

情報検索とベイズ決定

Raphael Shu

Weblio Inc.

October 31, 2014

分類子と関連性

分類子

- 文献の集合： S
- 文献の中に m 個の分類子 l_1, l_2, \dots, l_m が存在する
例： $l_1, l_2, l_3 =$ 政治, 経済, 教育

Z_j 関数

文献にある分類しが与えられたかどうかを判断する関数を定義する。

$$Z_j(s) = \begin{cases} 1 & I_j \text{ は } s \text{ に与えられている} \\ 0 & I_j \text{ は } s \text{ に与えられていない} \end{cases}$$

すると、文献の分類は m 桁の 2 進数 $(Z_1(s), Z_2(s), \dots, Z_m(s))$ で表示できる。

- このような 2 進数の数は全部 $2^m - 1$ 個ある

例

分類子の集合を政治、経済、教育にする時、政治と経済に関連する記事は $(1, 1, 0)$ の分類になる

関連性の尺度

関連性の尺度を q 段階に分ける。

- 例えば、0は関連なし、1はやや関連ありとか

関連性の尺度も分類の表示に入れると、 $m+1$ 桁になる。

例

政治と経済に強く関連する記事は(1, 1, 0, 5)の表示になる

ここで、分類子の組合せの数を i にして、関連性を k 段階にすると、文献の集合 S は:

$$S = \bigcup_i \bigcup_k S_{ik}$$

文献からサンプリング

カテゴリーの確率

文献の集合 S からランダムサンプリングすることを考える。

- カテゴリー S_{ik} の確率: $\theta_{ik} = P(S_{ik})$
- カテゴリー i の確率: $P(S_i) = \sum_{k=0}^q \theta_{ik}$

サンプリング

- 文献 S の中に、文書の数を n にする
- カテゴリー s_{ik} に入る文書の数を r_{ik} にする
 - ▶ 当然、足し合わせると n になる

$$\sum_{i=0}^q \sum_{k=0}^q r_{ik} = n$$

文献カテゴリーに応じる確率の例

表 5.2 ある図書館の文献構成

文献 カテゴリー	閲覧	OR	図書館	閲覧・OR	関連性	確率	標本 データ
S_0 { S_{00}	×	×	×	×	なし	θ_{00}	r_{00}
S_0 { S_{01}	×	×	×	×	ややあり	θ_{01}	r_{01}
S_0 { S_{02}	×	×	×	×	あり	θ_{02}	r_{02}
S_1 { S_{10}	×	×	×	○	なし	θ_{10}	r_{10}
S_1 { S_{11}	×	×	×	○	ややあり	θ_{12}	r_{11}
S_1 { S_{12}	×	×	×	○	あり	θ_{12}	r_{12}
S_{20}	×	×	○	×	なし	θ_{20}	r_{20}
...
$S_{15,2}$	○	○	○	○	あり	$\theta_{15,2}$	$r_{15,2}$
S						1	n (点)

各カテゴリーの確率とランダム・サンプルの結果が与えられている。各カテゴリーの定義は該当 (○), 非該当 (×) で定められている。

カテゴリーの組合せのサンプリング確率

背景説明

分類子が下記の3つの場合

- 政治(確率: θ_0 , 標本データ数: r_0)
- 経済(確率: θ_1 , 標本データ数: r_1)
- 教育(確率: θ_2 , 標本データ数: r_2)

政治或いは経済に関わる文書数の確率分布を知りたい。

- この例では、求めたいカテゴリーの組合せの確率のベクトルは $\theta = (\theta_0, \theta_1)$ である。 r をこの組合せのデータ数にする。

カテゴリーの組合せのサンプリング確率

- 各カテゴリーが独立し、関連性は2段階に分ける場合、 $f(r|\theta)$ は多項分布に従う。

$$f(r|\theta) = \prod_{i=0}^p \frac{n!}{r_{i0}! r_{i1}!} ((\theta_{i0})^{r_{i0}})((\theta_{i1})^{r_{i1}})$$

- ここで、実際に関連性ありの確率 θ_{i1} が関連性なしの確率より上まわるカテゴリーを検索すればよい。

ベイズ検索

ベイズ検索

問題設定

カテゴリ S_{ik} の確率 θ_{ik} をベイズ推定する。

- 各カテゴリ S_{ik} の母数を α_{ik} にすると、 θ の事前確率は下記の式になる。

$$w(\theta) \propto \prod_{i=0}^p (\theta_{i0})^{\alpha_{i0}-1} (\theta_{i1})^{\alpha_{i1}-1}$$

- r の確率分布

$$f(r|\theta) = \prod_{i=0}^p \frac{n!}{r_{i0}! r_{i1}!} ((\theta_{i0})^{r_{i0}}) ((\theta_{i1})^{r_{i1}})$$

- よって、観測された標本数 r が得たとき、 θ の事後確率は

$$w(\theta|r) \propto \prod_{i=0}^p (\theta_{i0})^{\alpha_{i0} + r_{i0} - 1} (\theta_{i1})^{\alpha_{i1} + r_{i1} - 1}$$

ベイズ検索

- ここで、実際に母数が α から $\alpha + r$ に変化した。
- 同じように、あるカテゴリを検索するかどうかを判断する時、確率の比例を使う。

$$E\left(\frac{\theta_{i1}}{\theta_{i0}}\right) = \frac{\alpha_{i1} + r_{i1}}{\alpha_{i0} + r_{i0} - 1} \geq c$$

説明

$E\left(\frac{\theta_{i1}}{\theta_{i0}}\right) = \frac{1}{5}$ の意味は、カテゴリ- S_i の文献を検索すると、関連文書1件を得るために6件の文書を検索する必要がある。

External Topics

ベクトル空間モデルによる情報検索

潜在意味解析(LSA、情報検索分野ではLSI)

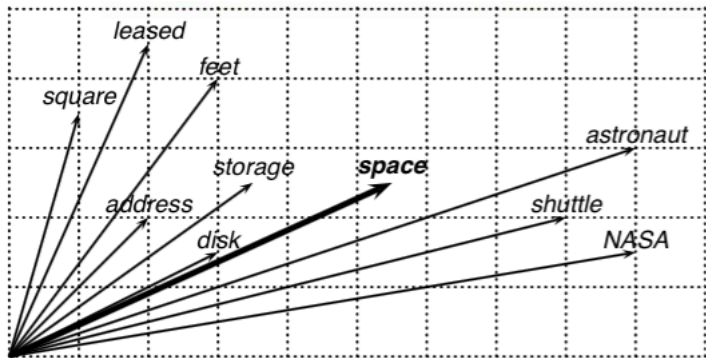
- ある単語の意味は文脈で決める
 - ▶ "You shall know a word by the company it keeps" -J. R. Firth (1890)
 - ▶ "The meaning of a word is defined by the circumstances of its use"
-Wittgenstein (1889)
- 単語の共起行列

	car	Chomsky	corpus	emissions	engine	hood	make	model	noun	parsing	tagging	tires	truck	trunk	wonderful
car	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	0
hood	1	0	0	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0
Chomsky	0	0	1	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	1

Original slide:

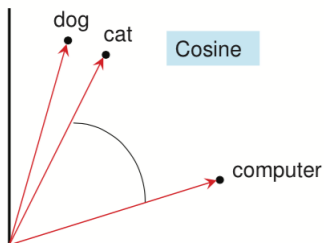
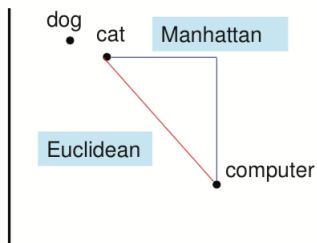
http://www.inf.ed.ac.uk/teaching/courses/nlu/lectures/nlu_l10.pdf

ベクトル空間モデルによる情報検索



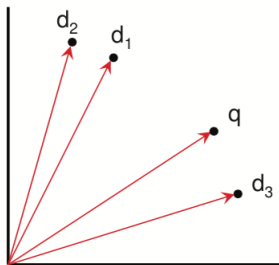
単語の類似度を測る

- 測りたい単語ペア(w_1, w_2)のベクトルをそれぞれ作って、多次元空間において、ベクトルの距離を測る
- 三種類の距離



ベクトル空間モデルによる文書検索

- 文脈の代わりに、文書内の単語でベクトルを作って、単語の重要度(TF-IDF)で重みを付ける
 - ▶ 文書と検索クエリ



次元圧縮問題

問題

学習用テキストデータのサイズがでかいので、ベクトルが膨大しすぎて、計算が難しい

次元削減

- 特異値分解(SVD)

特異値分解(SVD)

情報を失わずに高次元ベクトルを低次元に投射する。

- $D = U\Sigma V^T$

$$D = U \times \Sigma \times V^T$$

The diagram illustrates the SVD decomposition $D = U \Sigma V^T$. Matrix D is represented by a tall rectangle with vertical lines, labeled d_1, d_2, \dots, d_n . Matrix U is a tall rectangle with vertical lines, labeled u_1, \dots, u_r . Matrix Σ is a small square with diagonal elements $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r$ and zeros elsewhere. Matrix V^T is a wide rectangle with horizontal lines, labeled v_1, v_2, \dots, v_r . The equation is shown as $D = U \times \Sigma \times V^T$.

トピックモデル

潜在的ディリクレ配分法(LDA)

- 文書はいろんなトピックが確率的に組み合わせたもの

トピック

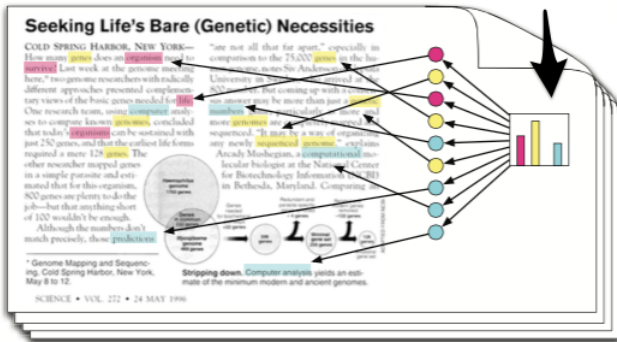
gene	0.04
dna	0.02
genetic	0.01
...	

life	0.02
evolve	0.01
organism	0.01
...	

brain	0.04
neuron	0.02
nerve	0.01
...	

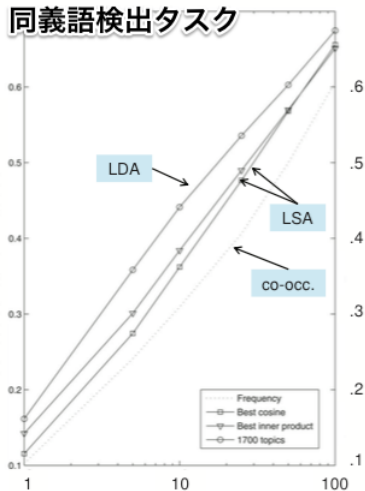
data	0.02
number	0.02
computer	0.01
...	

文書



トピックの割合

まとめ



- LSAは情報検索と自然言語処理の分野でよく使われる
- LSAはLDAより実用的
- 論文書くならLDAがもっとマシ

End

Merry Halloween