

画像認識による街路空間における歩行者の年齢、男女比、感情、および密度の分析

- 渋谷駅周辺を主としたケーススタディ -

Analysis of Age, Gender ratio, Emotion, Density of Pedestrians in Urban Street Space with Image Recognition

- Case Study Mainly Around Shibuya Station -

野地 駿吾*・岸本 達也**
Shungo Noji*, Tatsuya Kishimoto**

Recently, there have been a number of services that utilize Artificial Intelligence and it resulted in development of new image recognition systems. However, there are few researches that analyze geographic features in urban street space with photographs directly taken there and face recognition system using Artificial Intelligence. We made a research analyzing pedestrians' activities mainly in Shibuya. As a result of our research, we revealed the feature of urban street space mainly in Shibuya in terms of people's age, gender, emotion and density. This result can be used to make better urban city design and shows the effectiveness of this new way of monitoring feature of people in a certain street space.

Keywords: street space, face recognition, pedestrians, emotion, deep learning, Shibuya

街路空間, 顔認識, 歩行者, 感情, 深層学習, 渋谷

1 はじめに

近年、コンピューターデバイスの発達や計算能力の向上により、CNN を代表するいわゆる「AI」を用いた分析が様々なところで活発になっている。近年では、テキストから感情を分析したり、画像から物や顔を抽出したり様々な問題に取り組むことが可能であるシステム⁽¹⁾が Microsoft 社の開発する「Cognitive Service⁽¹⁾」をはじめ、広く利用できる。熊澤ら²⁾は Cognitive Service を利用し、議論の場の空気の推定を試みている。

都市空間における人間の活動をモニタリングに対して、AI を用いる可能性があると考えられる。例えば山田ら³⁾は Deep Learning を用いて街の印象評価をし、Liu⁴⁾らは機械学習を活用して建物の施工・維持管理品質の評価に取り組んでいる。また、店舗に設置したカメラなどを用いて入店者の属性や人数をモニタリングする技術は実用化されている⁵⁾。

しかし、街路上で撮影した写真を用いて、歩行者の感情、年齢、性別などの複数の視点から街路空間のにぎわいを分析した研究は今までほとんど行われていない。小林ら⁶⁾は、「深夜の繁華街に顕れる路上滞留行動の特性」の研究において、目視の観察調査により、深夜(終電後)の渋谷駅周辺での人々の街路空間における行動特性を研究し、札本ら⁷⁾は「歩行者の外形的な特徴に着目した空間評価に関する研究」で写真機の笑顔を認識すると自動でシャッターを切る機能を活用して研究を行った。また、今までに Gallegos ら⁸⁾に代表される先行研究では、ロサンゼルスを対象として、SNS 上にあるツイッターのジオタグと投稿された文章から解析を行っている。

本研究では街路空間の写真撮影を行い、撮影された対象に対して画像認識 API を用いて分析することにより、繁

華街における歩行者の密度、性別、年齢、感情の分布の特徴を明らかに出来ることを渋谷駅周辺での事例と共に示し、新たなモニタリング方法の提案を行う。

具体的には、Microsoft 社の開発する Cognitive Service の一部である「Face API」⁹⁾を用いて、都市に存在する人を認識して、街路空間上の歩行者とその年齢・性別・表情の解析を行い、その空間的な分布の特徴についての研究を行う。研究の意義としては、今まで定量的並びに可視化が難しかった街を行きかう人々の感情から街の雰囲気モニタリングが可能になったり、今までとは全く違う方法で街路空間の男女比率や年齢分布、混雑度合いを表現できたりする。加えて、同様の方法で、長い時間軸での都市デザインの評価や来訪者の分布の変化の経過観察への利用が期待される。なお、研究の流れは図 1 のとおりである。



図 1 研究のフロー

2 通りの画像収集と歩行者属性情報の取得

2.1 対象地域

本研究では、渋谷駅周辺の面的なエリア(図 2)と、新宿駅地下道、原宿竹下通り、巣鴨地藏商店街を対象として、歩行者を含む画像解析を行い、各場所の分析を試みる。渋谷駅周辺のエリアは、センター街、渋谷駅南口付近、道玄

*学生会員 慶應義塾大学理工学部システムデザイン工学科 (Keio University)

**正会員 慶應義塾大学理工学部システムデザイン工学科 (Keio University)

坂、宮益坂、公園通り、明治通りなど、渋谷駅周辺の主要な通りやエリアを含んでおり、様々な地域からの観光客や、幅広い年代の買い物客や、地元で働く人々が歩いている。新宿は、主に超高層のビル街への通勤者が多く、原宿竹下通りは、若者が特に多い町として、巣鴨地蔵商店街は高齢者が多い街として知られている場所である。渋谷駅周辺の対象地域は、主に国道 246 号線の北側から渋谷区役所の周辺まで、東西は宮益坂上から道玄坂、東急本店前までの駅から約 700 メートルの範囲を含んでいる。

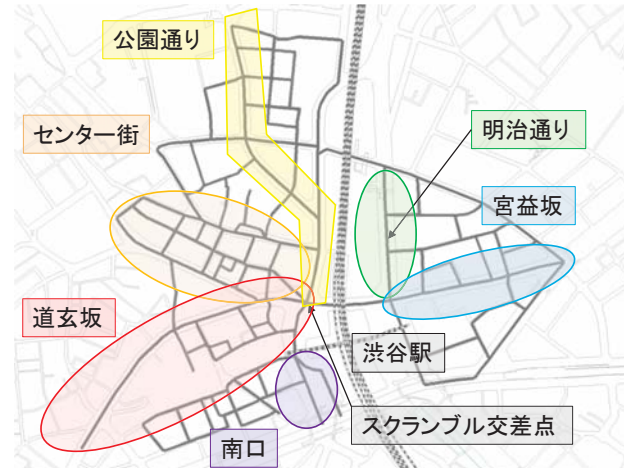


図 2 渋谷駅周辺の対象地域

2.2 街路空間の画像収集

調査は、同じ歩行者が重複して画像に写りこまないように、またサンプリングのランダム性を確保するため、街路空間を歩行しながら、進行方向をアイラインで時間間隔を十分あけて写真撮影することにより歩行者を含む画像を収集することによる。Face API で検出可能な顔サイズが 36×36 であることと後述の 2.5 章にある距離換算式から、最遠認識可能距離はおおよそ 26.3m となる。また、人の歩行速度を 80m/分とし、歩行者と撮影者が向かい合い歩いた場合、10 秒で 26.7m 縮まるため、必要時間間隔は 10 秒とできる。撮影には換算焦点距離 35mm 付近の広角レンズを装着した一眼カメラを用いた。35mm としたのは、ある程度の広い範囲の歩行者を含む画像を取得することと、ゆがみが大きすぎないためである。原則として撮影モードはマニュアルモードとし、シャッタースピードは 1/125 より早く、F 値(絞り値)は 5.6 以上、ISO 感度を AUTO とした。画像の暗部を自動で明るくする機能の効果を最大にして、逆光でも街路空間における人の顔が黒つぶれしないように工夫した。また、同じ通りは、逆方向にも移動しながら撮影することにより、両方向に移動する歩行者を撮影できるようにする。調査の時間は、11 時から 14 時(正午付近)、14 時から 17 時(昼下がりから夕方)、17 時から 20 時(夜)の三つの時間帯とし、それぞれ土日と平日に分けて計 6 セットの撮影を行う。それぞれの通りを逆方向にも撮影を行うので、各通りを計 12 回調査する。

表 1 撮影場所とその詳細

日付	場所	時間帯	撮影枚数	フェイシャルデータ数
2019/11/25(月)~ 2020/01/11(土)	渋谷駅周辺	土日・平日 11~14 時 14~17 時 17~20 時	7474 枚	20324 件
2020/01/11(土), 2019/12/21(土)	竹下通り	土曜 14~17 時	110 枚	738 件
2019/12/18(水)	新宿地下道	平日 14~17 時	23 枚	144 件
2020/01/11(土), 2019/12/21(土)	巣鴨地蔵 商店街	土曜 14~17 時	145 枚	475 件
2019/12/07(土), 2019/12/08(日)	スクランブル 交差点	土日 14~17 時	130 枚	2595 件
2019/12/07(土)	宮益坂下 交差点	土曜 14~17 時	24 枚	930 件

2.3 歩行者属性の解析

Microsoft 社が開発した Face API を用いて画像を解析する。Face API は、画像から人の顔検出し、深層学習を基礎とした特徴推定システムにより、様々な人の特性が推定できる。本実験ではそのうち、年齢、性別、感情の信頼値、顔の横幅の推定結果(フェイシャルデータ)を用いて解析を行う。Face API を用いたアプリの使用例(デモページ上)は、図 3 のように示される。その他の Face API の特徴は補注¹⁰⁾に示した。



図 3 デモページでのスクリーンショット

なお、Face API では、anger(怒り)、contempt(軽蔑)、disgust(嫌悪感)、fear(恐怖)、happiness(喜び)、neutral(中立)、sadness(悲しみ)、surprise(驚き)、の 8 つの感情の合計が 1 となる信頼値を出力し、そのうち最も高い値を示すものをその人の感情と推定する。例えば、Happiness の信頼値が最も高ければ「喜び」と判定する。渋谷駅周辺における人の有する感情の割合を調べると、neutral が最も多く、ついで Happiness が多い。3 位は、surprise であるが、1% ほどで非常に少ない割合となるので、本論文では、3 位以下の感情に関しては分析から除外し、Happiness を笑顔と定義し、その割合のみを解析対象とする。参考までに渋谷駅周辺での各感情の度数と割合を表 2 に示した。

表 2 渋谷駅周辺における人の感情の度数分布と割合

感情	怒り	軽蔑	嫌悪感	恐怖	喜び	中立	悲しみ	驚き
度数	13	10	2	0	2723	17215	119	242
割合(%)	0.06	0.05	0.01	0	13.4	84.7	0.59	1.19

2.4 Face API とは

また、本研究で用いた Face API は精度に関するドキュメントが公表されていないため、独自に Face API と無関係な顔画像データセット「UTK Face」¹⁰⁾と「CelebA」¹¹⁾を用いて推定の精度を確認した。前者のデータセットは総計

20000 以上の顔画像が存在するが、そのうちアジア人かつ 10~60 歳(渋谷に出現する人の 95%以上を占める)の顔画像 2245 件を用いて年齢に関して検査をした。その結果実年齢と推定年齢には相関係数が 0.844 で強い相関が示され、年齢推定誤差(真の年齢から推定年齢を引いた値)も中央を山とした対称的なヒストグラム(図 4)となった。期待値は +0.67 歳であり真の年齢は表示値よりも 0.67 歳加算して考えるべきである。詳細は補注(3)参照。

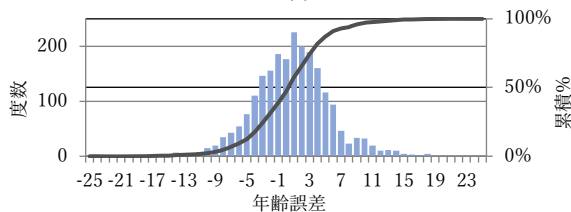


図 4 年齢推定誤差の分布図

加えて、性別は年齢と同じデータセットで、笑顔率は CelabA のうち、笑顔・笑顔でないラベルをそれぞれランダムに 500 件抽出して検査した。その結果を以下(表 3)の性別・笑顔推定に関する混合グラフに示す。性別の F 値は 0.986 となり、1~2%ほどの誤差を考慮すべきである。一方笑顔に関して、特異度(85.6%)は低いものの、再現率(96.6%)が高い。これは CelabA の基準よりも笑顔に対する閾値が低いことを示していると推定され、笑顔率は高く出るが、通り等の笑顔率の比較の議論は可能である。また、距離に関しての笑顔特性に関しても調査したが、殆ど影響がないことが分かった⁴⁾。

表 3 男女推定と笑顔推定の混合行列

推定クラス		推定クラス		推定クラス	
		男	女	笑顔	笑顔でない
実クラス	男	98.0%	2.0%	96.6%	3.4%
	女	0.6%	99.4%	14.4%	85.6%

2.5 Lightroom での位置情報の取得と画像補正

Adobe 社の開発する Photoshop Lightroom Classic¹²⁾を用いて画像の補正を行った。特に都心部における高いビルの狭間の道において、一眼カメラと連携できるスマートフォンアプリで取得した位置情報は誤差が大きく含まれていることが少なくない。そのため、撮影画像を Lightroom のマップモジュールを用いて撮影した街路空間の画像を見ながら、5 章で人の顔を街路網割り当ての際に正しく反映できる精度で位置補正を行った。同時に画像の大きさを 6000×4000 と設定し出力した。

2.6 歩行者までの距離情報の取得と混雑指標

街路空間の画像のうち、検出された人の撮影地点からの距離の平均値をもとめ、それを混雑指標とする。平均距離が小さいほど撮影地点の近くに人が多いことから混雑していることになる。逆に、大きいほど遠くに人が多いこ

とから、疎であることを示す。撮影地点からの距離は文献¹³⁾の式を変形した下の式を用いて以下の式で推定する。

$$\text{Working distance [mm]} =$$

$$\text{Focal Length [mm]} \times \left(\frac{\text{Size of object [mm]} \times \text{Horizontal pixels [画素]}}{\text{Sensor size (width) [mm]} \times \text{Face pixels [画素]} + 1} \right)$$

Working distance は実質的に撮影地点からの人の距離であり、Size of Object は顔の横幅の平均¹⁴⁾(男:161.9mm、女:153.8mm)、Focal length は実焦点距離である。Sensor size (width)には、例えば一般的なフルサイズ機なら「36mm」を代入する。Horizontal pixels は 6000、face pixels には顔が占める横ピクセル数とする。本研究では、検出された人の撮影地点からの距離の平均値を評価対象とする。

3 通りごとの年齢と性別、混雑指標、感情

渋谷駅周辺と他の街のデータを画像解析によって計測されるフェイシャルデータの平均年齢、性別比、混雑指標、感情を比較する。具合的な地域としては、巣鴨地蔵通り、新宿地下道、竹下通り、渋谷駅南口、道玄坂近辺、センター街、公園通り、明治通り、宮益坂、スクランブル交差点、宮益坂下交差点とする。時間などの詳細は表 1 に記してある。

3.1 各通りの平均年齢

図 5 に箱ひげ図を示した。×が平均値(値を上部に示す)、横線が中央値である。図 5 からわかるように、巣鴨地蔵通りが最も年齢の高いエリア、竹下通りなどが最も若いエリアとなっていて、一般的なイメージとも相違がないことがわかる。渋谷駅周辺では、センター街や公園通りなど、ハチ公口に近い地域で年齢が若くなっている一方で、南口方面が最も平均年齢が高くなっている。スクランブル交差点と宮益坂下交差点を比較すると、前者は平均年齢と中央値に近いものの、後者の方が年齢層のすそ野が広く、幅広い年代に使われていることがわかる。

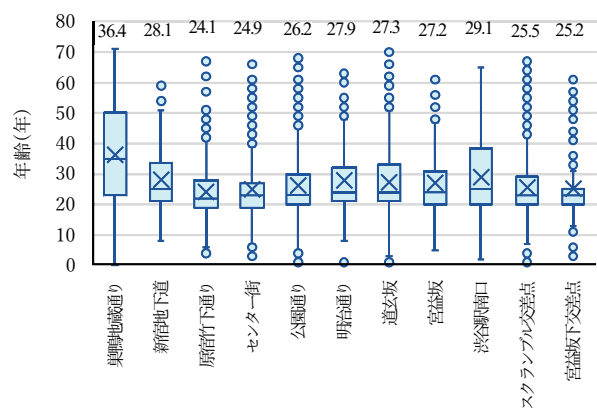


図 5 通りごとの平均年齢

3.2 各通りの性別比

竹下通りはカワイイ文化の発信地とうたっている¹⁵⁾ように男性の割合は図 6 より 43.4%で、女性が多いが、ほ

かのセンター街等と比べると必ずしも突出して女性が多くは無かった。新宿地下道は57.6%が男性だがこれは通勤する労働者のうち男性が多いため、巣鴨地蔵通りは38.9%であるが、これは買い物をする主婦が多いためと推定する。

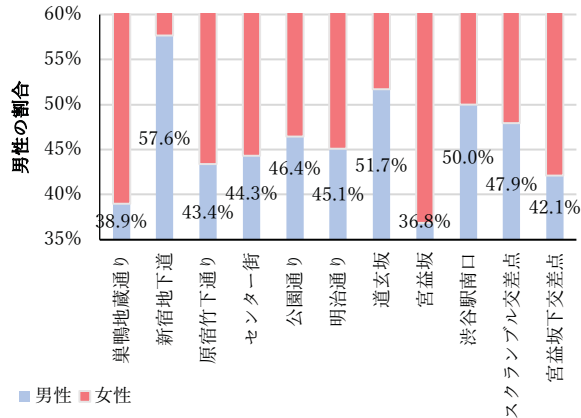


図 6 通りごとの男女比

3.3 各通りの歩行者の感情(笑顔率)

図 7 を見ると、出勤前の新宿地下道が突出して笑顔率が低いことが確認できる。スクランブル交差点と宮益坂下交差点を比較すると、前者のほうが笑顔率は高くなっている。また、スクランブル交差点と隣接する公園通りやセンター街などでは笑顔率がとても近くなっている。センター街や公園通りは食事をしたり、買い物を楽しんだりする場所でありそこに接続するスクランブル交差点はこれから起こる・起こったイベントで笑顔であることが推測される。

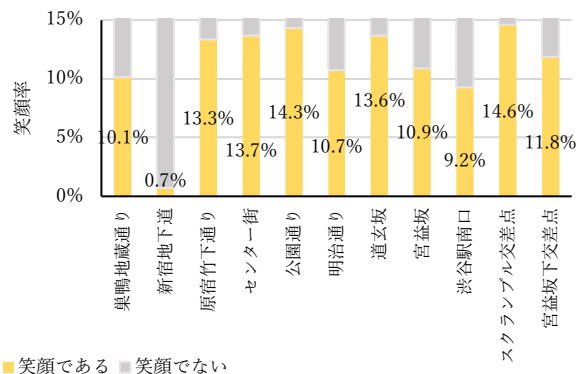


図 7 通りごとの笑顔率

3.4 各通りにおける人との平均距離を用いた混雑指標

図 8 を参照すると、竹下通りが検出された人の平均距離が最も短く混雑していることがわかる。反対に巣鴨地蔵通りや明治通りなど、道幅が広い地域では平均距離が大きく、疎であることが確認できる。図 9 には実際の街路空間を撮影した際の画像を参考のために、ぼかして掲載している。左が原宿竹下通りで混雑指標が7.59(m)、右が明治通りで混雑指標が12.56(m)である。

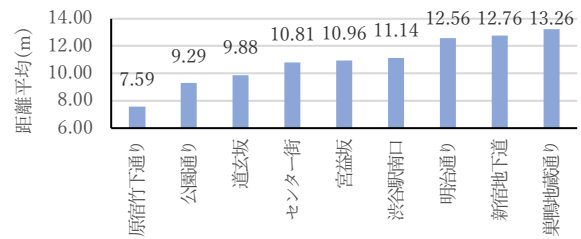


図 8 通りごとの歩行者までの平均距離



図 9 混雑指標の参考のための街路空間の様子

4 渋谷駅周辺の歩行者の特徴

渋谷駅周辺の人の特性を時間帯・曜日ごとに分けし、Mann-Whitney 検定とカイ二乗検定を利用しそれぞれの群の間に有意差があるかどうかを検定した。サンプル数は土日にに関して、早い時間帯から3290件、5278件、3191件、平日に関して2664件、8565件、5805件である。結果は図10～図12に示していて、*が5%水準で、**が1%水準で、***0.1%水準で有意差ありと判定されたものである。図10より、土日であることや時間帯が遅いことが独立に年齢の若さに影響することが、図11より男性の割合は11～14時の時間帯において、土日と平日で男女比に1%水準で有意差があることを明らかにした。また、休日、平日ともに11～14時と14～17時の時間帯においては0.1%水準で有意差がみられたもののほかの個所では有意な差は明らかにできなかった。図12より、笑顔の人の割合は平日より土日の方が有意に高いこと、また日が暮れた後に笑顔の人が増えることを明らかにした。

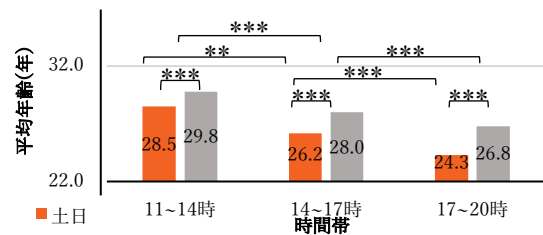


図 10 年齢の曜日・時間帯別の平均と有意水準

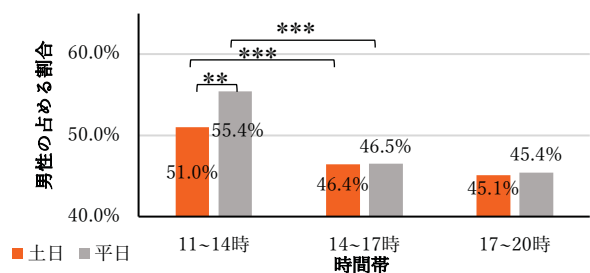


図 11 曜日・時間帯別の男性の占める割合と有意水準

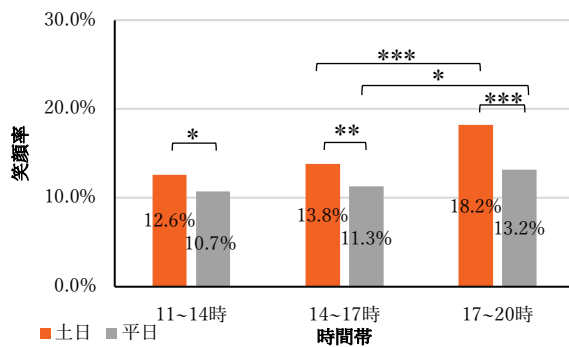


図 12 笑顔である人の曜日・時間帯別の割合と有意水準

5 渋谷駅周辺の歩行者の特徴分析

5.1 GISを用いた歩行者属性の可視化

各フェイシャルデータには補正済みのスマートフォンから得た位置情報を付与している。この緯度経度情報に基づいて、解析対象の渋谷駅周辺のセグメント（各通りの部分）にフェイシャルデータを割り当てて集計をし、GISを用いてセグメント毎にその平均値や割合を可視化し、地図上に表記した。なおサンプル数が20以下のセグメントは表記していない。

5.2 年齢分布

図 13 を見ると、センター街付近や公園通りなどの渋谷駅北西部で平均年齢が若い傾向にあることが分かる。一方、道玄坂や宮益坂近辺、渋谷駅南口やその近くの居酒屋街では年齢が顕著に高い傾向にあることが見てとれる。

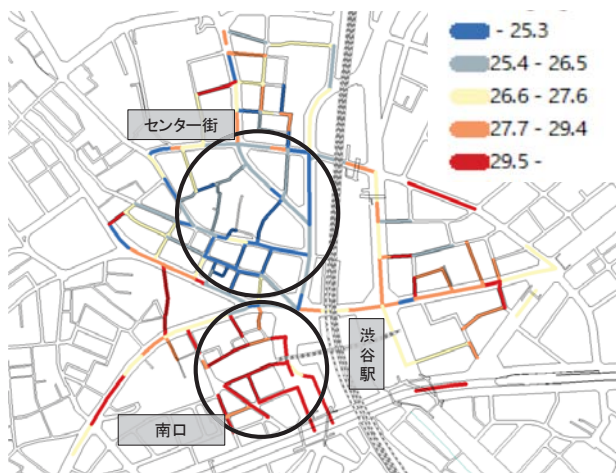


図 13 土日平日・全時間帯平均での平均年齢分布図

次に図 14 と図 15 を比較すると、土日のほうが平日よりも青い部分が多くなっていることから、概して年齢が若いことがわかる。そしてこの結果は、4章の統計的な結果と全く矛盾しない。さらに、図 16 を時系列的に順にみると、時間帯が遅くなるにつれ平均年齢が若くなっていくことが読み取れる。

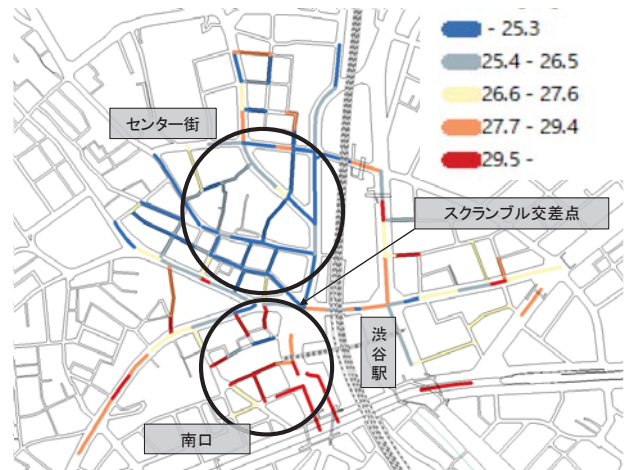


図 14 土日の全時間帯平均での平均年齢分布図

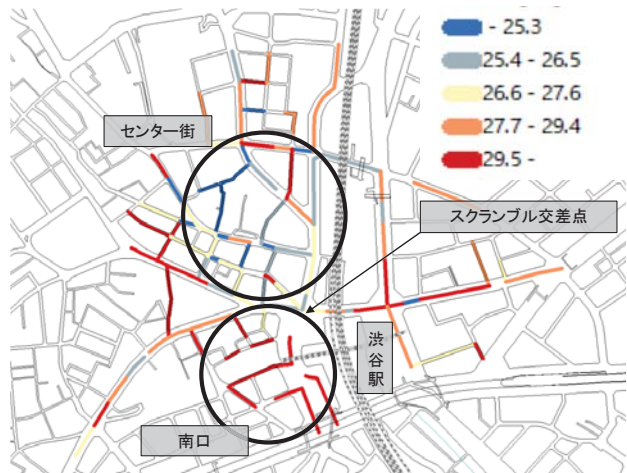


図 15 平日の全時間帯平均での平均年齢分布図

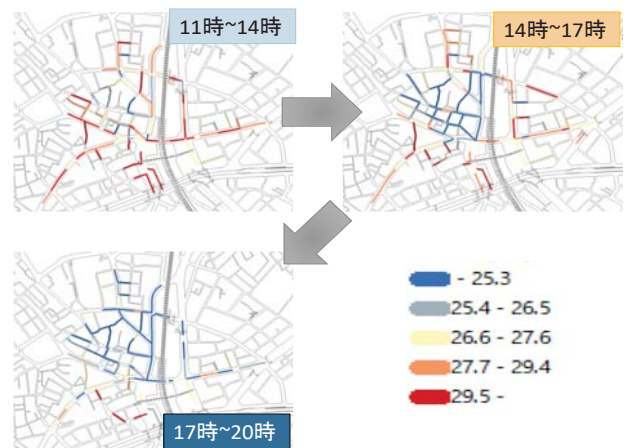


図 16 各時間帯における平均年齢分布図

5.3 男女比

図 17 を見ると、センター街北部や、公園通り、宮益坂の交差点近くは女性率が高くなっている。センター街北部に関しては百貨店やアパレルショップなどがあるため推定される。また、公園通りはキャラクターストアや、若者指

向の百貨店、夜には撮影対象地域外ではあるがイルミネーションスポット（撮影期間中）の存在が影響したため考える。一方、男性に関しては道玄坂奥で割合が多くなっている。これは道玄坂にパチンコ店をはじめとする男性向けの業種の店舗などが数多く存在するためと推測される。図 18 で時間的变化を確認すると、夜になっていくにつれ、女性比率が増え、また、多い地域が北側にシフトしているように見受けられる。

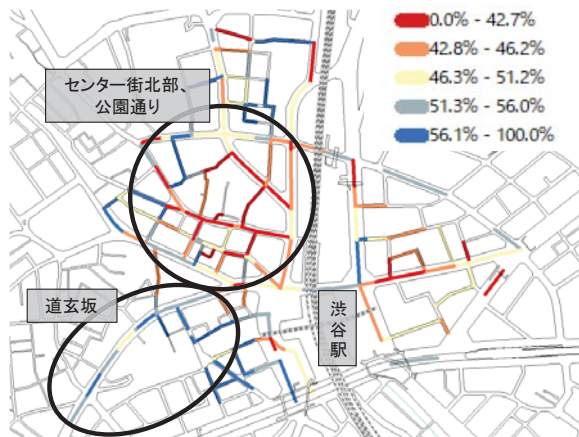


図 17 土日平日・全時間帯平均での男性の割合の分布図

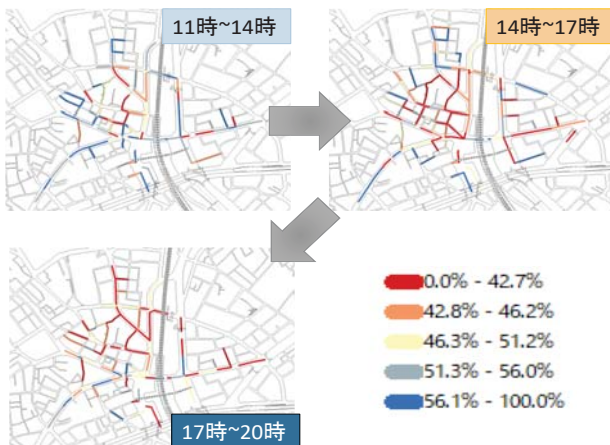


図 18 各時間帯における男女比分布図

5.4 笑顔率

土日と平日の違いを図 19 と図 20 で比較すると、概して土日の方が笑顔率はより高いことがわかる。特に、北部のブランド被服店街は土日においては笑顔率が高いエリアとなっているが、平日はどちらかというと笑顔率が低いエリアとなっている。また、公園通り付近や道玄坂南東部でも土日である場合と平日である場合に差が出ている。このような結果となった理由は、平日は遊びに行く人の割合が少ないという要素もあるものの、土日になると友人と日を合わせて遊びに行く人の割合が増加し、グループ内で会話がされやすくなり、コミュニケーションの手段としての笑顔が出るためと推定する。

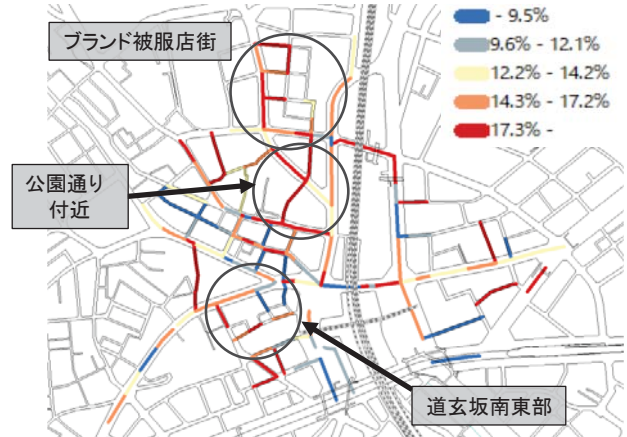


図 19 土日の笑顔率分布図

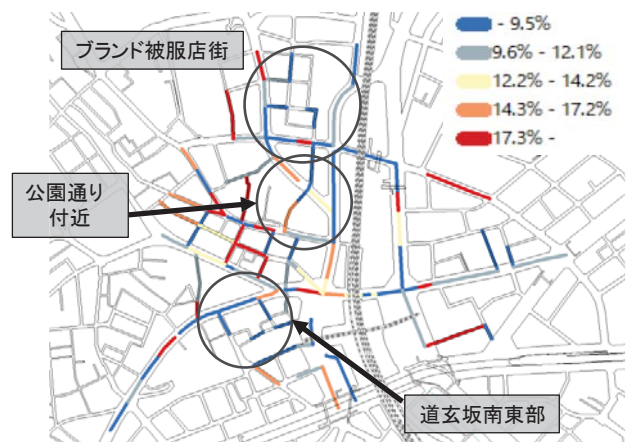


図 20 平日の笑顔率分布図

次に図 21 で時間帯ごとにみると、全体の笑顔率は時間が遅くなるにつれ上昇していることが見て取れる。11~14 時の時間帯では、赤く笑顔率が高いセグメントがセンター街中央部などにしか存在しない。14~17 時の時間帯では、センター街とその周辺を中心として赤や橙のセグメントが多く存在する。最後に 17~20 時の時間帯を確認すると、青色の笑顔率が低いセグメントはセンター街奥など、限られた場所にしか存在しなくなり、笑顔となっている人が多くなっていることがうかがえる。これは前述の友人同士のグループが夜に集まって遊びに行ったり食事をしに行くためだったりするためと推定する。

5.5 混雑状況

まず図 22 を確認すると、駅（ハチ公出口並びに宮益坂下のバス停付近など）に近いほど混雑をしていることがわかる。例えば、スクランブル交差点付近は駅に近いこともあって非常に混雑している一方、センター街の奥側は人が少ないことが見て取れたりする。また、歩道が狭い細い場所ほど混雑しており、反対に広い場所では空いている傾向にあることも推測できる。実際にセンター街周辺やハチ公広場と宮益坂下交差点を結ぶ、JR 線の真下の細い歩道では顕著に平均距離が小さく、混雑をしている。反対に、南口近辺や道玄坂南部の居酒屋街は、歩道幅が対面二台の車

が十分通れるほどの幅があるので、検出された人の撮影地点からの平均距離はこのエリアでは大きくなっている。図 23 は左が土日、右が平日の分布図である。双方を比較すると、土日のほうが人は多い。図 24 は土日と平日のセンター街・スクランブル交差点付近の平均距離の値の分布を示したものであるが、特に土日では値が小さく、スクランブル交差点から北部へ至る公園通りへの 1 セグメントでは、平均距離が 5.6m と渋谷駅周辺の調査区域内で最も混雑している部分となった。

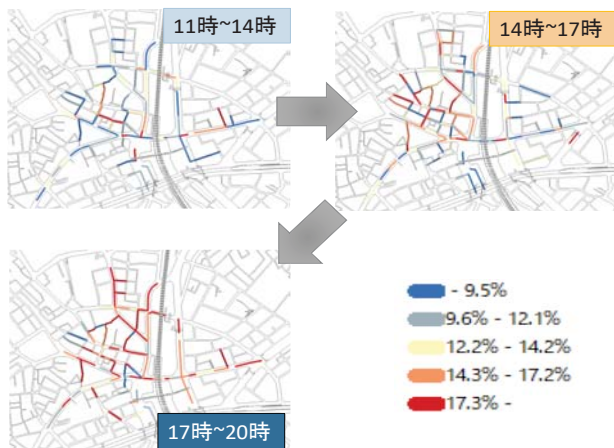


図 21 各時間帯における笑顔分布図

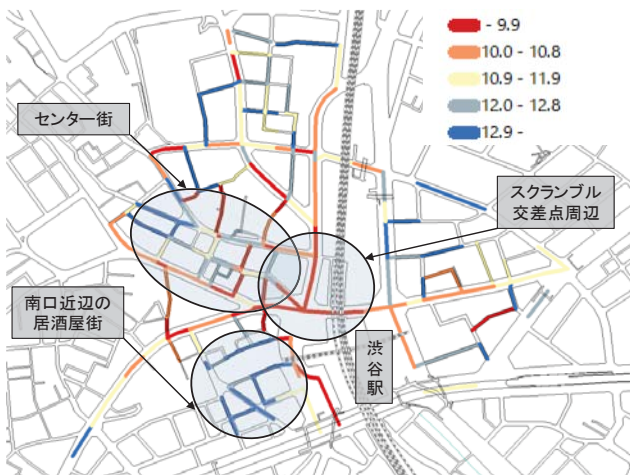


図 22 土日平日・全時間帯平均での混雑指標の分布図

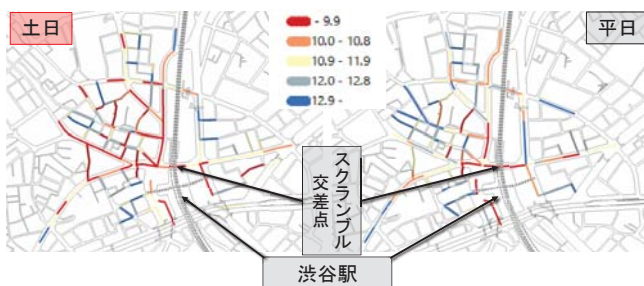


図 23 曜日ごとの混雑指標分布図

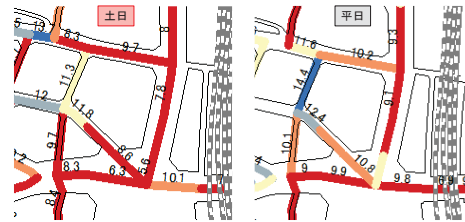


図 24 曜日ごとのセンター街・スクランブル交差点付近の混雑指標分布図

6 結論

本研究では実際に街路空間を撮影し、画像認識システムを用いて解析することで、場所ごとの歩行者の年齢、感情の分布など、これまでに難しかった特徴を調査分析によって明らかにした。たとえば、渋谷駅周辺において歩行者の年齢は、土日、時間が遅いほど若く、女性の割合の多く、笑顔比率にも明確に差がある。また、センター街や公園通りなどの渋谷駅北西部、道玄坂や宮益坂周辺、渋谷駅南口やその近くの居酒屋街などの街路の違いによっても、年齢、性別、感情などに差異が認められることを示した。

つまり本研究によって、繁華街の曜日、時刻、場所ごとの来街者のアクティビティを定量的にモニタリングすることが可能であることを示し、また時間的にも場所的にも差異が認められることも確認された。今後は、他の季節や都市空間で同様の研究を行うことでより詳細な分析を行うことができる。また、これらの特徴を考慮した都市設計などに役立てられることが期待される。

【補注】

- (1) 画像認識サービスには現在、Face API, の他に Amazon Rekognition, Google Cloud Vision API, Face++などが存在し、Face API, Rekognition, Face++が年齢・性別・感情推定全てを行える。文献¹⁶⁾によるとアジア人以外の人も含んだ検証では、Face API の方がRekognition など他のサービスよりも各種推定精度が優れていると出ており、さらにコスト面や安全面でも軍配が上がるので、Face API を活用することとした。
- (2) 文献¹⁷⁾を参考に色相普遍性、顔の傾き、オクルージョンに関して検証を行った。まず、色相に関しては問題にはならず、街灯の色によらず問題なく認識され、傾きも 30 度付近までなら認識がされることがわかった。また、本 API は鼻の頂点と両目と口の左右端がキーポイントとなっている。そのうち鼻は殆ど必須で、他 4 点のうち 3 つが検出できれば顔として認識できる可能性が高く、2 つまでなら十分に検出が可能である(図 25 参照)。
- (3) サンプル数 n を引数にとる平均年齢の 95%信頼区間を実験的に求めた。具体的な方法としては、年齢推定誤差 3241 件を母集団(正規性を持たない)と仮定し、平方根の逆数が $1/100, 2/100 \cdots 10/100$ となるような件数 n だけランダムに抽出しそれぞれの n に対して平均を 10000 回求めることによる。それらのうち上位と下位 2.5%を n の時の 95%信頼区間の端とする。その結果と期待値との差を横軸が $1/\sqrt{n}$ と

しプロットし最小二乗法を用いることで真の値を以下のように推定できる。例えば、3.1 章の竹下通りはサンプル数が $n=738$ なので、 ± 0.36 歳ほどのレンジの中に真値が存在していると考えられ、他のエリアも含め相対的な差を議論することが可能な精度である。

$$\frac{-9.72}{\sqrt{n}} + 0.67 + \text{実験値} \leq \text{真値} \leq \frac{9.75}{\sqrt{n}} + 0.67 + \text{実験値}$$

- (4) データセットは前述の笑顔推定と同じものだが、1/2、1/3 に縮小したものを用いて遠距離での人の映り込みを再現し元画像の推定結果と比較した(表 4)。その結果笑顔への感度は大きさによる影響、つまり距離的な影響が誤答率は 1.5~3%ほどしかないことを確認した。

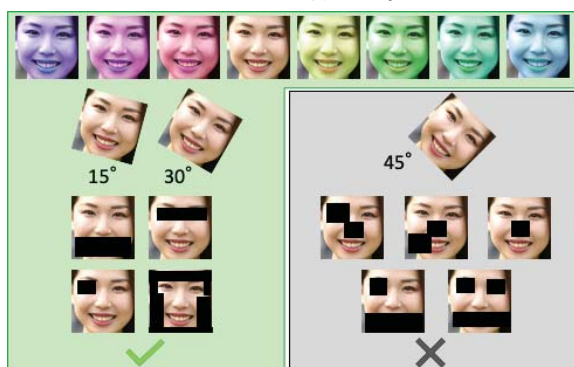


図 25 FaceAPI の検証

表 4 縮小画像に対する笑顔発見に関する変化

		1/2 画像への推定			1/3 画像への推定		
		笑顔である	笑顔でない	未検出	笑顔である	笑顔でない	未検出
元画像推定	笑顔である	98.7%	1.3%	0.0%	98.2%	1.4%	0.4%
	笑顔でない	1.1%	98.2%	0.7%	1.6%	97.1%	1.3%

【参考文献】

- Microsoft 社, Cognitive Services - AI 開発者向け API | Microsoft Azure <https://azure.microsoft.com/ja-jp/services/cognitive-services/> 2020 年 4 月 9 日
- 熊澤 滉大, 白松 俊 「RealSense を用いた議論の場の空気の推定」 情報処理学会第 80 回全国大会講演論文集 2018(1), 287-288, 2018-03-13
- 山田 悟史, 大野 耕太郎 「Deep Learning を用いた印象評価推定 AI の作成と検証 一街並み画像の街路名と訪問意欲を対象に」 日本建築学会計画系論文集 2019 年 84 巻 759 号 p. 1323-1331
- Liu, L., Silva, E.A., Wu, C., Wang, H. 「A machine learning-based method for the large-scale evaluation of the qualities of the urban environment」 Computers, Environment and Urban Systems Volume 65, September 2017, Pages 113-125
- 食品産業新聞社、高輪ゲートウェイ駅に AI 無人決済コンビニ、商品はスキャン不要で自分のバッグへ/JR 東日本
- 「TOUCH TO GO」(タッチトゥゴー) | 食品産業新聞社ニュース WEB <https://www.ssnj.co.jp/news/distribution/2020/03/2020-0319-1652-14.html> 2020/4/6
- 小林 茂雄, 小林 美紀 「深夜の繁華街に頭われる路上滞留行動の特性」 日本建築学会環境系論文集 2014 年 79 巻 699 号 p. 403-410
- 札本 太一, 小嶋 文, 久保田 尚 「歩行者の外形的な特徴に着目した 空間評価に関する研究」 土木学会論文集 D3 (土木計画学), Vol. 67, No. 5 (土木計画学研究・論文集第 28 巻), I_919-I_927, 2011.
- L. Gallegos, K. Lerman, A. Huang, D. Garcia 「Geography of Emotion: Where in a City are People Happier?」 WWW workshop on MSM (2016)
- Microsoft 社 Face API - 顔認識ソフトウェア | Microsoft Azure <https://azure.microsoft.com/ja-jp/services/cognitive-services/face/> 2020/4/9
- Susanqq UTKFace | Large Scale Face Dataset <https://susanqq.github.io/UTKFace/> 2020/4/9
- Large-scale CelebFaces Attributes (CelebA) Dataset <http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/projects/CelebA.html> 2020/08/15 アクセス
- Adobe 社 Adobe Photoshop Lightroom の購入 | 写真編集管理ソフトウェア <https://www.adobe.com/jp/products/photoshop-lightroom.html>, 2020/4/9
- The Imaging Source 社 A Theoretical and Practical Introduction to Optics https://sl-dl.theimagingsource.com/api/2.5/packages/publications/whitepapers-optics/wpbasicopt/e7619d02-0528-58bb-a02d-adacd89fclf8/wpbasicopt_1.2.en_US.pdf 2020 年 4 月 9 日
- 鈴木隆雄 「日本人のからだ 健康・身体データ集」 朝倉書店 1996 年
- 原宿竹下通り商店会 竹下通り公式マップ〜原宿最新情報 <https://www.takeshita-street.com/> 2020/4/9
- Soon-Gyo Jung, Jisun An, Haewoon Kwak, Joni Salminen, Bernard J. Jansen 「Assessing the Accuracy of Four Popular Face Recognition Tools for Inferring Gender, Age, and Race」 international AAAI Conference on Web and Social Media (2018)
- Cognitive Services/ Face API の限界に挑戦してみた - ナレコム Azure レシピ <https://azure-recipe.kc-cloud.jp/2017/02/cognitive-services-face-3-3/> 2020/8/2 アクセス