

# インターネット計測とデータ解析 第6回

長 健二郎

2012年5月18日

# 前回のおさらい

## 多様性と複雑さ

- ▶ ロングテール
- ▶ Web アクセスとコンテンツ分布
- ▶ べき乗則と複雑系
- ▶ 演習: べき乗則解析

# 今日のテーマ

## 相関

- ▶ オンラインお勧めシステム
- ▶ 距離と類似度
- ▶ 相関係数
- ▶ 演習: 相関

# オンラインお勧めシステム

- ▶ EC サイトにおけるロングテールのユーザの潜在ニーズ
  - ▶ ユーザの嗜好に合った商品を提示して購買に繋げる
- ▶ レコメンダーパッケージによる導入コスト低下で普及



source: <http://longtail.com/>

## お勧めシステムの技術

- ▶ ユーザの行動を観察して有用な情報を予測して自動的に提示
- ▶ EC サイト: 購買履歴や閲覧履歴からお勧め商品を自動的に提示
- ▶ EC サイトだけでなく検索予測、かな漢字変換などへの応用も

### データベースの作り方

- ▶ アイテムベース: アイテムごとに情報をまとめる
- ▶ ユーザベース: ユーザごとに情報をまとめる
- ▶ 実際にはこれらを組み合わせて使う

# お勧めシステムの予測手法

- ▶ コンテンツベース:
  - ▶ ユーザが過去に利用したアイテムから類似アイテムを推薦
    - ▶ アイテムの属性分類
    - ▶ 機械学習クラスタリングによるグループ化
    - ▶ ノウハウのルール化
  - ▶ 比較的狭い範囲での推薦になりがち、意外性が低い
- ▶ 協調フィルタリング: amazonをはじめ広く利用されている
  - ▶ 購買履歴から顧客間の類似度を計算
  - ▶ 類似したユーザの実績から共通度の高いアイテムを推薦
  - ▶ 特徴: 個別のアイテムに関する情報は使わない
  - ▶ 思いがけない発見 (serendipity) の可能性
- ▶ 単純ベイズ分類器: スпам判定と同じ原理
  - ▶ アイテムやユーザに関する個別の多様な情報から確率計算、機械学習する

## 協調フィルタリング (collaborative filtering)

- ▶ 複数のアルゴリズムが存在
- ▶ シンプルなユーザ間相関分析
  - ▶ ユーザ間の相関をとり類似ユーザを抽出
  - ▶ 類似ユーザの類似度を重みに各アイテムの合計点数を計算

例: ユーザの購買履歴

user	item						
	a	b	c	d	e	f	...
A	1		1		1		...
B			1	1			...
C	1	1					...
D	1		1		1		...
...							...

A と相関高いユーザから A の持っていないアイテムのスコアを計算

user	similarity $\sigma$	item						
		a	b	c	d	e	f	...
A	1	1		1		1		...
S	0.88		0.88		-		0.88	...
C	0.81		0.81		-		-	...
K	0.75		-		-		-	...
F	0.73		0.73		0.73		0.73	...
score			2.50		0.73		1.61	...

# 距離について

## いろいろな距離

- ▶ ユークリッド距離 (Euclidean distance)
- ▶ 標準化ユークリッド距離 (standardized Euclidean distance)
- ▶ ミンコフスキー距離 (Minkowski distance)
- ▶ マハラノビス距離 (Mahalanobis distance)

## 類似度

- ▶ バイナリベクトルの類似度
- ▶  $n$ 次元ベクトルの類似度

# 距離の性質

空間上の2点  $(x, y)$  間の距離  $d(x, y)$ :

非負性 (positivity)

$$d(x, y) \geq 0$$

$$d(x, y) = 0 \Leftrightarrow x = y$$

対称性 (symmetry)

$$d(x, y) = d(y, x)$$

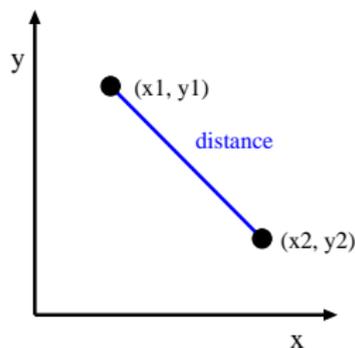
三角不等式 (triangle inequality)

$$d(x, z) \leq d(x, y) + d(y, z)$$

## ユークリッド距離 (Euclidean distance)

普通に距離といえばユークリッド距離を指す  
n次元空間での2点  $(x, y)$  の距離

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{k=1}^n (x_k - y_k)^2}$$



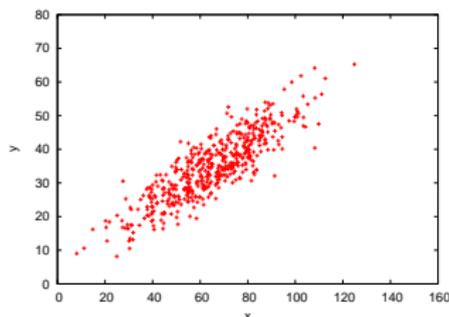
euclidean distance in 2-dimensional space

# 標準ユークリッド距離

(standardized Euclidean distance)

- ▶ 変数間でばらつきの大きさが異なると、距離が影響を受ける
- ▶ そこで、ユークリッド距離を各変数の分散で割って正規化

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{k=1}^n \left( \frac{x_k}{s_k} - \frac{y_k}{s_k} \right)^2} = \sqrt{\sum_{k=1}^n \frac{(x_k - y_k)^2}{s_k^2}}$$



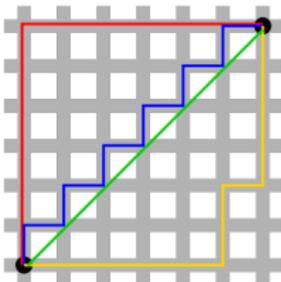
# ミンコフスキー距離 (Minkowski distance)

ユークリッド距離を一般化

- ▶ パラメータ  $r$  が大きいほど、次元軸にとらわれない移動 (斜め方向のショートカット) を重視する距離

$$d(x, y) = \left( \sum_{k=1}^n |x_k - y_k|^r \right)^{\frac{1}{r}}$$

- ▶  $r = 1$ : マンハッタン距離
  - ▶ ハミング距離: 2つの文字列間の同じ位置の文字の不一致数
  - ▶ 例えば、111111 と 101010 のハミング距離は 3
- ▶  $r = 2$ : ユークリッド距離



Manhattan distance vs. Euclidean distance

## マハラノビス距離 (Mahalanobis distance)

変数間に相関がある場合に、相関を考慮した距離

$$\text{mahalanobis}(x, y) = (x - y)\Sigma^{-1}(x - y)^T$$

ここで  $\Sigma^{-1}$  は共分散行列の逆行列

# 類似度

## 類似度

- ▶ ふたつのデータの似ている度合の数値表現

## 類似度の性質

非負性 (positivity)

$$0 \leq s(x, y) \leq 1$$

$$s(x, y) = 1 \Leftrightarrow x = y$$

対称性 (symmetry)

$$s(x, y) = s(y, x)$$

三角不等式 (triangle inequality) は一般に類似度には当てはまらない

# バイナリベクトルの類似度

## Jaccard 係数

- ▶ 1 の出現が少ないバイナリベクトル同士の類似度に使われる
- ▶ 文書中に出現する単語から文書の類似度を示す場合など
- ▶ 多くの単語は両方とも出現しない  $\Rightarrow$  これらは考慮しない
- ▶ 2 つのベクトルの各要素の対応関係を表のように集計

		vector y	
		1	0
vector x	1	$n_{11}$	$n_{10}$
	0	$n_{01}$	$n_{00}$

Jaccard 係数は以下で表される

$$J = \frac{n_{11}}{n_{11} + n_{10} + n_{01}}$$

## n次元ベクトルの類似度

一般のベクトルの類似度

- ▶ 文書の類似度で出現頻度も考慮する場合など

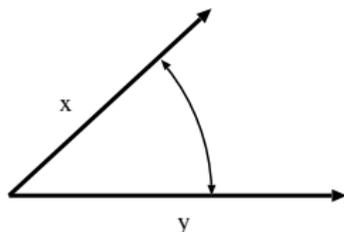
コサイン類似度

- ▶ ベクトルの  $x, y$  の cosine を取る、向きが一致:1、直交:0、向きが逆:-1
- ▶ ベクトルの長さで正規化  $\Rightarrow$  大きさは考慮しない

$$\cos(x, y) = \frac{x \cdot y}{\|x\| \|y\|}$$

$x \cdot y = \sum_{k=1}^n x_k y_k$  : ベクトルの積

$\|x\| = \sqrt{\sum_{k=1}^n x_k^2} = \sqrt{x \cdot x}$  : ベクトルの長さ



## コサイン類似度の例題

$$x = 3 \ 2 \ 0 \ 5 \ 0 \ 0 \ 0 \ 2 \ 0 \ 0$$

$$y = 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 2$$

$$x \cdot y = 3 * 1 + 2 * 1 = 5$$

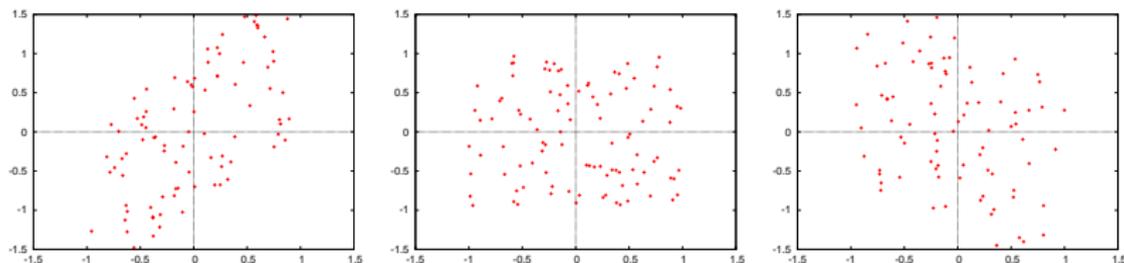
$$\|x\| = \sqrt{3 * 3 + 2 * 2 + 5 * 5 + 2 * 2} = \sqrt{42} = 6.481$$

$$\|y\| = \sqrt{1 * 1 + 1 * 1 + 2 * 2} = \sqrt{6} = 2.449$$

$$\cos(x, y) = \frac{5}{6.481 * 2.449} = 0.315$$

# 散布図と相関係数

- ▶ 散布図は2つの変数の関係を見るのに有効
  - ▶ X軸: 変数 X
  - ▶ Y軸: それに対応する変数 Y の値
- ▶ 散布図で分かる事
  - ▶ XとYに関連があるか
    - ▶ 無相関、正の相関、負の相関
  - ▶ 外れ値の存在があるか
- ▶ 相関係数: 相関の方向 (正負) と強さを表す量



例: (左) 正の相関 0.7 (中) 無相関 0.0 (右) 負の相関 -0.5

## 相関 (correlation)

- ▶ 共分散 (covariance):

$$\sigma_{xy}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})$$

- ▶ 相関係数 (correlation coefficient):

$$\rho_{xy} = \frac{\sigma_{xy}^2}{\sigma_x \sigma_y} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

- ▶ 相関係数は共分散を正規化したもの。 -1 から 1 の値を取る。
- ▶ 相関係数は外れ値の影響を大きく受ける。 散布図と併用し、外れ値を確認する必要。
- ▶ 相関関係と因果関係
  - ▶ 相関関係が因果関係を示すとは限らない。
    - ▶ 未知の第 3 の共通の要因が存在する場合
    - ▶ 単なる偶然

# 相関係数の計算 (1)

偏差平方和 (sum of squares)

$$\begin{aligned}\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 &= \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 2x_i\bar{x} + \bar{x}^2) \\ &= \sum_{i=1}^n x_i^2 - 2\bar{x} \sum_{i=1}^n x_i + n\bar{x}^2 \\ &= \sum_{i=1}^n x_i^2 - 2\bar{x} \cdot n\bar{x} + n\bar{x}^2 \\ &= \sum_{i=1}^n x_i^2 - n\bar{x}^2 = \sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n x_i)^2}{n}\end{aligned}$$

偏差積和 (sum of products)

$$\begin{aligned}\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) &= \sum_{i=1}^n (x_i y_i - x_i \bar{y} - \bar{x} y_i + \bar{x} \bar{y}) \\ &= \sum_{i=1}^n x_i y_i - \bar{x} \sum_{i=1}^n y_i - \bar{y} \sum_{i=1}^n x_i + n\bar{x} \bar{y} \\ &= \sum_{i=1}^n x_i y_i - \bar{x} \cdot n\bar{y} - \bar{y} \cdot n\bar{x} + n\bar{x} \bar{y} \\ &= \sum_{i=1}^n x_i y_i - n\bar{x} \bar{y} = \sum_{i=1}^n x_i y_i - \frac{(\sum_{i=1}^n x_i)(\sum_{i=1}^n y_i)}{n}\end{aligned}$$

## 相関係数の計算 (2)

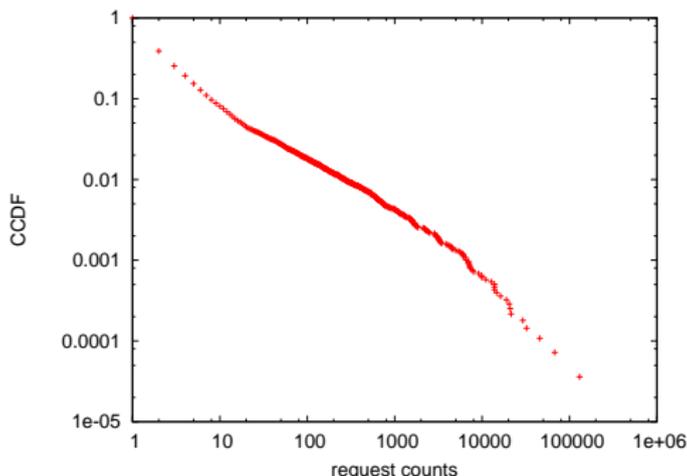
相関係数 (correlation coefficient)

$$\begin{aligned}\rho_{xy} &= \frac{\sigma_{xy}^2}{\sigma_x \sigma_y} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i - n \bar{x} \bar{y}}{\sqrt{(\sum_{i=1}^n x_i^2 - n \bar{x}^2)(\sum_{i=1}^n y_i^2 - n \bar{y}^2)}} \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i - \frac{(\sum_{i=1}^n x_i)(\sum_{i=1}^n y_i)}{n}}{\sqrt{(\sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n x_i)^2}{n})(\sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n y_i)^2}{n})}}\end{aligned}$$

## 前回の演習: CCDF のプロット

JAIST サーバのアクセスログから、コンテンツ毎のアクセス数分布を CCDF でプロットする

```
% ./count_contents.rb sample_access_log > contents.txt  
% ./make_ccdf.rb contents.txt > ccdf.txt
```



# コンテンツ毎のアクセス数を集計するスクリプト

```
# output: URL req_count byte_count
# regular expression for apache combined log format
# host ident user time request status bytes referer agent
re = /^(S+) (\S+) (\S+) \[(.*?)\] "(.*?)" (\d+) (\d+|-) "(.*?)" "(.*?)" /
# regular expression for request: method url proto
req_re = /(\w+) (\S+) (\S+)/
contents = Hash.new([0, 0])
count = parsed = 0
ARGF.each_line do |line|
  count += 1
  if re.match(line)
    host, ident, user, time, request, status, bytes, referer, agent = $~.captures
    # ignore if the status is not success (2xx)
    next unless /2\d{2}/.match(status)
    if req_re.match(request)
      method, url, proto = $~.captures
      # ignore if the method is not GET
      next unless /GET/.match(method)
      parsed += 1
      # count contents by request and bytes
      contents[url] = [contents[url][0] + 1, contents[url][1] + bytes.to_i]
    else
      # match failed. print a warning msg
      $stderr.puts("request match failed at line #{count}: #{line.dump}")
    end
  else
    $stderr.puts("match failed at line #{count}: #{line.dump}") # match failed.
  end
end
contents.sort_by{|key, value| -value[0]}.each do |key, value|
  puts "#{key} #{value[0]} #{value[1]}"
end
$stderr.puts "# #{contents.size} unique contents in #{parsed} successful GET requests"
$stderr.puts "# parsed:#{parsed} ignored:#{count - parsed}"
```

## 前回の演習: アクセス数を CCDF に変換するスクリプト

```
#!/usr/bin/env ruby

re = /^S+s+(\d+)\s+d+/

n = 0
counts = Hash.new(0)
ARGF.each_line do |line|
  if re.match(line)
    counts[$1.to_i] += 1
    n += 1
  end
end

cum = 0
counts.sort.each do |key, value|
  comp = 1.0 - Float(cum) / n
  puts "#{key} #{value} #{comp}"
  cum += value
end
```

## 前回の演習: コンテンツ毎のアクセス数を集計するスク リプト

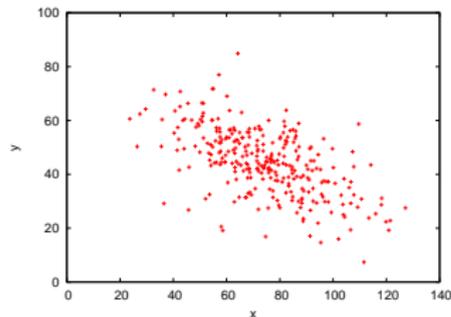
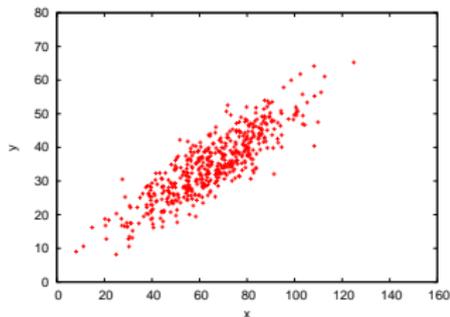
```
set logscale
set xlabel "request counts"
set ylabel "CCDF"

plot "ccdf.txt" using 1:3 notitle with points
```

# 今回の演習: 相関係数の計算

- ▶ データの相関係数を計算する

- ▶ correlation-data-1.txt, correlation-data-2.txt



data-1: $r=0.87$  (left), data-2: $r=-0.60$  (right)

## 演習: 相関係数の計算スクリプト

```
#!/usr/bin/env ruby

# regular expression for matching 2 floating numbers
re = /([+]?[0-9]*\.?[0-9]+)([+]?[0-9]*\.?[0-9]+)/

sum_x = 0.0 # sum of x
sum_y = 0.0 # sum of y
sum_xx = 0.0 # sum of x^2
sum_yy = 0.0 # sum of y^2
sum_xy = 0.0 # sum of xy
n = 0 # the number of data

ARGF.each_line do |line|
  if re.match(line)
    x = $1.to_f
    y = $2.to_f
    sum_x += x
    sum_y += y
    sum_xx += x**2
    sum_yy += y**2
    sum_xy += x * y
    n += 1
  end
end

r = (sum_xy - sum_x * sum_y / n) /
  Math.sqrt((sum_xx - sum_x**2 / n) * (sum_yy - sum_y**2 / n))

printf "n:%d r:%.3f\n", n, r
```

# トピック: 本棚.org

増井俊之先生の本棚.org

▶ 自分の持つ本のリストを共有するサイト

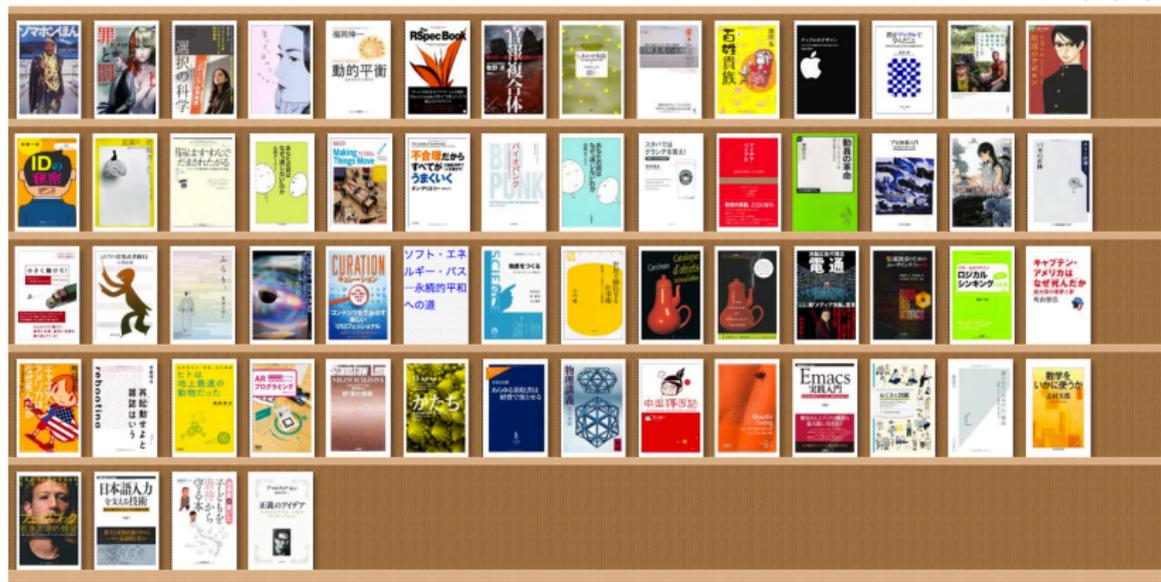
<http://www.hondana.org/>

[書籍追加](#) | [本棚情報変更](#) | [名前変更/本棚削除](#) | [類似本棚](#) | [ヘルプ](#)

増井の本棚

◀ Previous | 2 3 4 5 6 7 8 9 ... 50 51 Next ▶ | [更新順 - 表紙 - 書名](#) | [評価順 - 表紙 - 書名](#) | [カテゴリ別 - 書名](#) | [アークリスト](#)

(3042/1437冊)



◀ Previous | 2 3 4 5 6 7 8 9 ... 50 51 Next ▶ | [更新順 - 表紙 - 書名](#) | [評価順 - 表紙 - 書名](#) | [カテゴリ別 - 書名](#) | [アークリスト](#)

## トピック: 本棚演算

本棚演算: 本棚.org のデータに演算を適用し、協調フィルタリング的に本の情報を集める

- ▶ 本棚演算のページ

<http://www.pitecan.com/Enzan/>

- ▶ 2007年のデータと ruby で書かれたソースコードも
- ▶ 日本語は EUC コード

- ▶ 本棚演算を解説した UnixMagazine の原稿

[www.pitecan.com/UnixMagazine/PDF/if0512.pdf](http://www.pitecan.com/UnixMagazine/PDF/if0512.pdf)

- ▶ MySQL のデータも公開されている

- ▶ 最新データがダウンロード可能 (約 80MB)
- ▶ 文字コードは UTF-8

# まとめ

## 相関

- ▶ オンラインお勧めシステム
- ▶ 距離と類似度
- ▶ 相関係数
- ▶ 演習: 相関

# 次回予定

## 第7回 多変量解析 (5/25)

- ▶ データセンシング
- ▶ 線形回帰
- ▶ 主成分分析
- ▶ 演習: 線形回帰