## LDAによるホテルブランドマッピング

B5EB1106 酒井洋輔

### Contents

- 1. Motivation
- 2. Review previous research
- 3. Mapping the brand of hotels
- 4.Challenges

ビジネスホテルの均質化



差別化の必要性

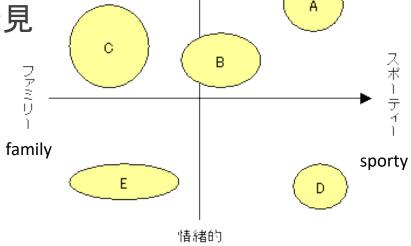
### **Positioning**

• 自社製品の差別化

- 競合力の向上

- 未開拓のポジションの発見

Positioning map



emotional

機能的 fu<u>n</u>ctional

Image from

http://www.nsspiritcashf.com/manage/positioning analysis.html

### 消費者の知覚に基づき、ブランドをマッピングする

↓ questionnaire

Q No	質問文	中項目	列No	項目名	回答 形態	回答番号	回答内容
Q4	アルコール 飲料を飲む とどのよう	;		Q4-1_飲むと、幸せな気分に なる	単一		同上
			40	Q4-1_飲むと、ほっとした気分 になる	単一		同上
な気分にた ると思いま	ると思いま		41	Q4-1_飲むと、爽快な気分に なる	単一		同上
	すか。あて はまると思	プービール つ !		なる	単一		同上
	うものを1つ お選びくだ		43	Q4-2_飲むと、ほっとした気分 になる			同上
	さい。※ご 存知ない、 飲んだこと		44	Q4-2_飲むと、爽快な気分に なる	単一		同上
がない場 でも、イン	がない場合	場合 ル ル ダウ ダス 4		Q4-3_飲むと、幸せな気分に なる	単一		同上
	ジでお答え			Q4-3_飲むと、ほっとした気分 になる	単一		同上
	1,200,10			Q4-3_飲むと、爽快な気分に なる	単一		同上



↓ brand mapping



Image from:

http://nakhirot.hatenablog.com/entry/

20160724/1469337062

- 一般的に、アンケートデータが使われる
- しかし、アンケートデータには課題も多い・・・
- アンケート設計の難しさ
- ・外注のコストの高さ
- データを集めるのに時間がかかる

etc...

<u>レビューデータをアンケートデータの代わりに使えないだろうか…?</u>

#### レビューデータは多くの利点を持っている

- ・膨大な量を、素早く集めることができる
- ・自動的に集積していく
- •インターネットの普及により、投稿する人の偏りは小さくなりつつある

LDA (Latent Dirichlet Allocation )とは?

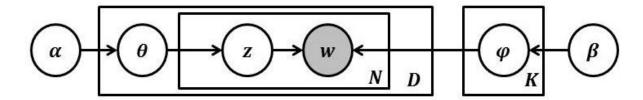
a generative probabilistic model for collections of discrete data such as text corpora. LDA is a three-level hierarchical Bayesian model, in which each item of a collection is modeled as a finite mixture over an underlying set of topics.

—Latent Dirichlet Allocation (Blei &Ng& Jordan 2003)

Topic proportions and Topics **Documents** assignments 0.02 Seeking Life's Bare (Genetic) Necessities genetic 0.01 COLD SPRING HARBOR, NEW YORK- "are not all that far apart," especially in nere,8 two genome researchers with radically different approaches presented compleme ary views of the basic genes needed for life One research team, using computer analyevolve 0.01 ses to compare known genomes, concluded organism 0.01 that today's organisms can be sustained with just 250 genes, and that the earliest life forms required a mere 128 genes. The other researcher mapped genes in a simple parasite and estimated that for this organism. 800 genes are plenty to do the job-but that anything short 0.02 of 100 wouldn't be enough. Although the numbers don't match precisely, those prediction \* Genome Mapping and Sequenc-ing, Cold Spring Harbor, New York, Stripping down. Computer analysis yields an estimate of the minimum modern and ancient genomes SCIENCE • VOL. 272 • 24 MAY 1996 0.02 computer 0.01

←image of LDA

### Latent Dirichlet Allocation



#### トピックモデル

*D*: number of document

N: number of word in the document

W:word

z: topic

*K*: number of topic

 $\alpha,\beta \text{:} \, hyper \, parameter$ 

φ: word distribution

 $\theta$ : topic distribution

$$w_{d,i} \sim Multi (\Phi_{k,i})$$

$$z_{d,i} \sim Multi (\theta_{k,i})$$

$$\theta_d \sim Dirichlet(\alpha)$$

$$\Phi_k \sim Dirichlet(\beta)$$

#### Why LDA?

- -・高次元、かつスパース(疎)なデータに対応できる
  - ・文脈の情報なしで、ある単語の意味、極性(positive, negative)

を解釈できる

high dimension and sparse data→

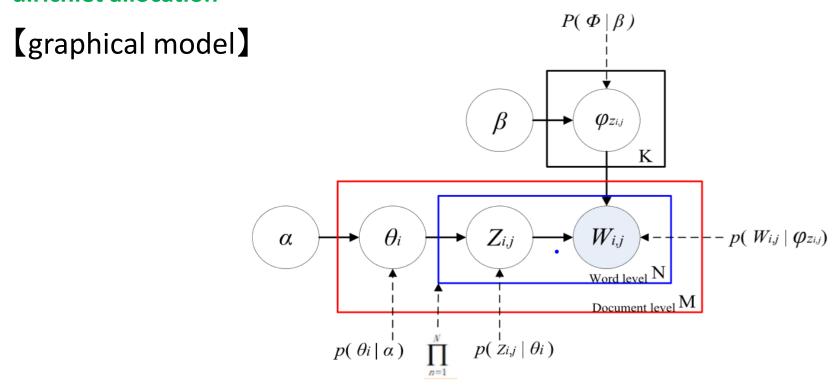
•	review <sup>‡</sup> 1	review <sup>‡</sup>	review <sup>‡</sup>	review <sup>‡</sup>	review <sup>‡</sup> 5	review <sup>‡</sup>
perfect	0	0	0	0	0	0
PM	0	0	0	0	0	0
PM	0	0	0	0	0	0
POLA	0	0	0	0	0	0
Ponta	0	0	0	0	0	0
PR	0	0	0	0	0	0

Mining meaning from online ratings and reviews: Tourist satisfaction analysis using latent dirichlet allocation

Yue Guo a, Stuart J. Barnes b, \*, Qiong Jia a (2017 Tourism Management)

- •LDAと対応分析を利用してマッピングを行う
- •TripAdvisorから、266,544件のホテルについてのレビューデータ

Mining meaning from online ratings and reviews: Tourist satisfaction analysis using latent dirichlet allocation

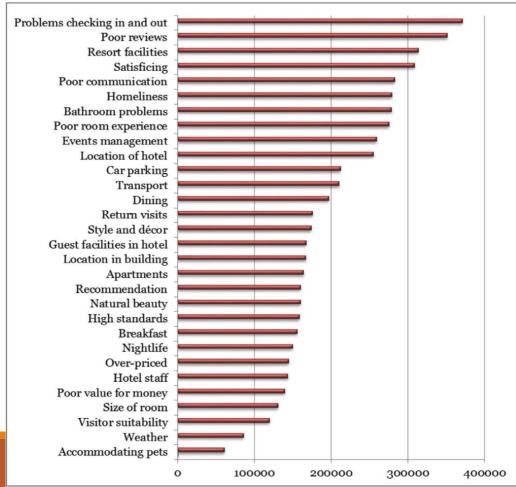


Mining meaning from online ratings and reviews: Tourist satisfaction analysis using latent

dirichlet allocation

1. 単語分布φでトピックをラベリングする

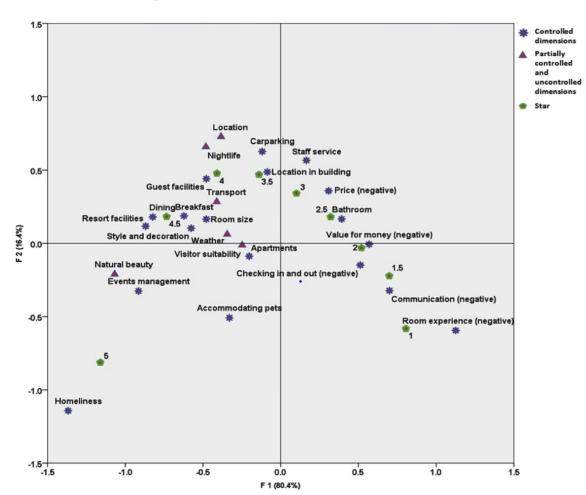
- 2. ホテルを9段階に分ける(満足度?ランク?)
- 3. Generating a positioning matrix for hotel star ratings, counting the number of hotel star occurrences for each attribute.
- 4.対応分析を行う



Mining meaning from online ratings and reviews: Tourist satisfaction analysis using latent

dirichlet allocation

[Result]



## 実際にやってみた

#### 分析1

- -2014/09~2015/11
  - -トピック数7
    - •テキスト+スコア(allだけ)
      - •対応分析
      - •主成分分析

### 分析2

- **2013/07~2015/09** 
  - •トピック数8
    - •テキスト+スコア(allだけ)
      - •対応分析
      - •主成分分析

### Mapping of hotel brand

[Mapping using text data and score]

- ①モデルを推定し、トピックを抽出する
- ②あるブランドaの、レビューdに関するトピック分布  $\theta_{d^ak}$ が、0.1を超えれば、そのレビューはトピックKに言及していると判断する。そのレビューに付与されている「all score」を、ブランドaのトピックKについての得点に加算する
- ③以下のような表を作成し、主成分分析と対応分析を行う

^	topic <sup>‡</sup> 1	topic <sup>‡</sup>	topic <sup>‡</sup>	topic <sup>‡</sup>	topic <sup>‡</sup> 5	topic <sup>‡</sup>	topic <sup>‡</sup> 7	topic <sup>‡</sup> 8
ара	4442	4342	2855	2508	4793	4425	3419	2974
routein	3911	4466	3990	4532	4307	3514	3503	4307
touyokoin	3307	4539	2834	3954	4941	3287	4338	1376
superhotel	3323	4341	6175	4732	4433	4411	3837	3518
domin	3591	4161	4508	4269	4027	4044	3620	9434

Column	Sample
投稿番号	99887766
投稿日時	2012/01/01 12:34:56
ニックネーム	user12345
目的	レジャー
同伴者	家族
評価1 (立地)	4
評価2 (部屋)	4
評価3(食事)	0
評価4 (風呂)	4
評価5 (サービス)	3
評価6(設備)	3
評価7 (総合)	4

↑score and user data

Review text, category→

Column	Sample
施設ID	121212
投稿日時	2012/01/01 12:34:56
ユーザ投稿本文	値段のわりには、きれいなホテルでした。以前泊まったときより、きれいに改装されたようで、入ったときにはびっくりしました。しかし、以前と同じくフロントでは丁寧な対応をして頂き、気分よく泊まることができました。接客には十分満足しましたが、駐車場が少し遠かったり、コンビニが近くになかったりしたところが少し残念です。朝食はバイキングでしたが、品数も多く、おいしかったですが、レストランスタッフの方を呼んでもなかなか出てこられなかったのは残念でした。
投稿番号	99887766
分類	感情・情報
プランID	242424
プランタイトル	新館、禁煙、朝食バイキング!平日お得プラン!
部屋種類	2
部屋名前	新館・禁煙・セミダブルルーム
施設回答本文	この度は、ご利用頂きまして誠にありがとうございます。また、貴重なご意見をお寄せ頂きありがとうございました。今年初めに改装しましたが、お褒め頂きましてありがとうございます。レスト

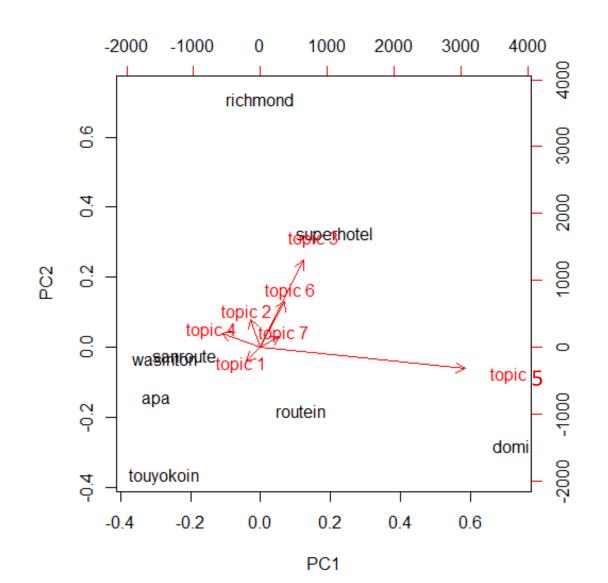
### **Setting**

- 1.トピック数は7
- 2. Hyperparameter  $\alpha$ =0.5  $\beta$ =0.1
- 3. Using R package, "lda", "ca"

### 【主成分分析】

topic1 topic2 topic3 topic4 topic5 topic6 topic7

	<u></u>	<u> </u>	<u> </u>	<b>±</b>	<u> </u>	<u> </u>	<b>±</b>
1	音	立地	ベッド	近い	美味しい	アメニティ	スタッフ
2	トイレ	料金	スタッフ	駅	温泉	ベッド	客
3	風呂	安い	ツイン	コンビニ	バイキング	女性	女性
4	バス	価格	風呂	立地	種類	タオル	悪い
5	臭い	高い	広い	徒歩	おいしい	ルーム	アウト
6	壁	值段	子供	遠い	そば	テレビ	団体
7	エアコン	ビジネス	ダブル	バス	メニュー	カード	多い
8	古い	プラン	シングル	場所	ご飯	バス	お客
9	窓	得	狭い	距離	風呂	大きい	外国
10	タバコ	条件	家族	周辺	パン	歯ブラシ	方々
11	浴槽	コストパフォーマンス	機会	繁華	無料	+-	笑顔
12	空気	車	ベット	駅前	ごはん	コンセント	男性
13	温度	コイン	アメニティ	空港	おかず	コーヒー	中国人
14	寒い	古い	嬉しい	地下鉄	夜鳴き	風呂	エレベーター
15	カーテン	無料	笑顔	圏内	味	無料	お客様



#### 【主成分分析】

#### 解釈

- •x軸が「食事、温泉」 y軸が「アメニティ、部屋」
- ・立地に関連するグループが見られる、しかしx軸でいうと負?
- ・ドーミーインは「食事、温泉」について飛びぬけていて、リッチモンドホテルは 「部屋、アメニティ」に飛びぬけている。これはホテルの特徴とある程度合致し ている
- 無料の食事を提供しているホテルが目立つ

#### 【主成分分析】

→寄与率、累積寄与率

Importance of components:

PC1 PC2 Standard deviation 1424.6013 706.4988 Proportion of Variance 0.7159 0.1761 Cumulative Proportion 0.7159 0.8919

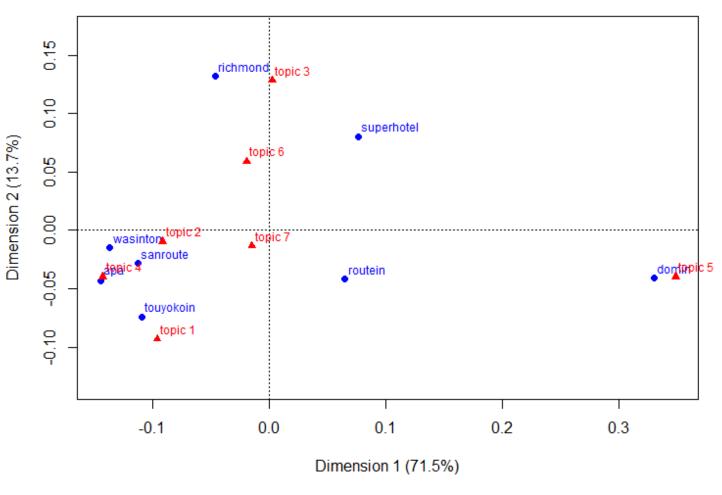
#### ↓主成分負荷量

^	topic 1	topic 2	topic 3	topic 4	topic 5	topic 6	topic 7
PC1	-2.986828e-01	-0.21438914	0.4375749971	-0.71299439	0.993613261	0.41236929	0.460871795
PC2	-2.728484e-01	0.57929265	0.8900752045	0.25966023	-0.104535394	0.76856292	0.275486051

### 【対応分析】

topic1topic2topic3topic4topic5topic6topic7音立地ベッド近い美味しいアメニティスタッフ

_						= -		
1	音	立地	ベッド	近い	美味しい	アメニティ	スタッフ	
2	トイレ	料金	スタッフ	駅	温泉	ベッド	客	
3	風呂	安い	ツイン	コンビニ	バイキング	女性	女性	
4	バス	価格	風呂	立地	種類	タオル	悪い	i
5	臭い	高い	広い	徒歩	おいしい	ルーム	アウト	
6	壁	値段	子供	遠い	そば	テレビ	団体	
7	エアコン	ビジネス	ダブル	バス	メニュー	カード	多い	
8	古い	プラン	シングル	場所	ご飯	バス	お客	i
9	窓	得	狭い	距離	風呂	大きい	外国	
10	タバコ	条件	家族	周辺	パン	歯ブラシ	方々	
11	浴槽	コストパフォーマンス	機会	繁華	無料	<b>+</b> -	笑顔	
12	空気	車	ベット	駅前	ごはん	コンセント	男性	
13	温度	コイン	アメニティ	空港	おかず	コーヒー	中国人	
14	寒い	古い	嬉しい	地下鉄	夜鳴き	風呂	エレベーター	
15	カーテン	無料	笑顔	圏内	味	無料	お客様	



## 分析2トピック数8

topic5

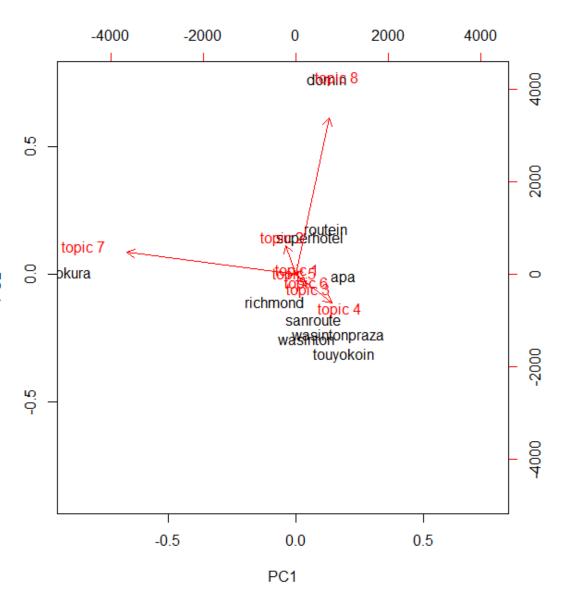
topic6 topic7

#### 【主成分分析】

topic2 topic3

	•	•	•	•	•	•	•	•	
	<u></u>	÷	<b>±</b>	ė	÷	÷	<u></u>	ė	
1	客	美味しい	安い	駅	ベッド	音	子供	温泉	
2	! スタッフ	種類	立地	近い	広い	トイレ	スタッフ	浴場	
3	女性	バイキング	価格	コンビニ	狭い	臭い	家族	風呂	7
4	悪い	パン	高い	遠い	シングル	エアコン	美味しい	そば	PC2
5	カード	無料	值段	徒歩	ルーム	ルーム	夜景	疲れ	
6	アウト	おいしい	料金	立地	ツイン	悪い	笑顔	最高	
7	多い	コーヒー	ビジネス	バス	バス	壁	グレード	夜鳴き	
8	+-	多い	古い	繁華	アメニティ	古い	素晴らしい	気持ちよい	
g	エレベーター	品数	条件	距離	タオル	窓	娘	露天風呂	
10	男性	ご飯	コストパフォーマンス	周辺	ダブル	隣	ハウステンボス	天然	
11	荷物	メニュー	プラン	車	ベット	空調	ディズニー	サウナ	
12	外国	ごはん	無い	場所	枕	バス	神戸	おいしい	
13	無い	和食	最高	東京	大きい	タバコ	おいしい	無料	
14	団体	味	内容	空港	歯ブラシ	廊下	皆さん	湯	
15	お客	おかず	狭い	地下鉄	風呂	寒い	楽しい	美味しい	

topic4



#### 【主成分分析】

#### 解釈

- \*x軸が「?」y軸が「食事、温泉」
- ・リッチモンドはビジネスホテル中でも価格帯が高いホテル、x軸は価格に関係している?
- ・立地を売りにするホテルは、分析1と同様に密集している

#### 【主成分分析】

→寄与率、累積寄与率

#### Importance of components:

Standard deviation PC1 PC2 Standard deviation 1512.8159 1402.2628 Proportion of Variance 0.4846 0.4164 Cumulative Proportion 0.4846 0.9010

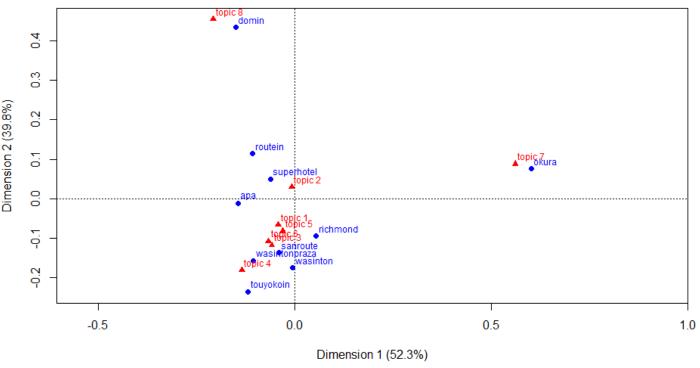
#### ↓主成分負荷量

•	topic 1	topic 2	topic 3 $^{\scriptsize \scriptsize $	topic 4	topic 5	topic 6	topic 7	topic 8
PC1	0.083829783	-0.2013196951	0.31418206	0.669203798	-0.0157885187	0.42175400	-0.990809411	0.2070507306
PC2	0.138868688	0.5835931128	-0.38278963	-0.524475099	0.0001144248	-0.34650434	0.128385024	0.9771852950

### 【対応分析】

topic1 topic2 topic3 topic4 topic5 topic6 topic7 topic8

	<u></u>	<u> </u>	÷	<u></u>	<u></u>	<u></u>	<u></u>	<u></u>	
1	客	美味しい	安い	駅	ベッド	音	子供	温泉	
2	スタッフ	種類	立地	近い	広い	トイレ	スタッフ	浴場	
3	女性	バイキング	価格	コンビニ	狭い	臭い	家族	風呂	
4	悪い	パン	高い	遠い	シングル	エアコン	美味しい	そば	·
5	カード	無料	值段	徒歩	ルーム	ルーム	夜景	疲れ	(39.8%)
6	アウト	おいしい	料金	立地	ツイン	悪い	笑顔	最高	N
7	多い	コーヒー	ビジネス	バス	バス	壁	グレード	夜鳴き	Dimension
8	<b>+</b> -	多い	古い	繁華	アメニティ	古い	素晴らしい	気持ちよい	mer
9	エレベーター	品数	条件	距離	タオル	窓	娘	露天風呂	
10	男性	ご飯	コストパフォーマンス	周辺	ダブル	隣	ハウステンボス	天然	
11	荷物	メニュー	プラン	車	ベット	空調	ディズニー	サウナ	
12	外国	ごはん	無い	場所	枕	バス	神戸	おいしい	
13	無い	和食	最高	東京	大きい	タバコ	おいしい	無料	
14	団体	味	内容	空港	歯ブラシ	廊下	皆さん	湯	
15	お客	おかず	狭い	地下鉄	風呂	寒い	楽しい	美味しい	



## 分析 + α only score

#### (Using only score)

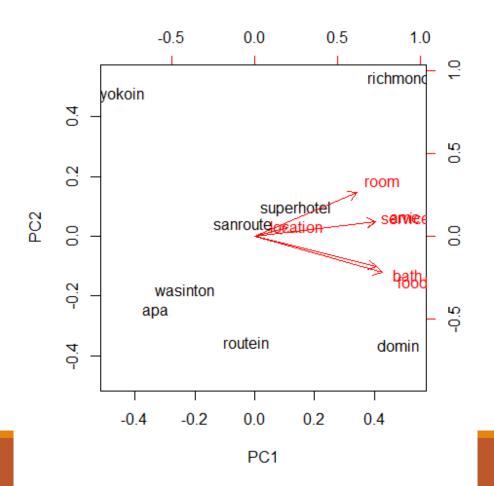
レビューには「立地」、「食事」、「部屋」、「サービス」、「アメニティ」、「風呂」、「合計」について、それぞれ5段階で評価が付与されている以下の表を作成し、対応分析を行う。パッケージは"ca"を用いる。

#### √平均得点 表

^	location <sup>‡</sup>	room <sup>‡</sup>	food	bath <sup>‡</sup>	service <sup>‡</sup>	ame <sup>‡</sup>
ара	4.089888	3.575441	3.678973	3.549759	3.642055	3.568218
routein	4.018532	3.867733	3.896439	3.919331	3.909157	3.708576
touyokoin	4.085840	3.825110	3.314079	3.436422	3.532290	3.429603
superhotel	4.226366	4.072009	3.991507	3.707903	4.158789	3.931315
domin	4.335494	4.271070	4.371961	4.436386	4.250810	4.179092

## 分析 + α only score

#### 【主成分分析\_】



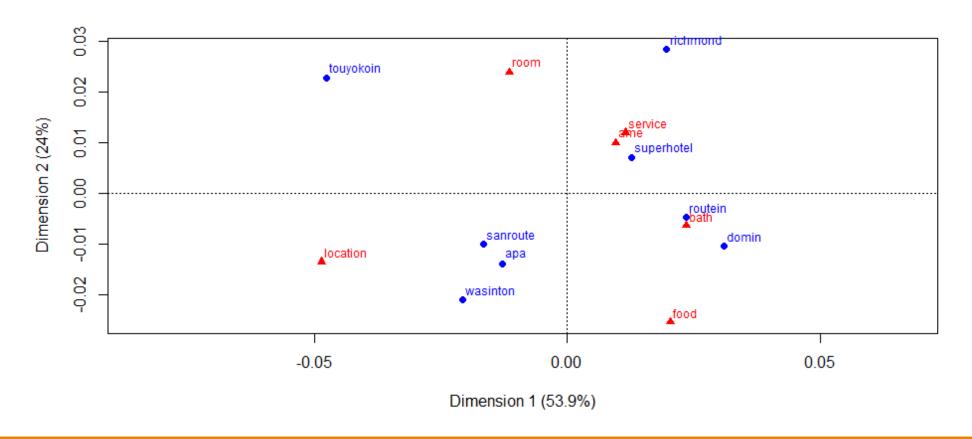
#### →寄与率、累積寄与率

Importance of components:

PC1 PC2 Standard deviation 0.7132 0.1815 Proportion of Variance 0.8756 0.0567 Cumulative Proportion 0.8756 0.9323

# 分析 + α only score

#### 【対応分析\_】



### Challenges

- そのトピックの重要性はわからない
- 日本語のステミングができていない
- -トピック数、パラメータを主観で決めている
- ・スコアだけの結果との比較、その解釈
- 展開方式、その他の調査
- •この結果とマーケティング論を裏付けとした提案

### Reference

Deloitte Tohmatsu website:

https://www2.deloitte.com/jp/ja/pages/deloitte-analytics/articles/analytics-plsa.html#

•All about旅行

https://allabout.co.jp/gm/gc/434435/

• Mining meaning from online ratings and reviews: Tourist satisfaction analysis using latent dirichlet allocation

Yue Guo a, Stuart J. Barnes b, \*, Qiong Jia a (2017 Tourism Management)

・『トピックモデルによる統計的潜在意味解析』 佐藤一誠