято из [Kooi, 1980]

Свойства equi-width гистограмм

- Позволяют отвечать на запросы диапазона, $x < 100$;
  (простой проход по вёдрам)
- Плюсы:
  - сохраняют порядок;
  - дешевы в хранении;
- Лучше чем подход System R;
- Минусы получаются из предположения о равномерности значений в ведре:
  - большой разброс;
  - не оценить ошибку;

Пример: (1, 1280), (2, 640), (3, 320), (4, 1), (5, 1)... (10, 1)

А подобных распределений много, они встречаются в реальных данных: закон Ципфа, Нормальное, ...

Первая альтернатива: equi-depth [Kooi, 1980] [Piatetsky-Shapiro and Connel, 1984]

- Выравниваем не границы ведер, а количество записей в каждом;
- В классификации считаются equi-sum(V, F);
- Как пришли [Piatetsky-Shapiro and Connel, 1984]: надо ограничивать высоту на графике (частоту);
- Тоже страдают от сложных распределений;
- Занимают столько же места сколько equi-width, но сложно обновлять;
- Тем не менее, было показано что у них лучше оценка ошибки в среднем и худшем случаях [Ioannidis and Poosala, 1995];
  $\longrightarrow$ индустрия стала использовать их [Ioannidis, 2003].

Схема алгоритма

Practically, we compute distribution steps by the following procedure:

1. Collect the values of A from all the tuples in a relation and sort them in ascending order according to the *intrinsic* ordering of the domain. We note that this ordering must exist and be unique, for otherwise comparison $A < X$ is not meaningful.

2. Select, depending on the desired accuracy and available storage, the number of distribution steps S. Select $S+1$ positions (including the first and the last) in the sorted list of attribute values, such that there is the same number of attribute values between any[4] two succesive positions. These positions are 1, $1+N$, $1+2N$, ..., $1+(S-1)*N$, $1+S*N=T$, where $N = (T-1)/S$.

3. Take values found in these positions in the sorted list of all values and let them be the distribution steps STEP(0), STEP(1), ..., STEP(S).

5

[5] Изображение взято из [Piatetsky-Shapiro and Connel, 1984]

Иллюстрация работы алгоритма

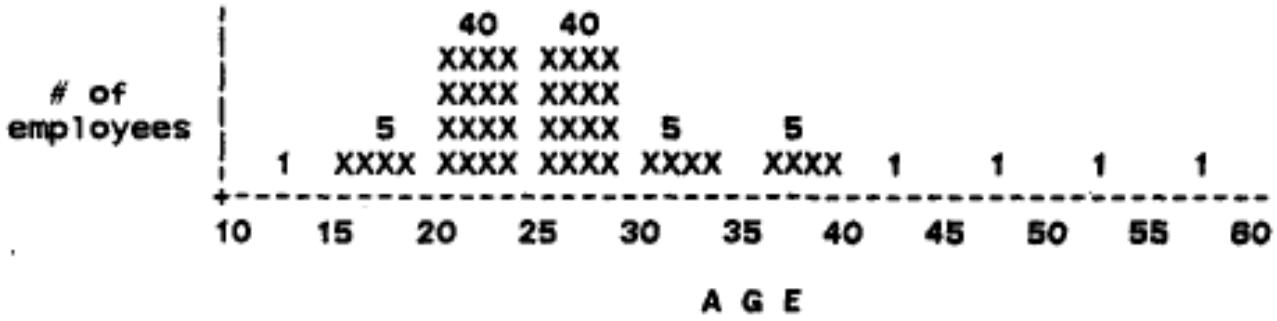


Figure 4-1: Scheme 1: Histogram [6]

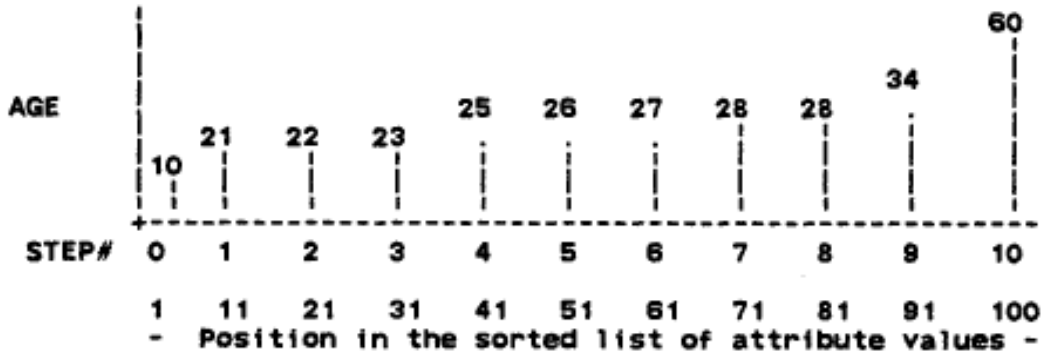


Figure 4-2: Scheme 2: Distribution Steps [7]

[6] Изображение взято из [Piatetsky-Shapiro and Connel, 1984]

[7] Изображение взято из [Piatetsky-Shapiro and Connel, 1984]

Как выполнять запросы?

To estimate the same selectivity – SEL(<29) – we first find where "29" falls relative to distribution steps. Since

STEP(8) = 28

we know that more than 80 employees are 28 or younger, so SEL(<29) > 0.80 . Since

STEP(9) = 34

we know that 90 or fewer employees are younger than 34, so SEL(<29) $\leq$ 0.90. Therefore

0.80 < SEL(<29) $\leq$ 0.90

Again choosing the midpoint of the range (0.85) as our estimate of SEL(<29), the maximum possible error is 0.05, 4 times less than in scheme 1.

8

[8] Изображение взято из [Piatetsky-Shapiro and Connel, 1984]

Серийные гистограммы

Department	Histogram H1		Histogram H2		Histogram H3	
	Frequency in Bucket	Approximate Frequency	Frequency in Bucket	Approximate Frequency	Frequency in Bucket	Approximate Frequency
Agriculture	1	1.50	1	1.33	1	1.43
Commerce	1	1.50	1	1.33	1	1.43
Defense	2	1.50	2	1.33	2	1.43
Domestic Affairs	2	1.50	2	2.50	2	1.43
Education	1	1.75	1	1.33	1	1.43
Energy	3	1.75	3	2.50	3	3.00
General Management	2	1.75	2	1.33	2	1.43
Justice	1	1.75	1	1.33	1	1.43

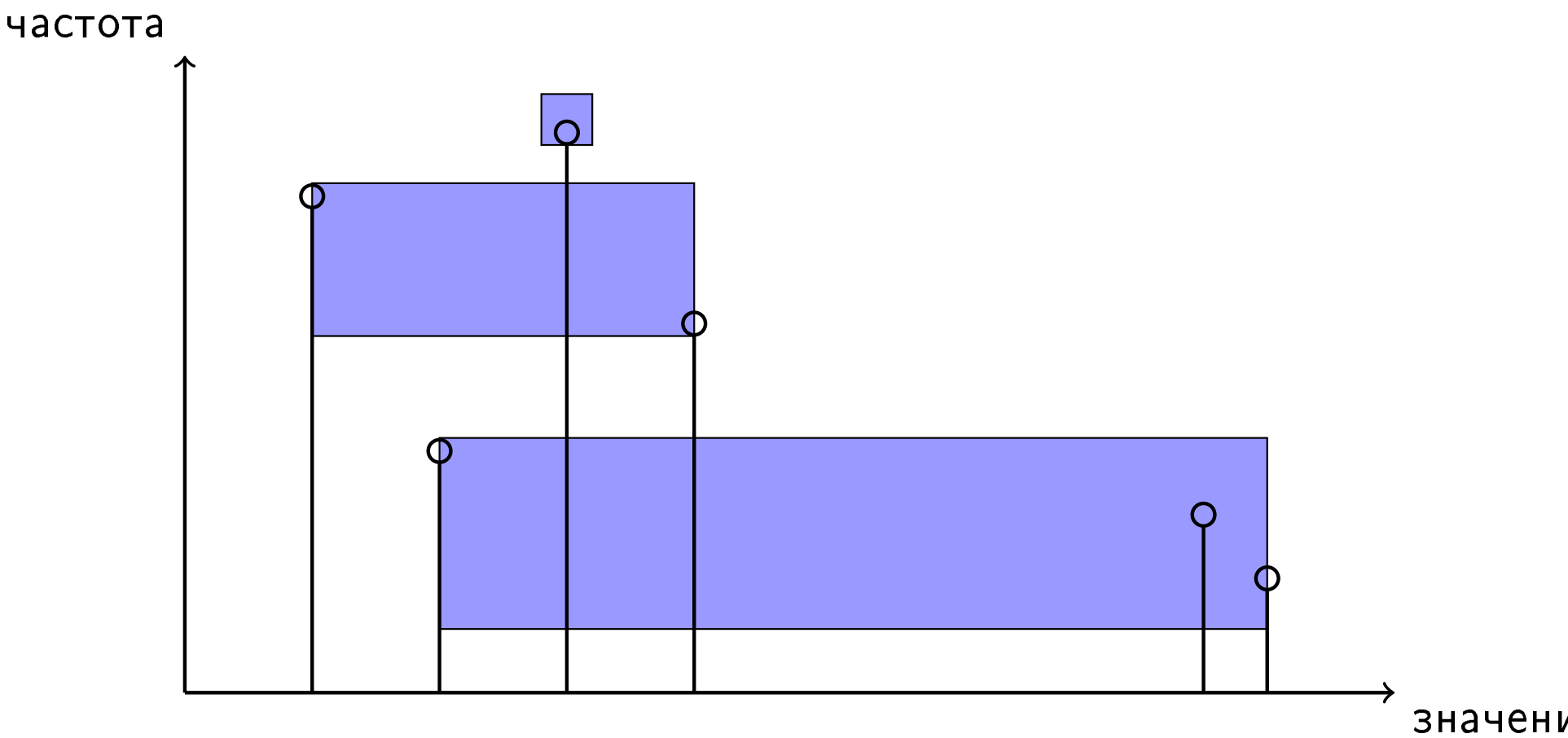
Table 3: Three types of histograms for the Department attribute [9]

Серийная гистограмма: параметры (частоты) ассоциированные с каждым ведром больше или меньше параметров (частот) любого другого ведра. Т. е. ведра серийной гистограммы хранят вместе параметры (частоты) близкие друг к другу и не допускают пересечение.

H1 – нет; H2, H3 – да.

[9] Изображение взято из [Ioannidis and Poosala, 1995]

Серийный класс, визуально



Серийный класс

Какие есть серийные?

- equi-sum (V, S) = equi-width; equi-sum (V, F) = equi-depth;
- v-optimal;
- spline-based;

Свойства:

- Доказано, что оптимальны для минимизации ошибок для определенных запросов;
- Дорого хранить, для оптимальности при выборках и соединениях требуют хранения в ведре всего списка значений;
- Часто, дополнительно приходится пользоваться индексом [Ioannidis and Poosala, 1995].

  нет порядковой корелляции между значениями и частотами $\longrightarrow$ а частоту каждого атрибута считать надо! $\longrightarrow$ нужны многомерные индексы при обобщении на несколько атрибутов.

V-Optimal (F, F)[10]

- Группируют частоты, минимизируют дисперсию в ведерке;
- Минимизируют взвешенную диспресию:

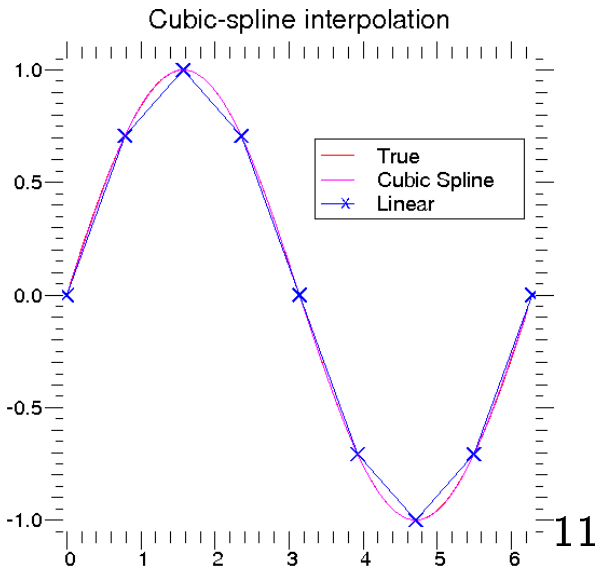
$$\sum_{j=1}^{\beta} n_j * V_j,$$

где n_j количество записей в j ведре, V_j дисперсия частот в j ведре;

- Канонический алгоритм построения требует полного перебора, поэтому, пользуются эвристиками;
- Оптимальны для дерева с соединением по “=”, выборках и без функций.

[10] Наглядный пример построения: https://en.wikipedia.org/wiki/V-optimal_histograms

Spline-Based (V, C)



11

- Кусочно-линейная аппроксимация T_{C+};
- Лучше аппроксимация $\rightarrow$ меньше ошибка;
- Задача оптимальной расстановки узлов (optimal knot placement problem) — используют эвристический алгоритм.

[11] Изображение взято из https://www.tau.ac.il/~kineret/amit/scipy_tutorial/

V-Optimal-End-Biased(F,F)

- Класс end-biased это подкласс серийного;
- Идея: некоторые самые большие и некоторые самые маленькие частоты хранятся в отдельных ведрах. Остальные хранятся в одном ведре, аппроксимируются.
- Дешевы в построении: полный перебор за почти линейное время;
- Дешевы в хранении, не нужен индекс. В ведрах-синглтонах храним и значения.

$\longrightarrow$ популярны в индустрии.

Классификация-1

SORT PARAMETER	*SOURCE PARAMETER*		
	SPREAD (S)	**FREQUENCY (F)**	**CUM. FREQ(C)**
VALUE(V)	**EQUI–SUM**	**EQUI–SUM**	**SPLINE–BASED**
FREQUENCY(F)		**V–OPTIMAL**	

Figure 2: Histogram Taxonomy.

[12]

[12] Изображение взято из [Poosala et al., 1996]

Что лучше?

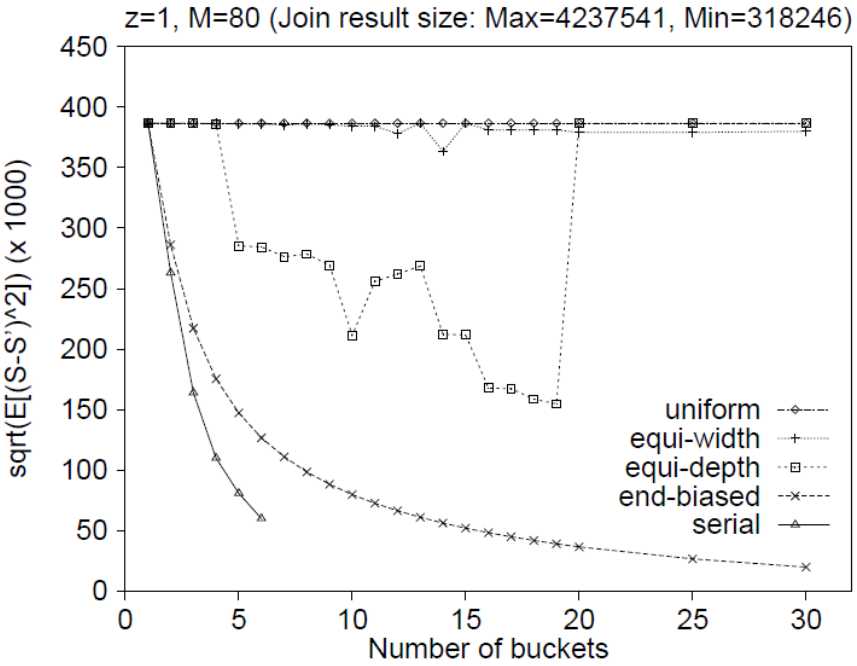


Figure 1: Error as a function of the number of buckets.

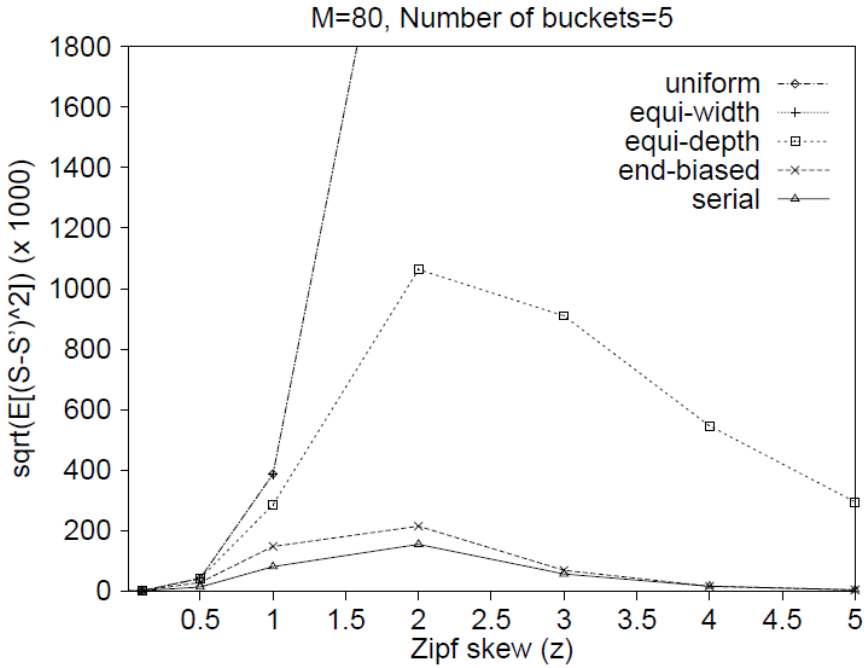


Figure 2: Error as a function of skew (z parameter of Zipf).

[13]

[13] Изображение взято из [Ioannidis and Poosala, 1995]

Классификация-2

SORT PARAMETER	*SOURCE PARAMETER*			
	SPREAD (S)	FREQUENCY (F)	AREA (A)	CUM. FREQ (C)
VALUE (V)	EQUI–SUM	EQUI–SUM V–OPTIMAL MAX–DIFF COMPRESSED	V–OPTIMAL MAXDIFF COMPRESSED	SPLINE–BASED V–OPTIMAL
FREQUENCY (F)		V–OPTIMAL MAXDIFF		
AREA (A)			V–OPTIMAL MAXDIFF	

Figure 3: Augmented Histogram Taxonomy.

14

[14] Изображение взято из [Poosala et al., 1996]

Другие типы

Maxdiff:

- ставим границу между ведрами по двум значениям параметра-источника: если разница между ними относится к $\beta - 1$ самых больших разниц;
- идея: не группировать значения с сильно разными значениями параметра-источника в одно ведро;
- вычисляются эффективно, считаем разницу между ближайшими параметрами.

Compressed:

- Самые большие значения параметра-источника хранятся отдельно в ведрах-синглтонах, остальные equi-sum;
- Хорошая точность при аппроксимации неравномерных распределений и/или спредов.

Что лучше-2?

Histogram	Time Taken (msec)	
	Space = 160b	Space = 400b
Compressed	5.9	9.3
Equi-sum	6.2	10.9
MaxDiff	7.0	12.8
V-optimal-end-biased	7.2	10.9
Spline-Based	20.3	41.7
V-optimal	42.9	67.0
Equi-Depth: by P^2	4992	10524

Table 1: Construction cost for various histograms

15

[15] Изображение взято из [Poosala et al., 1996]

Что лучше-3?

Histogram	Error (%)
Trivial	60.84
Equi-depth:P^2	17.87
V-optimal(A,A)	15.28
V-optimal(V,C)	14.62
Equi-width	14.01
V-optimal(F,F)	13.40
V-optimal-end-biased(A,A)	12.84
V-optimal-end-biased(F,F)	11.67
Equi-depth:Precise	10.92
Spline-based(V,C)	10.55
Compressed(V,A)	3.76
Compressed(V,F)	3.45
Maxdiff(V,F)	3.26
V-Optimal(V,F)	3.26
Maxdiff(V,A)	0.77
V-Optimal(V,A)	0.77

Table 2: Errors due to histograms [16]

[16] Изображение взято из [Poosala et al., 1996]

Альтернативы гистограммам

- вейвлеты;
- сэмплинг;
- нишевые методы;
- параметрические методы.

Гистограммы используются на практике: дешевы, могут занимать 200 байт [Ioannidis and Poosala, 1995].

Ссылки I


Yannis Ioannidis. 2003. The history of histograms (abridged). In Proceedings of the 29th international conference on Very large data bases - Volume 29 (VLDB '03), Johann Christoph Freytag, Peter C. Lockemann, Serge Abiteboul, Michael J. Carey, Patricia G. Selinger, and Andreas Heuer (Eds.), Vol. 29. VLDB Endowment 19–30.


Y. Ioannidis and V. Poosala. Histogram Based Solutions to Diverse Database Estimation Problems, IEEE Data Engineering, Vol. 18, No. 3, pp. 10–18, September 1995.


Viswanath Poosala, Peter J. Haas, Yannis E. Ioannidis, and Eugene J. Shekita. 1996. Improved histograms for selectivity estimation of range predicates. In Proceedings of the 1996 ACM SIGMOD international conference on Management of data (SIGMOD '96), Jennifer Widom (Ed.). ACM, New York, NY, USA, 294–305. DOI=http://dx.doi.org/10.1145/233269.233342


Robert Philip Kooi. The Optimization of Queries in Relational Databases. PhD Thesis, Case Western Reserve University (1980).

Ссылки II

Gregory Piatetsky-Shapiro and Charles Connell. 1984. Accurate estimation of the number of tuples satisfying a condition. In Proceedings of the 1984 ACM SIGMOD international conference on Management of data (SIGMOD '84). ACM, New York, NY, USA, 256–276. DOI=http://dx.doi.org/10.1145/602259.602294