

# 修士論文

## 京都市内のランドマークを対象とした Web 情報を用いた印象音の推定

竹内 瞭

2019 年 1 月 31 日

奈良先端科学技術大学院大学  
情報科学研究科 情報科学専攻

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科に  
修士（工学）授与の要件として提出した修士論文である。

竹内 瞭

審査委員：

|             |         |
|-------------|---------|
| 中村 哲 教授     | （主指導教員） |
| 松本 裕治 教授    | （副指導教員） |
| 諏訪 博彦 助教    | （副指導教員） |
| 荒牧 英治 特任准教授 | （副指導教員） |

# 京都市内のランドマークを対象とした Web 情報を用いた印象音の推定\*

竹内 瞭

## 内容梗概

近年、インターネットサービスの普及により、さまざまな場所に関する情報にアクセスできるようになっている。しかし、アクセスできる情報は視覚的な情報が主である。場所の雰囲気を知りたい場合、視覚的な情報以外の聴覚、嗅覚などに関する情報も必要である。このような情報は観光や引っ越しの際など、事前に場所の環境を知りたい場合などに有用である。そこで、本研究では Web データを用いて環境音（特定の場所空間で聞こえる音）を推定することを目的とする。本研究で用いる Web データはソーシャルネットワーキングサイト (SNS) の Twitter における発言、位置ベース SNS の Foursquare における施設への訪問ログ、写真共有サイト Flickr における画像タグ、そして国土地理院における航空写真である。本研究では、水や風の自然物の発する音 (Nature)、虫や鳥など生物の発する音 (Animal)、交通機関の発する音 (Vehicle)、人間の発する音 (People) の 4 種類の環境音を設定し、これらの環境音について 2 種類の音量を推定する。任意の場所でどの程度環境音が聞こえるか (実音量)、どの程度気になるか (印象音量) をクラウドソーシングよりアンケートを実施し、環境音データセットを構築した。このために、データセットからステップワイズ法により選択した変数を用いて回帰モデルを構築し、各地点における各環境音の実音量と印象音量を推定した。京都市を対象に推定した結果を 10 分割交差検定し、決定係数  $R^2$  を求めて評価したところ、Vehicle, People については実音量、印象音量共に決定係数  $R^2$  が約 0.7 と高い値となり、推定可能性が示唆された一方、Nature および Animal については実音量、印象音量共に決定係数  $R^2$  が約 0.3 と低い値となり、手法の改善の必要性も確認された。

---

\*奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 情報科学専攻 修士論文, 2019 年 1 月 31 日.

キーワード

サウンドスケープ, 環境音推定, Twitter, Foursquare, Flickr

# Estimation of Sound Scape for Landmarks of Kyoto using Web data\*

Ryo Takeuchi

## Abstract

In recent years, the spread of Internet services has made it possible to access information on various places. However, the information obtained from the Internet is usually limited to visual information. In order to know the atmosphere of the place, information on auditory, olfactory, etc. other than visual is also necessary. Such information is useful when you want to know the environment of a place beforehand, such as sightseeing or moving. Therefore, in this research, we aim to estimate environmental sound (sound that can be heard in a specific place space) using Web data. Web data used in this research is Twitter, Foursquare, Flickr, Aerial photograph. From these Web data, Twitter can get a topic of people in places, Foursquare can get the function and features of places, Flickr can get a topic of people via visual information in places, Aerial photographs can get the features and features of places based on visual information. First, it divided into four kinds of environmental sounds such as the sounds of natural objects of water and wind (Nature), sounds of living things such as insects and birds (Animal), sounds emitted by transportation (Vehicle), and human sounds (People). After that, we surveyed from the crowdsourcing questionnaire about how much environmental sound is heard (objective sound) on the spot, or whether it feels uncomfortable (subjective sound), a data set was constructed. After constructing a regression model after selecting variables using the stepwise method from the above data, we examined the relationship between psychological volume and social media from the results. As a test of

---

\*Master's Thesis, Department of Information Science, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, March 8, 2019.

the model, the learning data and the test data were divided into 9: 1 random divisions and tests were repeated ten times to obtain the average value of each  $R^2$ . From the results, in “Vehicle”, “People”,  $R^2$  was able to obtain a high conformity rate of about 0.7 for both subjective sound and objective sound, suggesting possibility of estimation. From the results, in “Vehicle”, “People”,  $R^2$  was able to obtain a high conformity rate of about 0.7 for both subjective sound and objective sound, suggesting possibility of estimation. On the other hand, in “Nature” and “Animal”, both subjective sounds and objective sounds suggested the necessity of improving the method from the compliance rate, which is as low as about 0.3 for  $R^2$ .

**Keywords:**

Soundscape, Environmental sound estimation, Twitter, Foursquare, Flickr

# 目次

|       |                                 |     |
|-------|---------------------------------|-----|
| 図目次   |                                 | vii |
| 第 1 章 | はじめに                            | 1   |
| 1.1   | 背景 . . . . .                    | 1   |
| 1.2   | 目的 . . . . .                    | 2   |
| 1.3   | 本論文の構成 . . . . .                | 2   |
| 第 2 章 | 関連研究                            | 3   |
| 2.1   | ソーシャル・メディアを用いた環境音の推定 . . . . .  | 3   |
| 2.2   | ソーシャル・メディアを用いた都市環境の推定 . . . . . | 3   |
| 2.3   | 録音による環境音の収集 . . . . .           | 4   |
| 第 3 章 | 手法                              | 5   |
| 3.1   | データセットの構築 . . . . .             | 5   |
| 3.1.1 | 環境音データセット . . . . .             | 5   |
| 3.1.2 | Twitter . . . . .               | 6   |
| 3.1.3 | Foursquare . . . . .            | 7   |
| 3.1.4 | Flickr . . . . .                | 7   |
| 3.1.5 | 航空写真 . . . . .                  | 8   |
| 3.2   | 回帰モデルの構築 . . . . .              | 9   |
| 第 4 章 | 実験                              | 10  |
| 4.1   | 材料 . . . . .                    | 10  |
| 4.1.1 | 環境音データセット . . . . .             | 10  |
| 4.1.2 | Twitter . . . . .               | 12  |
| 4.1.3 | Foursquare . . . . .            | 15  |
| 4.1.4 | Flickr . . . . .                | 18  |
| 4.1.5 | 航空写真 . . . . .                  | 20  |
| 4.2   | ステップワイズ法による変数選択 . . . . .       | 21  |
| 4.3   | 実験結果 . . . . .                  | 27  |

|       |              |    |
|-------|--------------|----|
| 4.4   | 考察 . . . . . | 28 |
| 第 5 章 | まとめ          | 29 |
|       | 謝辞           | 30 |
|       | 参考文献         | 31 |
|       | 発表リスト        | 34 |



## 図目次

|     |                                        |   |
|-----|----------------------------------------|---|
| 3.1 | アンケート例：Nature について烏丸駅の主観実音量 . . . . .  | 6 |
| 3.2 | アンケート例：Nature について烏丸駅の主観印象音量 . . . . . | 6 |
| 3.3 | 航空写真例 . . . . .                        | 8 |

# 第 1 章 はじめに

## 1.1 背景

インターネットサービスの普及により，さまざまな場所の情報にアクセスすることができる．例えば，Wikipedia では場所に関する知識，歴史などがわかり，Google Street View や Flickr や Instagram のような写真共有サイトでは場所の視覚的な情報を確認することができる．Google Maps では場所の地理的特徴や機能に関わる情報を得ることができる．しかし，場所の雰囲気を知るためには，視覚的な情報以外の聴覚や嗅覚などに関する情報も必要である．

聴覚的な情報（音の大きさや騒音レベルなど）や嗅覚的な情報（臭気指数や臭気強度など）はセンサで測定可能ではあるものの，人間が感じ取る音の大きさや匂いの度合いとのギャップが存在する場合がある．例えば，混雑した場所と静かな場所と同じ大きさの音を鳴らしたとき，後者の音の方が大きく聞こえる人は多いと考えられる．このような，センサなどで物理的に測定することは難しい，人間の感覚や印象に基づく情報は，観光や引っ越しの際など，事前に場所の環境を知りたい場合などに有用である．

近年，ソーシャル・メディア・データを含む Web データを用いて，場所の騒音や匂い環境をモデル化する試みも注目され始めているが，先行研究では環境問題に焦点を当てたものが多い [1, 6, 8, 9, 11, 13, 15, 16]．例えば，Zheng ら [1] はニューヨーク市を対象とした位置情報付きの騒音に対する苦情データを用いてニューヨーク市の騒音状況の推定を行なっている．しかし，苦情データであるため住民が不快と感じる騒音しか推定を行うことができないという問題がある．次に，Quercia ら [6] は，バルセロナとロンドンを対象に，Flickr, Instagram や Twitter から匂いに関連する単語を用いて匂いの種類や強さを推定し，マッピングしている．しかし，匂いに関連する単語の辞書，推定する際に必要なデータセットを構築する際に多くの人が都市を歩き，多くの場所で記録を行なうために大きなコストがかかるという問題がある．その一方，サウンドスケープと呼ばれる環境音を騒音として排除するのではなく，音の種類の取捨選択による環境音を指向する動きが注目されている [10, 14, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23]．

## 1.2 目的

そこで本研究では，上記の背景をもとに，Web データを用いて環境音（特定の場所空間で聞こえる音）の音量と印象音（主観的に感じる音）を推定することを目的とする．

本研究で用いる Web データは，ソーシャルネットワーキングサイト (SNS) の Twitter における発言，位置ベース SNS の Foursquare における施設への訪問ログ，写真共有サイト Flickr における画像タグ，そして国土地理院における航空写真である．これらの Web データから Twitter は場所における人々の話題，Foursquare は場所の機能や特徴，Flickr は場所における視覚的情報を介した人々の話題，航空写真は視覚的情報に基づく場所の機能や特徴を得ることができると考える．次に，環境音の推定を行うにあたって，環境音を計量化する必要がある．しかし，物理的な音量と違ってどれくらい大きい音が聞こえるか，気にかかるかどうかなどの心理的な音量は計測器で測ることはできない．

そこで，本研究では水や風の自然物の発する音 (Nature)，虫や鳥など生物の発する音 (Animal)，交通機関の発する音 (Vehicle)，人間の発する音 (People) の 4 種類の環境音を設定し，これらの環境音について 2 種類の音量を推定する．任意の場所でどの程度環境音が聞こえるか（主観実音量），どの程度気になるか（主観印象音量）をクラウドソーシングよりアンケートを実施し，環境音データセットを構築した．

さらに，データセットからステップワイズ法により選択した変数を用いて回帰モデルを構築し，各地点における各環境音の主観実音量と主観印象音量を推定した．

## 1.3 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである．第 2 章では，先行研究について概要を述べる．第 3 章では，本研究で使用するデータセット作成手法，そして回帰モデルの手法について述べる．次に第 4 章では，京都市を対象に行なった実験とその結果について考察を行う．最後に第 5 章では，本研究のまとめと課題について述べる．

## 第 2 章 関連研究

### 2.1 ソーシャル・メディアを用いた環境音の推定

Zheng ら [1] はニューヨーク市を対象とした市の問題や不満を扱うプラットフォームである NYC311\*の位置情報付きの騒音に対する苦情データを用いてニューヨーク市のエリアごとに時間帯ごとの細かい騒音状況の推定を行なっている。しかし、国内に限らずほとんどの地域では NYC311 に該当するような位置情報付きの苦情データをオープンソースとして配布はしておらず、モデルを適応できる地域が限られている。さらに、苦情データであるため住民が不快と感じる騒音しか推定を行うことができないという問題も挙げられる。

Aiello ら [2] は都市規模で不快な環境音、心地よく感じる環境音の両方を地図上にマッピングすることを目的とし、ロンドン、バルセロナを対象とした座標情報が添付された画像を保有しているタグを用い、サウンドスケープを把握する方法を提案した。このとき、画像が保有しているタグのうち人手で環境音に関連したと判断したタグのみを用いている。しかし、人が環境音に関連したと考えるタグのみを用いるため、関連しないと想定していたが、実は関連していたタグを見落としてしまう可能性、推定が可能な程に多数の地理情報が付与されたタグを得ることができる人口密集地（大都市）のみにしか推定できないなどの問題点が挙げられる。

### 2.2 ソーシャル・メディアを用いた都市環境の推定

Quercia ら [6] は実験参加者に都市を歩き、匂いについて記録するように協力してもらい、その結果から匂いに関連する単語を収集し、都市の匂いに関連する単語の辞書を作成した。次に、作成した辞書をもとに Flickr, Instagram の画像に付与されたタグ、Twitter の位置情報付きの発言からバルセロナとロンドンを対象に、種類や強さを推定し、マッピングを行なった。しかし、辞書の構築、推定する際に必要なデータセットを構築する際に膨大なコストがかかることなどが問題として挙げられる。

---

\*<https://www1.nyc.gov/311/>

## 2.3 録音による環境音の収集

環境省により選定された「残したい音風景 100 選」 [4]，ドコモが提供している現地の環境音と地図を組み合わせたサービス「ドコモ地図ナビ」 [7] のように現地の環境音を直接録音し，提供しているサービスはいくつか存在する．しかし，都市の音環境を網羅的に知りたい場合，現地での録音を都市すべて網羅するのは現実ではなく，さらに不快な環境音か心地よく感じる環境音かを計量的に示すことが困難である．

## 第 3 章 手法

### 3.1 データセットの構築

#### 3.1.1 環境音データセット

環境音を推定するにあたって，推定対象の場所において人々が感じ取っている環境音に関するデータを集める必要がある．しかし，あらゆる場所の環境音を録音するには膨大なコストがかかり，現実的ではない．

そこで本研究では，人々が感じ取っている環境音を計量的に表現する．そのために，Yahoo! Japan で提供されているサービスの一つであるヤフークラウドソーシングでアンケートを行い，環境音データセットの構築を行う．

本アンケートで質問する環境音の種類は Nature, Animal, Vehicle, People の 4 種類とした．以上の 4 件は「環境音の印象評価構造に関する研究」 [3] に基づき設定したものである．それぞれの環境音についての詳細を表 3.1 に示す．アンケートでは場所ごとにどの程度環境音が聞こえるか（以降，主観実音量）の程度，環境音は不快に感じるかの程度（以降，主観印象音量）について SD 法による評価を行った．SD 法とは対立する形容詞の対を用いて，感情的なイメージを判定する方法である [24]．4 段階 SD 法では，4 段階程度で評定を行なう．

クラウドソーシングでのアンケートを行う際，タスクの概要画面に，環境音の種類，主観実音量，主観印象音量についての詳細を提示した．また，各質問画面において，対象とする場所の画像へのリンク，環境音の例，主観実音量あるいは主観印象音量を回答するための形容詞対を表示し，質問を行った．SD 法には主観実音量では（うるさい - 静か），主観印象音量では（気になる - 気にならない）の形容詞対を用いた．主観実音量，主観印象音量のアンケート画面の例をそれぞれ図 3.1 と図 3.2 に示す．次に，4 段階の回答をそれぞれ  $-1$ ， $-0.5$ ， $0.5$ ， $1$  と割り当てた後，環境音の種類ごとに合計値をアンケート人数で割った平均値を求め，それらを本研究での環境音データセットとして扱う．

「自然（生物）」（例：鳥、虫など）についてこのランドマークに対する環境音の音量についてお答えください。

鳥丸駅 [チェックするページを見る](#)

☐ 非常にうるさい

☐ うるさい

☐ 静か

☐ 非常に静か

図 3.1 アンケート例：Nature について鳥丸駅の主観実音量

「自然（生物）」（例：鳥、虫など）についてこのランドマークに対する環境音の印象をお答えください。

鳥丸駅 [チェックするページを見る](#)

☐ 非常に気になる

☐ 気になる

☐ 気にならない

☐ 全く気にならない

図 3.2 アンケート例：Nature について鳥丸駅の主観印象音量

表 3.1 環境音についての概要

| 環境音カテゴリ | 詳細                    |
|---------|-----------------------|
| Nature  | 水の音，木々のざわめきなど         |
| Animal  | 鳥の鳴き声，虫の音など           |
| Vehicle | 電車，タクシーなどの交通機関が発する音など |
| People  | 人々の話声，人々の足音など         |

### 3.1.2 Twitter

代表的なソーシャル・ネットワーキング・サービス (SNS) の一つである Twitter\* の位置情報付き発言を抽出して用いる．発言の抽出には Twitter API† を用い

\* <https://twitter.com>

† <https://dev.twitter.com/>

た．次に抽出したデータに対して，日本語形態素解析システム Mecab<sup>‡</sup>を適用して形態素解析を行い，出現頻度が閾値以上の名詞と動詞の抽出を行なった．そして，環境音の種類ごとに環境音データセットと抽出した単語の出現頻度の相関を求めた．本研究では，それぞれ相関が上位の単語を特徴の候補として抽出する．

### 3.1.3 Foursquare

位置ベース SNS の一つである Foursquare<sup>§</sup> における施設への訪問ログ（チェックインとも呼ばれる）を取得して用いる．訪問ログの取得には Foursquare API<sup>¶</sup>を用いた．次に，環境音データセットと抽出した施設ごとのチェックイン数の相関を施設ごとに環境音の種類ごとに主観実音量と主観印象音量を求めた．

### 3.1.4 Flickr

写真共有サービスの一つである Flickr<sup>||</sup>から Flickr API<sup>\*\*</sup>を用いて投稿の抽出を行い，それぞれの投稿された画像に付与されたハッシュタグの抽出を行なった．本研究では屋外の環境音の推定を目的としているため，抽出した投稿のうち屋外で投稿されたもののみを用いた．

次に，抽出されたハッシュタグのうち閾値以上出現したもののみを用いて，抽出結果から手動で固有名詞（土地名，人名など）を削除した．次に，環境音データセットとハッシュタグの出現頻度の相関を環境音の種類ごとに求め，それぞれ相関が高かった上位 10 件のハッシュタグの出現頻度を使用した．

---

<sup>‡</sup><http://taku910.github.io/mecab/>

<sup>§</sup><https://ja.foursquare.com>

<sup>¶</sup><https://developer.foursquare.com/>

<sup>||</sup><https://www.flickr.com>

<sup>\*\*</sup><https://www.flickr.com/services/api/>

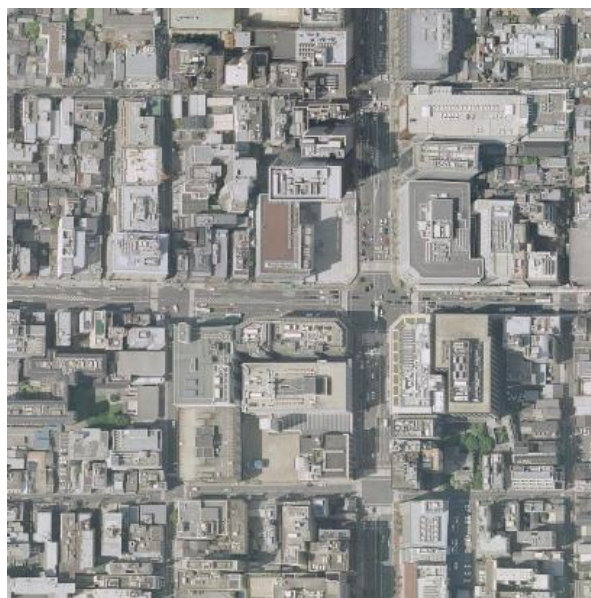


### 3.1.5 航空写真

最後に本研究に用いた国土地理院<sup>††</sup>より取得した航空写真について説明する．本研究では，ランドマークの周囲の画像情報を知る中で最もシンプルな方法として図 3.3 のように，それぞれのランドマークの座標を中心とした 1 平方 km の航空写真を取得し，航空写真の R, G, B それぞれの平均値を求めた．また，RGB 値の抽出には python の画像処理ライブラリの Pillow<sup>‡‡</sup>を用い，航空写真は国土地理院が提供しているものを用いた．次に，以下の式からそれぞれ RGB の割合  $R_i^r$ ,  $G_i^r$ ,  $B_i^r$  により求めた．このとき  $R_i$ ,  $G_i$ ,  $B_i$  はランドマーク  $i$  の航空写真の RGB 値を平均を意味する．



ケーブル八瀬駅周辺



烏丸駅周辺

図 3.3 航空写真例

$$R_i^r = \frac{R_i}{R_i + G_i + B_i} \quad (3.1.1)$$

---

<sup>††</sup><http://www.gsi.go.jp/>

<sup>‡‡</sup><http://www.pythonware.com/products/pil/>

$$G_i^r = \frac{G_i}{R_i + G_i + B_i} \quad (3.1.2)$$

$$B_i^r = \frac{B_i}{R_i + G_i + B_i} \quad (3.1.3)$$

### 3.2 回帰モデルの構築

Web データを用いた主観実音量と主観印象音量の推定のために回帰モデルの構築を行う。はじめに環境音データセットと Web データをそれぞれ以下の式で正規化する。このとき、データ  $X$  に対して  $x_{min}$  はデータの最小値、 $x_{max}$  はデータの最大値、 $Y$  は正規化した値を示す。

$$Y = \frac{X - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (3.2.1)$$

次に、正規化したそれぞれのデータから変数選択を行い、回帰式を求める。このとき、それぞれの環境音の変数選択には変数選択の手法としてよく使われるステップワイズ法を用いる [25]。

求める回帰式を以下に示す。このとき、 $S_i$  はランドマーク  $i$  にて推定した環境音、 $m_n^i$  は前節で説明したデータから抽出された特徴のうちステップワイズ法により選出された特徴の値、 $a_n^i$  は重み、 $b_i$  は切片である。

$$S_i = a_1^i m_1^i + a_2^i m_2^i + a_2^i m_2^i + \dots + a_n^i m_n^i + b_i \quad (3.2.2)$$

## 第 4 章 実験

本章では，3 章で説明した環境音データセット，抽出した Web データの考察を行い，3.2 節の方法により求めた変数選択の結果，選択された変数の考察を行う．最後に，回帰モデルの適合率を求めるための実験設定を説明し，結果の考察を行う．

### 4.1 材料

本節では，本研究で用いたデータ（環境音データセット，Twitter，Flickr，Foursquare，航空写真）の詳細について述べる．今回使用したデータのデータ数と取得期間を表 4.1 に示す．

表 4.1 データ概要

| データ種類               | データ数    | 期間                  |
|---------------------|---------|---------------------|
| 環境音データセット           | 78,238  | 2018/10/14          |
| Twitter（発言数）        | 535,837 | 2012/1/1～2012/12/31 |
| Flickr（タグ数）         | 88,931  | 2010/1/1～2017/12/22 |
| Foursquare（チェックイン数） | 30,125  | 2010/1/1～2017/12/22 |
| 航空写真                | 88      | 2018/10/12          |

#### 4.1.1 環境音データセット

環境音データセットの構築のため，京都市内の 88 箇所のランドマーク（例：烏丸駅など）を対象に聞こえる環境音についてアンケートを行なった．このとき，アンケート内で用いられたランドマークは Wikipedia に記載されている京都市内のランドマークの一覧 [5] から参照した．1 つのランドマークにつき京都市内在住者 85～100 人を対象に回答してもらった．

データ概要は表 4.1 に示す．環境音データセットそれぞれについての分散を

表 4.2 各環境音の分散

|        | Nature | Animal | Vehicle | People |
|--------|--------|--------|---------|--------|
| 主観実音量  | 0.159  | 0.156  | 0.212   | 0.212  |
| 主観印象音量 | 0.164  | 0.149  | 0.216   | 0.211  |

表 4.3 他環境音に対する環境音の相関

|                | $Nature_{Re}$ | $Nature_{Im}$ | $Animal_{Re}$ | $Animal_{Im}$ | $Vehicle_{Re}$ | $Vehicle_{Im}$ | $People_{Re}$ | $People_{Im}$ |
|----------------|---------------|---------------|---------------|---------------|----------------|----------------|---------------|---------------|
| $Nature_{Re}$  | -             | 0.753         | 0.803         | 0.779         | 0.334          | 0.295          | 0.375         | 0.384         |
| $Nature_{Im}$  | 0.753         | -             | 0.682         | 0.819         | 0.609          | 0.550          | 0.611         | 0.608         |
| $Animal_{Re}$  | <b>0.803</b>  | 0.682         | -             | <b>0.820</b>  | 0.397          | 0.412          | 0.467         | 0.498         |
| $Animal_{Im}$  | 0.779         | <b>0.819</b>  | <b>0.820</b>  | -             | 0.555          | 0.557          | 0.611         | 0.640         |
| $Vehicle_{Re}$ | 0.334         | 0.609         | 0.397         | 0.555         | -              | <b>0.968</b>   | 0.922         | 0.904         |
| $Vehicle_{Im}$ | 0.295         | 0.550         | 0.412         | 0.557         | <b>0.968</b>   | -              | 0.915         | 0.912         |
| $People_{Re}$  | 0.375         | 0.611         | 0.467         | 0.611         | 0.922          | 0.915          | -             | <b>0.986</b>  |
| $People_{Im}$  | 0.384         | 0.608         | 0.498         | 0.640         | 0.904          | 0.912          | <b>0.986</b>  | -             |

環境音ごとで最も相関が高い組み合わせを太字で示す。

表 4.2, 環境音データセットの各環境音同士の相関は表 4.3 に示す. 表 4.3 では主観実音量, 主観印象音量をそれぞれ  $Re$ ,  $Im$  と記す.

表 4.3 より, 全ての環境音で主観実音量と主観印象音量の相関は 0.7~0.9 程度と強い相関関係があった. Nature と Animal の相関は主観印象音量と主観実音量共に 0.7 程度, Vehicle と People の相関は主観印象音量, 主観実音量ともに 0.9 程度と強い相関関係があった.

次に, 構築した環境音データセットと測定した騒音値から求めた等価騒音レベル  $LA_{eq}$  の相関を求めた. 今回, 測定にはリオン社の精密騒音計 NL-52 [26] を使用した. 京都市下京区内のランドマーク 10 箇所で 3 分間の測定を行い, 等価騒音レベル  $LA_{eq}$  を求めた. 環境音データセットと等価騒音レベル  $LA_{eq}$  の相関を表 4.4 に示す.

表 4.4 各環境音と等価騒音レベル  $LA_{eq}$  の相関

|        | Nature | Animal | Vehicle | People |
|--------|--------|--------|---------|--------|
| 主観実音量  | -0.06  | 0.133  | 0.430   | 0.558  |
| 主観印象音量 | -0.01  | 0.225  | 0.628   | 0.609  |

#### 4.1.2 Twitter

環境音データセットの構築のために用いたランドマークについて、それぞれの半径 500m 以内で発信された位置情報付き発言を Twitter から取得した。取得した発言に形態素解析を行い、名詞と動詞の抽出を行なった。本研究では、「座る」と「座っ」などの表層形は別々の単語として取り扱った。このとき、出現頻度が 100 回以上の単語のみを用いた。抽出を行なった後に単語の出現頻度と環境音データセットとの相関上位 10 件の単語を選出した。使用した単語とそれぞれ求めた相関を表 4.5, 表 4.6 に示す。表より, Nature と Animal では主観実音量, 主観印象音量共に 0.2~0.3, 一方, Vehicle と People は主観実音量, 主観印象音量共に相関が 0.5~0.6 と相関は 2 倍に近い値を示すことがわかった。これは Vehicle と People は人口密度への依存が大きい環境音であるため, 位置情報付きの発言の数との相関が高くなったと考えられる。

それぞれの環境音において相関が上位の単語について考察を行う。はじめに, Nature の主観実音量では水のある地域を表す単語「水路」がみられ, 主観印象音量では単語「水路」と「池」がみられた。また, 自然物や芸術品などを対象に多く使われる「観」が主観実音量, 主観印象音量共にみられた。同じく主観実音量, 主観印象音量共にみられた単語として「修学旅行」があるが, これは今回の実験対象が京都市内であるため, 京都の主な修学旅行先である寺や神社と関連した単語として Nature との相関を高めた要因ではないかと考える。そのため, 京都市外では相関が低くなる可能性がある。その他の単語では「ヘアサロン」や「地下鉄」など自然とは一見全く関係なく考察が困難である単語が主観実音量, 主観印象音量共に上位にみられ, 疑似的に相関が高い可能性がある。

Animal の主観実音量では Nature と同様に「観」, 「散歩」や「写」など散歩や写

真を撮るのに適した地域に関連すると考えられる単語がみられた。Animal の主観実音量では主観印象音量とは異なり「暑く」など負の感情からくる単語がみられた。一方、Animal では Nature と同様に考察が困難な関係ないと考えられる単語が多く確認された。このことから、Animal と Nature は Twitter で意味のある単語を抽出するのが困難であることが示唆された。

Vehicle の主観実音量では人の流れを表す「ひと」、「出る」などがみられ、交通機関に関連していると考えられる「着き」、「座っ」などがみられた。Vehicle の主観印象音量でみられた「口」については、駅の出口名などによってあらわれた単語と考える。Vehicle の主観印象音量では主観実音量と比較してみられた単語に大きな違いはなかった。

People の主観実音量では Vehicle と同様に交通機関に関連していると考えられる「着き」、「座っ」や「車」、人の多さを表すと考えられる「ひと」などが上位の単語としてみられた。その他には食べ物に関連した単語「匂い」、「食い」や「商店」などがみられ、食べ物に関連する店が多くなるほどその場の People の主観実音量があがる可能性がある。その他では、「いら」など苛立ちを表す単語がみられ、People の主観実音量に対して苛立ちの感情を表す人が多いためにこのような結果になったと考える。People の主観印象音量では Vehicle と同様に主観実音量と主観印象音量で比較してみられた単語に大きな違いはなく、主観印象音量のみ現れる特徴のある単語は確認できなかった。

表 4.5 Twitter における単語の相関上位 10 件（主観実音量）

| Nature | 相関 $R$ | Animal | 相関 $R$ | Vehicle | 相関 $R$ | People | 相関 $R$ |
|--------|--------|--------|--------|---------|--------|--------|--------|
| 水路     | 0.313  | 観      | 0.249  | ひと      | 0.611  | ひと     | 0.610  |
| 観      | 0.298  | おや     | 0.245  | 良       | 0.571  | 良      | 0.557  |
| 宅配     | 0.286  | ヘアサロン  | 0.240  | 着き      | 0.561  | 匂い     | 0.557  |
| 蕎麦     | 0.277  | 最      | 0.224  | 頑張れ     | 0.537  | 着き     | 0.540  |
| 最初     | 0.271  | 蕎麦     | 0.221  | 座っ      | 0.536  | 食い     | 0.527  |
| 妻      | 0.270  | ショック   | 0.209  | 口       | 0.535  | 言え     | 0.522  |
| ヘアサロン  | 0.267  | 散歩     | 0.209  | 出る      | 0.530  | 車      | 0.514  |
| 修学旅行   | 0.249  | 写      | 0.208  | 匂い      | 0.524  | 座っ     | 0.511  |
| 地下鉄    | 0.249  | 文化     | 0.206  | 担       | 0.519  | 商店     | 0.511  |
| スペシャル  | 0.239  | だい     | 0.203  | 的       | 0.516  | いら     | 0.509  |

表 4.6 Twitter における単語の相関上位 10 件（主観印象音量）

| Nature | 相関 $R$ | Animal | 相関 $R$ | Vehicle | 相関 $R$ | People | 相関 $R$ |
|--------|--------|--------|--------|---------|--------|--------|--------|
| 池      | 0.336  | 観      | 0.263  | ひと      | 0.616  | ひと     | 0.620  |
| 東口     | 0.336  | ヘアサロン  | 0.259  | 良       | 0.588  | 匂い     | 0.571  |
| ヘアサロン  | 0.334  | 文化     | 0.244  | 着き      | 0.568  | 食い     | 0.553  |
| 観      | 0.333  | 睡眠     | 0.243  | 匂い      | 0.543  | 着き     | 0.543  |
| 水路     | 0.331  | 地域     | 0.241  | コーナー    | 0.541  | 商店     | 0.531  |
| 修学旅行   | 0.325  | 暑く     | 0.240  | 座っ      | 0.531  | 急      | 0.528  |
| 地下鉄    | 0.325  | 写      | 0.239  | 担       | 0.528  | 良      | 0.517  |
| 最初     | 0.316  | 蕎麦     | 0.237  | 頑張れ     | 0.528  | 座っ     | 0.515  |
| 文化     | 0.314  | 思っ     | 0.231  | 麺       | 0.525  | 口      | 0.504  |
| スペシャル  | 0.313  | 宅配     | 0.227  | 的       | 0.524  | いら     | 0.503  |

### 4.1.3 Foursquare

環境音データセットの構築のために用いたランドマークについて、それぞれの半径 500m 以内の施設とそれぞれの施設へのチェックイン数を取得した。さらに、施設ごとにチェックイン数と環境音データセットの相関を求めた。このとき、それぞれ相関が上位のもの 10 件を使用した。結果を表 4.7, 表 4.8 に示す。

表 4.7 より, Nature の主観実音量では「College Gym」, 「College Lab」などの大学に関連した施設など, 広い空間が必要な施設が見られた。これは人が密集しておらず, 空間がひらけた施設であるため自然の音が聞こえやすくなっている傾向があると考えられる。次に健康食品を取り扱う店である「Health Food Store」や寮を意味する「Fraternity House」, 自転車に関連した施設「Bike Rental / Bike Share」, 「Cycle Studio」が上位に見られた。これらの施設は繁華街から離れた場所に建築される傾向があるため, このような結果になったと考えられる。次に, 主観印象音量では音楽ホールを意味する「Music Venue」, 大学に関連した施設である「College Administrative Building」など主観実音量と同じように広い空間が必要な施設が多くみられた。

Animal の主観実音量では, 「Castle」や「Farm」など生物が多く生息, 飼われているような施設が上位にみられた。Nature と同様に「Music Venue」, 大学に関連した施設である「College Administrative Building」など広い空間が必要な施設が多くみられた。主観印象音量では, 「Internet Cafe」や「Karaoke Bar」など繁華街に隣接する傾向がある施設がみられた。これは飲食店が立ち並ぶ繁華街などではカラスなどの動物が多く生息しているためではないかと考えられ。

Vehicle の主観実音量では居酒屋を意味する「Sake Bar」や菓子屋全般を意味する「Candy Store」, レストランなどの飲食店が上位を占めていた。これは, 飲食店が隣接した地域では人の流れが激しくなり, 結果的に交通機関の音も大きくなるためではないかと考える。主観印象音量では主観実音量と同じく飲食店が多く占める結果になった。

People では主観実音量, 主観印象音量共に Vehicle と同様に相関の上位 10 件を飲食店が多く占める結果になった。



表 4.7 Foursquare における施設の相関上位 10 件（主観実音量）

| Nature                   | 相関 $R$ | Animal              | 相関 $R$ |
|--------------------------|--------|---------------------|--------|
| Health Food Store        | 0.320  | Castle              | 0.244  |
| Fraternity House         | 0.300  | Martial Arts Dojo   | 0.222  |
| Bike Rental / Bike Share | 0.297  | Farm                | 0.221  |
| College Gym              | 0.288  | Wagashi Place       | 0.218  |
| Nabe Restaurant          | 0.288  | College Gym         | 0.211  |
| College Lab              | 0.272  | Nabe Restaurant     | 0.207  |
| Cycle Studio             | 0.263  | College Lab         | 0.205  |
| Wine Shop                | 0.262  | Bridge              | 0.204  |
| Souvenir Shop            | 0.254  | Fried Chicken Joint | 0.203  |
| Wagashi Place            | 0.249  | Music Venue         | 0.203  |

| Vehicle                 | 相関 $R$ | People                  | 相関 $R$ |
|-------------------------|--------|-------------------------|--------|
| Sake Bar                | 0.648  | Sake Bar                | 0.624  |
| Health & Beauty Service | 0.619  | Candy Store             | 0.599  |
| French Restaurant       | 0.610  | Health & Beauty Service | 0.596  |
| Japanese Restaurant     | 0.610  | Italian Restaurant      | 0.585  |
| Italian Restaurant      | 0.602  | Japanese Restaurant     | 0.585  |
| Candy Store             | 0.602  | French Restaurant       | 0.581  |
| Speakeasy               | 0.598  | Cosmetics Shop          | 0.566  |
| Mobile Phone Shop       | 0.588  | BBQ Joint               | 0.559  |
| BBQ Joint               | 0.581  | Nail Salon              | 0.546  |
| Coffee Shop             | 0.568  | Mobile Phone Shop       | 0.543  |

表 4.8 Foursquare における施設の相関上位 10 件（主観印象音量）

| Nature                          | 相関 $R$ | Animal            | 相関 $R$ |
|---------------------------------|--------|-------------------|--------|
| Music Venue                     | 0.308  | Auto Workshop     | 0.248  |
| Food Stand                      | 0.306  | Bank              | 0.246  |
| Nabe Restaurant                 | 0.280  | Internet Cafe     | 0.243  |
| Bath House                      | 0.271  | Nabe Restaurant   | 0.242  |
| Piercing Parlor                 | 0.270  | Wine Shop         | 0.238  |
| Lawyer                          | 0.270  | Bus Stop          | 0.237  |
| Health Food Store               | 0.265  | Community College | 0.233  |
| Astrologer                      | 0.264  | Health Food Store | 0.232  |
| Internet Cafe                   | 0.262  | Wagashi Place     | 0.225  |
| College Administrative Building | 0.260  | Karaoke Bar       | 0.216  |

| Vehicle                 | 相関 $R$ | People                  | 相関 $R$ |
|-------------------------|--------|-------------------------|--------|
| Sake Bar                | 0.621  | Candy Store             | 0.610  |
| French Restaurant       | 0.611  | Health & Beauty Service | 0.592  |
| Japanese Restaurant     | 0.606  | Italian Restaurant      | 0.595  |
| Candy Store             | 0.595  | Japanese Restaurant     | 0.588  |
| Italian Restaurant      | 0.593  | French Restaurant       | 0.584  |
| BBQ Joint               | 0.585  | Cosmetics Shop          | 0.569  |
| Coffee Shop             | 0.585  | BBQ Joint               | 0.574  |
| Health & Beauty Service | 0.584  | Nail Salon              | 0.567  |
| Nail Salon              | 0.567  | Mobile Phone Shop       | 0.540  |
| Mobile Phone Shop       | 0.561  | Coffee Shop             | 0.543  |

#### 4.1.4 Flickr

各ランドマーク周辺 500m 以内のハッシュタグの出現頻度と環境音データセットの相関を求めた。このとき、ハッシュタグは出現頻度が 100 回以上のものののみを使用した。それぞれ相関が上位のもの 10 件を使用した。結果を表 4.9 と表 4.10 に示す。

表 4.9 と表 4.10 より、Nature の主観実音量では草木を表す「flower」、「awesome-blossoms」や「tree」などが上位で確認された。さらに、風景を表す「landscape」が上位で確認された。主観印象音量では、主観実音量と同様のハッシュタグがみられたが、一方、自然とは真逆の意味を持つ「urban」が上位に確認された。

次に、Animal の主観実音量では Nature と同様に草木を表す「flower」や「awesome-blossoms」が確認された。さらに、「traditional」や寺などに用いられる「buddhist」のハッシュタグが上位に確認されることから寺が多い地域では自然が多い傾向があると考ええる。主観印象音量では主観実音量と同様のハッシュタグが多く確認され、主観印象音量特有の傾向は確認されなかった。

Vehicle の主観実音量、印象音共に、中国語で服を意味する「衣」や一人の旅行を意味する「自助旅行」や「trip」などの単語から観光客が多く人の流れが多い場所を意味すると考える。さらに、「matsuri」など人が多く集まるイベントに関するハッシュタグも上位に確認された。

People では主観実音量、印象音共に Vehicle と同様のハッシュタグが多く確認され、People と Vehicle の差異はほとんど確認されなかった。

表 4.9 Flickr におけるハッシュタグの相関上位 10 件（主観実音量）

| Nature          | 相関 $R$ | Animal          | 相関 $R$ |
|-----------------|--------|-----------------|--------|
| flower          | 0.234  | awesomeblossoms | 0.267  |
| awesomeblossoms | 0.228  | summer          | 0.225  |
| tree            | 0.225  | urban           | 0.220  |
| summer          | 0.218  | traditional     | 0.213  |
| landscape       | 0.204  | flower          | 0.213  |
| food            | 0.199  | buddhist        | 0.210  |
| buddhist        | 0.186  | culture         | 0.204  |
| culture         | 0.165  | vacation        | 0.169  |
| autumnleaves    | 0.163  | travel          | 0.155  |
| 文化              | 0.154  | night           | 0.155  |

| Vehicle | 相関 $R$ | People  | 相関 $R$ |
|---------|--------|---------|--------|
| culture | 0.567  | culture | 0.537  |
| アート     | 0.542  | アート     | 0.529  |
| 通り      | 0.51   | 通り      | 0.483  |
| trip    | 0.496  | trip    | 0.464  |
| matsuri | 0.483  | autumn  | 0.461  |
| autumn  | 0.467  | 日本      | 0.456  |
| asian   | 0.456  | matsuri | 0.451  |
| 衣       | 0.426  | spring  | 0.416  |
| 自助旅行    | 0.388  | 自助旅行    | 0.408  |
| water   | 0.386  | 衣       | 0.389  |

表 4.10 Flickr におけるハッシュタグの相関上位 10 件（主観印象音量）

| Nature          | 相関 $R$ | Animal          | 相関 $R$ |
|-----------------|--------|-----------------|--------|
| awesomeblossoms | 0.347  | awesomeblossoms | 0.267  |
| summer          | 0.327  | summer          | 0.225  |
| tree            | 0.325  | urban           | 0.220  |
| traditional     | 0.314  | traditional     | 0.213  |
| culture         | 0.305  | flower          | 0.213  |
| flower          | 0.292  | buddhist        | 0.21   |
| urban           | 0.264  | culture         | 0.204  |
| buddhist        | 0.254  | vacation        | 0.169  |
| vacation        | 0.253  | travel          | 0.155  |
| 文化              | 0.227  | night           | 0.155  |

| Vehicle  | 相関 $R$ | People  | 相関 $R$ |
|----------|--------|---------|--------|
| culture  | 0.556  | culture | 0.533  |
| アート      | 0.524  | アート     | 0.526  |
| 通り       | 0.473  | 通り      | 0.473  |
| asian    | 0.453  | trip    | 0.479  |
| matsuri  | 0.446  | matsuri | 0.449  |
| autumn   | 0.442  | spring  | 0.421  |
| buddhist | 0.404  | 自助旅行    | 0.441  |
| 自助旅行     | 0.396  | asian   | 0.387  |
| 衣        | 0.390  | 衣       | 0.391  |
| snapshot | 0.374  | water   | 0.389  |

#### 4.1.5 航空写真

前章の 3.1.5 の手法を用いて環境音データセットの構築のために用いたランドマークを中心とした 1 平方 km の航空写真から  $R_i$ ,  $G_i$ ,  $B_i$  を取得した．ランド

マークごとの  $R_i$ ,  $G_i$ ,  $B_i$  と環境音データセットとの相関を表 4.11 と表 4.12 に示す. 表より航空写真の RGB 値は Nature, Animal では主観印象音量はいずれの RGB 値も  $-0.1$  程度, 主観実音量では  $0.1$  程度, Vehicle, People では主観印象音量, 主観実音量共に相関が  $0.3 \sim 0.4$  といずれも低い値を示した.

表 4.11 RGB 値における相関 (主観実音量)

|   | Nature | Animal | Vehicle | People |
|---|--------|--------|---------|--------|
| R | -0.176 | -0.118 | 0.373   | 0.294  |
| G | -0.197 | -0.166 | 0.310   | 0.228  |
| B | -0.198 | -0.166 | 0.419   | 0.318  |

表 4.12 RGB 値における相関 (主観印象音量)

|   | Nature | Animal | Vehicle | People |
|---|--------|--------|---------|--------|
| R | 0.151  | 0.115  | 0.362   | 0.289  |
| G | 0.099  | 0.038  | 0.290   | 0.212  |
| B | 0.143  | 0.052  | 0.394   | 0.297  |

## 4.2 ステップワイズ法による変数選択

前節で説明した表 4.1 の材料を用いて, 3.2 節の方法により変数選択を行った. 各環境音でステップワイズ法によって求めた変数名, Web データの種類, 重み, 切片は表 4.13, 表 4.14, 表 4.15, 表 4.16 に示す.

Nature の主観実音量については, Twitter では自然物や芸術品に対して用いられる「観」という単語がみられた. 一方, 「宅配」や「蕎麦」などの自然とは関係なく思える単語もみられた. 次に, Flickr では「awesomeblossoms」, 「tree」と草花を表す単語がみられた. 次に, Foursquare では「Health Food Store」, 「College Lab」がみられた. これは広い空間が必要, もしくは自然に面している必要がある施設

である。航空写真では緑の多さが自然音に影響があることをあらわしている。主観印象音量では、Twitter は自然に関係する「池」があらわれたが、主観実音量と同様に「ヘアサロン」、「スペシャル」と自然とは関係なく思える単語もみられた。このことから、Twitter から Nature に関連する単語の抽出が難しいことがわかる。次に、Flickr では草花を表す単語「awesomeblossoms」の他に「summer」があらわれ、自然音の煩わしさには季節が関連している可能性がある。次に、Foursquare では主観実音量でもみられた「Health Food Store」や大学に関連した施設の他に、繁華街にはあまりみられない屋台を意味する「Food Stand」や銭湯を意味する「Bath House」などがみられた。

次に、Animal の主観実音量では Twitter は Nature と同様に「観」がみられたが、「蕎麦」、「ショック」など自然とは関係なく思える単語もみられた。次に、Flickr では自然とは真逆の意味を持つ「urban」がみられた。Foursquare は「Castle」、「Farm」など生物が多く生息している施設、「College Gym」や「College Lab」など大学に隣接する広い空間が必要な施設がみられた。主観印象音量では、散歩道が隣接している場所と関係するためか「観」、「写」がみられた。Foursquare の「Internet Cafe」や「Karaoke Bar」など繁華街を象徴するような単語が多くみられ、カラスの鳴き声など一般的に煩わしく感じる音が多く聞こえる地域を表しているのではと考える。主観実音量、主観印象音量共に RGB のうち R に大きく重みがかかっていることがわかる。

Vehicle の主観実音量では Twitter の「着き」、「座っ」、「通り」など交通機関に関する単語がみられた。Flickr では、中国語で服を意味する「衣」や一人の旅行を意味する「自助旅行」、「asian」などの単語から観光客が多く人の流れが多い場所を意味すると考える。Foursquare では「Mobile Phone Shop」、「Coffee Shop」など駅周辺にあることが多い施設などがみられた。さらに、RGB では G に対して大きく負の重みがかかっていることがわかる。主観印象音量では Twitter では主観実音量と同様の単語がみられ、「頑張れ」など場所には関係なく出現するような単語もみられた。Flickr では Twitter は主観実音量と同様の単語がみられ、大きな違いをみることができなかった。Foursquare では主観実音量よりも多く飲食店に関する施設がみられ、Twitter でも食べ物に関連する単語「匂い」がみられたことから、飲食店が密集した場所では多くの人が一か所に固まっていることと交通機関の音を煩

わしく感じる人が多いことの関連性を示唆していると考ええる。

最後に、Peopleの主観実音量ではVehicleと同じくTwitterの「着き」や「車」など交通機関に関する単語がみられた。さらに、「言え」など場所には関係なく出現するような単語もみられた。Flickrでは、「通り」と人の流れがある地域を示す単語やVehicle同様に観光客が用いたと考えられる単語「日本」もみられた。さらに、Foursquareからはレストランなどの飲食店「Cosmetics Shop」,「Mobile Phone Shop」や「Coffee Shop」など駅周辺に多く建設される施設などがみられた。さらに、Vehicle同様にRGBではGに対して大きく負の重みがかかっていることがわかる。このことから、PeopleとVehicle変数の共通点の多さ、アンケートから構築した種類ごとの相関である表4.3からPeopleの音の大きさとVehicleの音の大きさには密接な関係があると考えられる。Peopleの主観印象音量ではTwitterから「いらいら」や「いらつく」などに用いられる「いら」がTwitterの他の単語と比較して重みが大きい値を示した。このことから、他の環境音と比較してPeopleに対して怒りが表れやすい傾向があると考ええる。

表 4.13 Nature

| Nature（主観実音量）   |            |        | Nature（主観印象音量）                |            |        |
|-----------------|------------|--------|-------------------------------|------------|--------|
| 変数名             | データ        | weight | 変数名                           | データ        | weight |
| HealthFoodStore | Foursquare | 0.122  | R                             | 航空写真       | 0.256  |
| CollegeLab      | Foursquare | 0.120  | G                             | 航空写真       | -0.251 |
| 宅配              | Twitter    | 0.112  | CollegeAdministrativeBuilding | Foursquare | 0.227  |
| 観               | Twitter    | 0.108  | summer                        | Flickr     | 0.198  |
| 蕎麦              | Twitter    | -0.093 | スペシャル                         | Twitter    | -0.128 |
| G               | 航空写真       | -0.059 | FoodStand                     | Foursquare | -0.098 |
| awesomeblossoms | Flickr     | 0.058  | awesomeblossoms               | Flickr     | 0.078  |
| tree            | Flickr     | 0.037  | BathHouse                     | Foursquare | -0.072 |
| $b = -0.57$     |            |        | PiercingParlor                | Foursquare | 0.071  |
|                 |            |        | HealthFoodStore               | Foursquare | 0.059  |
|                 |            |        | 池                             | Twitter    | 0.057  |
|                 |            |        | ヘアサロン                         | Twitter    | 0.048  |
|                 |            |        | NabeRestaurant                | Foursquare | 0.029  |
|                 |            |        | $b = -0.534$                  |            |        |



表 4.14 Animal

| Animal (主観実音量) |            |        | Animal (主観印象音量)  |            |        |
|----------------|------------|--------|------------------|------------|--------|
| 変数名            | データ        | weight | 変数名              | データ        | weight |
| R              | 航空写真       | 0.445  | AutoWorkshop     | Foursquare | -0.540 |
| G              | 航空写真       | -0.370 | R                | 航空写真       | 0.496  |
| 観              | Twitter    | 0.182  | KaraokeBar       | Foursquare | 0.450  |
| 蕎麦             | Twitter    | -0.159 | Bank             | Foursquare | 0.287  |
| CollegeLab     | Foursquare | 0.150  | B                | 航空写真       | -0.268 |
| B              | 航空写真       | -0.143 | 宅配               | Twitter    | 0.266  |
| ショック           | Twitter    | 0.129  | G                | 航空写真       | -0.218 |
| CollegeGym     | Foursquare | 0.097  | BusStop          | Foursquare | -0.153 |
| Castle         | Foursquare | 0.085  | InternetCafe     | Foursquare | 0.148  |
| WagashiPlace   | Foursquare | 0.083  | travel           | Flickr     | 0.133  |
| Farm           | Foursquare | 0.078  | CommunityCollege | Foursquare | -0.112 |
| urban          | Flickr     | 0.069  | urban            | Flickr     | 0.102  |
| vacation       | Flickr     | -0.046 | 観                | Twitter    | 0.094  |
| $b = -0.500$   |            |        | HealthFoodStore  | Foursquare | 0.092  |
|                |            |        | 蕎麦               | Twitter    | -0.086 |
|                |            |        | culture          | Flickr     | -0.067 |
|                |            |        | 思っ               | Twitter    | 0.057  |
|                |            |        | traditional      | Flickr     | 0.048  |
|                |            |        | 写                | Twitter    | 0.046  |
|                |            |        | NabeRestaurant   | Foursquare | 0.045  |
|                |            |        | $b = -0.533$     |            |        |

表 4.15 Vehicle

| Vehicle (主観実音量)    |            |        | Vehicle (主観印象音量)    |            |        |
|--------------------|------------|--------|---------------------|------------|--------|
| 変数名                | データ        | weight | 変数名                 | データ        | weight |
| G                  | 航空写真       | -3.305 | G                   | 航空写真       | -3.226 |
| R                  | 航空写真       | 1.759  | R                   | 航空写真       | 1.859  |
| B                  | 航空写真       | 1.758  | B                   | 航空写真       | 1.500  |
| CandyStore         | Foursquare | 1.706  | CandyStore          | Foursquare | 1.456  |
| HealthBeautyServic | Foursquare | -1.319 | JapaneseRestaurant  | Foursquare | -1.038 |
| JapaneseRestaurant | Foursquare | -0.792 | HealthBeautyService | Foursquare | -0.888 |
| Speakeasy          | Foursquare | 0.673  | 自助旅行                | Flickr     | -0.824 |
| 通り                 | Twitter    | -0.638 | 衣                   | Flickr     | 0.653  |
| CoffeeShop         | Foursquare | 0.617  | FrenchRestaurant    | Foursquare | 0.444  |
| 自助旅行               | Flickr     | -0.593 | 着き                  | Twttter    | -0.337 |
| MobilePhoneShop    | Foursquare | 0.536  | 的                   | Twttter    | 0.293  |
| 着き                 | Twitter    | -0.521 | 匂い                  | Twttter    | 0.285  |
| 座っ                 | Twitter    | 0.234  | CoffeeShop          | Foursquare | 0.247  |
| autumn             | Flickr     | 0.207  | asian               | Flickr     | 0.224  |
| asian              | Flickr     | 0.199  | 頑張れ                 | Twttter    | 0.209  |
| 衣                  | Flickr     | 1.050  | buddhist            | Flickr     | 0.183  |
| $b = -0.094$       |            |        | 座っ                  | Twttter    | 0.165  |
|                    |            |        | autumn              | Flickr     | 0.159  |
|                    |            |        | snapshot            | Flickr     | -0.122 |
|                    |            |        | $b = -0.216$        |            |        |

表 4.16 People

| People (主観実音量)      |            |        | People (主観印象音量)     |            |        |
|---------------------|------------|--------|---------------------|------------|--------|
| 変数名                 | データ        | weight | 変数名                 | データ        | weight |
| G                   | 航空写真       | -2.997 | いら                  | Twitter    | 2.975  |
| R                   | 航空写真       | 2.203  | G                   | 航空写真       | -2.671 |
| CandyStore          | Foursquare | 1.116  | R                   | 航空写真       | 2.284  |
| JapaneseRestaurant  | Foursquare | -0.981 | 良                   | Twitter    | 1.798  |
| HealthBeautyService | Foursquare | -0.956 | CandyStore          | Foursquare | 0.675  |
| B                   | 航空写真       | 0.915  | B                   | 航空写真       | 0.534  |
| CosmeticsShop       | Foursquare | 0.463  | HealthBeautyService | Foursquare | -0.512 |
| 着き                  | Twitter    | -0.437 | JapaneseRestaurant  | Foursquare | -0.476 |
| ItalianRestaurant   | Foursquare | 0.380  | CosmeticsShop       | Foursquare | 0.383  |
| MobilePhoneShop     | Foursquare | 0.359  | NailSalon           | Foursquare | 0.380  |
| autumn              | Flickr     | 0.323  | 商店                  | Twitter    | -0.366 |
| 車                   | Twitter    | 0.315  | 匂い                  | Twitter    | 0.326  |
| 通り                  | Flickr     | 0.272  | 着き                  | Twitter    | -0.294 |
| culture             | Flickr     | 0.25   | 衣                   | Flickr     | 0.269  |
| 匂い                  | Twitter    | 0.245  | 言え                  | Twitter    | 0.180  |
| 日本                  | Flickr     | 0.231  | autumn              | Flickr     | 0.153  |
| 言え                  | Twitter    | 0.200  | 日本                  | Flickr     | 0.144  |
| $b = -0.06$         |            |        | $b = -0.157$        |            |        |

### 4.3 実験結果

本研究では，モデルの適合率の検証として，はじめに前章で求めたランドマークごとに収集したデータのうち 9 割を学習データ，1 割をテストデータとしてランダムな分割を行った．次に，テストデータを構築した回帰モデルへ適用し，テストを各環境音ごとで行った後に決定係数  $R^2$  を求めた．次に上記の手順でランダムな分割とテストを 10 回繰り返し，それぞれの決定係数  $R^2$  の平均値を求めた．結果は以下の表 4.17 に示す．

表 4.17 実験結果

|        | Nature | Animal | Vehicle | People |
|--------|--------|--------|---------|--------|
| 主観実音量  | 0.335  | 0.345  | 0.769   | 0.746  |
| 主観印象音量 | 0.313  | 0.343  | 0.739   | 0.682  |

## 4.4 考察

本節では、前節の結果を考察し、課題について述べる。

表 4.17 より、Nature, Animal は主観実音量、主観印象音量共に決定係数  $R^2$  は 0.3 程度と低い値を示し、Vehicle や People は主観実音量、主観印象音量共に決定係数  $R^2$  が 0.7 程度と高い値を示した。Vehicle, People は主観実音量、主観印象音量共に Nature, Animal の決定係数  $R^2$  の 2 倍近い値を示した。

これは、ソーシャル・メディアの情報量はその場にいる人の数に大きく左右するため、同様に、Vehicle や People のようにその場にいる人の数によって大きさが左右される環境音の決定係数  $R^2$  が高くなった要因の一つと考えられる。逆に Nature, Animal など人の多さに左右されることが少なく、空間の広さ、自然の多さなどに左右される環境音がソーシャル・メディアによる推定を行うことを難しくする要因となったのではないかと考える。このことは Nature と Animal の変数選択を行った際に自然とは無関係に思える単語が多くみられた原因でもあると考える。以上の理由からソーシャル・メディア以外の要素を組み込むことで適合率の向上に繋がる可能性がある。例を挙げれば航空写真から周囲の緑や川など自然物の比率、建物の密集率を用いるなどを行うなどを検討する必要がある。

次に表 4.17 より全ての環境音で主観実音量と比較して主観印象音量での適合率は同程度もしくは低い値を示した。これは主観印象音量の推定は主観実音量よりも問題設定が難しい、もしくは主観印象音量の推定にはその場所に対しての個人個人の感情などを考慮する必要があることを示唆している。例を挙げれば、ソーシャル・メディアへの投稿内容から感情推定を行うなど投稿者の感情を考慮したモデルを作る必要があると考える。

さらに、今回実施したアンケートの課題としてアンケートの詳細さが挙げられる。今回は対象のランドマークに対する環境音の印象についてアンケート調査を実施したが、回答者がどの時間帯を想定してアンケートに答えたのかは不明である。環境音は本来静的ではなく動的であるため、時間帯、季節などを細かく分けてモデルの構築、実験を行う必要がある。

## 第 5 章 まとめ

本研究では、京都市内のランドマークを対象とし、Web データを用いた音環境推定モデルの構築を行った。水や風の自然物の発する音 (Nature)、虫や鳥など生物の発する音 (Animal)、交通機関の発する音 (Vehicle)、人間の発する音 (People) の 4 種類の環境音について、京都市内のランドマークごとに、どの程度が聞こえるか (主観実音量)、印象に残るか (主観印象音量) をクラウドソーシングを通してアンケート調査を実施し、環境音データセットを構築した。そして、Twitter, Flickr, Foursquare, 航空写真から得たデータを用いた回帰モデルを構築し、印象音の推定を行なった。環境音データセットに対する推定音量の適合率を評価した実験では、主観実音量、主観印象音量共に Nature と Animal の決定係数  $R^2$  が 0.3 程度と低い適合率となったが、Vehicle と People については主観実音量、主観印象音量共に決定係数  $R^2$  が 0.7 程度と高い適合率を示した。さらに、回帰モデルの構築の際に得た変数の情報から各環境音の推定に有用であるソーシャル・メディアに出現する単語の傾向などを得ることが得られたが、回帰モデル内で環境音とは全く無関係とも思える単語も少なからず出現していたため、さらなる検証と考察の必要性が示された。ソーシャル・メディアや航空写真の RGB のみでは Nature や Animal の適合率を上げることが難しい可能性があるため、周囲の緑や川など自然物の比率、建物の密集率など他の材料の利用を検討する必要があると考える。さらに、全ての環境音で主観実音量と比較して主観印象音量の適合率は同程度もしくは低い値を示したことから、主観印象音量の推定にはその場所に対しての個人の感情などを考慮することで適合率の向上につながる可能性がある。このことから、ソーシャル・メディアへの投稿内容から感情推定を行うなど投稿者の感情を考慮したモデルの構築の必要性があると考えられる。

本研究では京都市内のデータのみから回帰モデルの構築を行い、実験を行ったため、ソーシャル・メディア内の単語から固有名詞などは抽出の際に削除したが、京都市内のみでしか推定ができない可能性も否定できない。今回構築したモデルが京都市外の地域でも推定可能か検証を行う必要があると考える。

## 謝辞

本研究の副指導教官である荒牧英治特任准教授には、熱心なご指導及びご助言を賜りました。日頃より、研究活動を進めやすいようにと、研究環境を整えて下さったことに心より感謝申し上げます。また、主指導教官である中村哲教授、副指導教官である松本裕治教授には、御多忙の中にも関わらず、本研究の論文審査委員を引き受けて頂き、心より感謝申し上げます。また、中間発表の際には重要なお意見をくださり、自らの研究を見直す契機となりました。重ねて御礼申し上げます。そして、伊藤薫博士研究員と若宮翔子特任助教には、研究テーマの立ち上げ時から本修士論文の作成に至るまで、数多くのご助言を賜りました。本研究の進行において、本筋から逸れないように幾度もご指摘をいただきましたほか、研究発表の機会を多く設けてくださり、心より感謝申し上げます。日夜を問わず原稿修正や研究の相談に乗ってくださり、自身の体調等へのご配慮まで賜りましたこと、心より感謝申し上げます。最後になりましたが、2年間お世話になりました本学ソーシャル・コンピューティング研究室の学生の皆様に深く感謝申し上げます。

## 参考文献

- [1] Yu Zheng, Tong Liu, Yilun Wang, Yanmin Zhu, Yanchi Liu. Eric Chang, Diagnosing New York City’s Noises with Ubiquitous Data, UbiComp, 2014.
- [2] Luca Maria Aiello, Rossano Schifanella, Daniele Quercia. Chatty maps: constructing sound maps of urban areas from social media data, Francesco Aletta The Royal Society, 2016.
- [3] 川井敬二, 小島隆矢, 平手小太郎, 安岡正人. 環境音の印象評価構造に関する研究-被験者自身の言葉に基づいた評価構造の抽出-. 日本音響学会誌, 60(5), pp. 249 – 257, 2004.
- [4] 環境庁 (現環境省):残したい"日本の音風景 100 選". (環境省ホームページ, <http://www.env.go.jp/air/life/oto/>).
- [5] Takashi Awamura, Eiji Aramaki, Daisuke Kawahara, Tomohide Shibata, Sadao Kurohashi. Location Name Disambiguation Exploiting Spatial Proximity and Temporal Consistency, ACLWEB, 2015.
- [6] Daniele Quercia, Rossano Schifanella, Luca Maria Aiello, Kate McLean, Smelly Maps: The Digital Life of Urban Smellscapes, AAAI, 2015.
- [7] ドコモ地図ナビ. (ドコモ地図ナビホームページ, <http://dmapnavi.jp/>)
- [8] Halonen J et al. 2015 Road traffic noise is associated with increased cardiovascular morbidity and mortality and all-cause mortality in London. *Eur. Heart J.* 36, pp. 2653–2661.
- [9] Maisonneuve N, Stevens M, Niessen ME, Hanappe P, Steels L. 2009 Citizen noise pollution monitoring. In Proc. 10th Annual Int. Conf. on Digital Government Research, Puebla, Mexico, 17–21 May 2009, pp.96–103. Digital Government Society of North America.
- [10] Aletta F, Axelsson Ö, Kang J. 2014 Towards acoustic indicators for soundscape design. In Proc. Forum Acusticum Conf, Krakow, Poland, pp. 7–12 September 2014.
- [11] Meurisch C, Planz K, Schäfer D, Schweizer I. 2013 Noisemap: discussing scalability in participatory sensing. In Proc. ACM 1st Int. Workshop on



- Sensing and Big Data Mining, Rome, Italy, 14 November 2013, pp. 6:1–6:6.
- [12] Mydlarz C, Nacach S, Park TH, Roginska A. 2014 The design of urban sound monitoring devices. In Audio Engineering Society Convention 137, Los Angeles, CA, USA, 9–12 October 2014.
  - [13] Hsieh H-P, Yen T-C, Li C-T. 2015 What makes New York so noisy?: reasoning noise pollution by mining multimodal geo-social big data. In Proc. 23rd ACM Int. Conf. on Multimedia(MM), Brisbane, Australia, 26–30 October 2015, pp. 181–184.
  - [14] Nilsson ME, Berglund B. 2006 Soundscape quality in suburban green areas and city parks. *Acta Acust. United with Acust.* 92, pp. 903–911.
  - [15] Salamon J, Jacoby C, Bello JP. 2014 A dataset and taxonomy for urban sound research. In Proc. 22nd ACM Int. Conf. on Multimedia(MM), Orlando, FL, USA, 3–7 November 2014, pp. 1041–1044.
  - [16] Salamon J, Bello J. 2015 Unsupervised feature learning for urban sound classification. In IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing, Brisbane, Australia, 19–24 April 2015, pp. 171–175.
  - [17] Herranz-Pascual K, Aspuru I, Garcia I. 2010 Proposed conceptual model of environment experience as framework to study the soundscape. In *Inter Noise 2010: Noise and Sustainability*, Lisbon, Portugal, 13–16 June 2010, pp. 2904–2912. Institute of Noise Control Engineering
  - [18] Liu J, Kang J, Luo T, Behm H, Coppack T. 2013 Spatiotemporal variability of soundscapes in a multiple functional urban area. *Landsc. Urban Plann.* 115, pp. 1–9
  - [19] Axelsson Ö, Nilsson ME, Berglund B. 2009 A Swedish instrument for measuring soundscape quality. In Proc. Euronoise Conf., Edinburgh, UK, pp. 26–28 October 2009.
  - [20] Aletta F, Kang J. 2015 Soundscape approach integrating noise mapping techniques: a case study in Brighton, UK. *Noise Mapp.* 2, pp. 50–58.
  - [21] Axelsson Ö, Nilsson ME, Berglund B. 2010 A principal components model of soundscape perception. *J. Acoust. Soc. Am.* 128, pp. 2836–2846

- [22] Brown A, Kang J, Gjestland T. 2011 Towards standardization in soundscape preference assessment. *Appl. Acoust.*72, pp. 387–392.
- [23] Davies WJ. 2013 Editorial to the special issue: applied soundscapes. *Appl. Acoust.*2, 223.
- [24] 井上正明, 小林利宣. 日本における SD 法による研究分野とその形容詞対尺度構成の概観, *教育心理学研究*, 33(3), pp. 253-260, 1985.
- [25] Hall M. Correlation-based feature selection for machine learning, PhD Thesis , 1999New ZealandDepartment of Computer Science, Waikato University

リオン株式会社. (<https://svmeas.rion.co.jp>)

## 発表リスト

[1]竹内瞭, 伊藤薫, 若宮翔子, 荒牧英治. 症状に関するつぶやき数の多重線形回帰による感染性胃腸炎流行規模の推定, NLP 若手の会 (YANS) 第 12 回シンポジウム, 2017.

[2]竹内瞭, 伊藤薫, 若宮翔子, 荒牧英治. 症状に関するつぶやき数の多重線形回帰による感染性胃腸炎流行規模の推定, 第 37 回医療情報学連合大会 (第 18 回日本医療情報学会学術大会), 2017.

[3]Ryo Takeuchi, Hayate ISO, Kaoru Ito, Shoko Wakamiya, Eiji Aramaki: Multi Liner Regression of Symptom-related Tweets for Infectious Gastroenteritis Scale Estimation, In Proc. of the Workshop on Digital Disease Detection using Social Media (DDDSM) of International Joint Conference on Natural Language Processing (IJCNLP), 2017.