

道路ネットワーク分析を用いた災害時における避難リスクの高い経路の可視化

Visualizing High-Risk Paths using Road Network Analysis for Disaster Mitigation

菅野 真生[♡] 江原 遥[◇] 廣田 雅春[▲] 横山 昌平[★] 石川 博[♡]Masaki KANNO Yo EHARA
Masaharu HIROTA Shohei YOKOYAMA
Hiroshi ISHIKAWA

東日本大震災を受けて、災害時に人々が避難施設まで円滑な避難行動を行うことの重要性が再確認された。1日の乗降者数が300万人を超える新宿駅などの密集地からの避難においては、各密集地からの避難により新たに人が密集する道路が発生し、円滑な避難行動が困難になる可能性が高い。また、その道路の周辺の地理的条件によっても、影響を受けると予想される。そこで、本論文では、新たに密集する道路と地理的条件を考慮し、道路ネットワークを用いて災害時において避難リスクの高い経路を発見する手法を提案する。さらに、時間ごとに人々が密集する場所が変化することも考慮し、1時間ごとに避難リスクの高い経路を可視化し、考察する。

The 2011 Tohoku earthquake and tsunami showed the importance of smooth evacuation to nearby safe evacuation facilities. Smooth evacuation from crowded areas like train stations is difficult because people facing disaster often cannot find good paths to the nearest safe places and their evacuation may create congestion, which again hinders smooth evacuation. For smooth evacuation, the safety of roads used for evacuation needs to be evaluated. This evaluation requires 1) geographical characteristics of roads such as the risk of collapse of neighboring buildings and road width and 2) crowdedness of roads at the moment of disaster. While previous studies considered the former, the latter information has not been well studied because the crowdedness depends on the demographics of a city, which is quite dynamic and difficult to measure. For example, daytime and nighttime

♡ 非会員 首都大学東京大学院システムデザイン研究科

kanno-masaki@ed.tmu.ac.jp

◇ 正会員 産業技術総合研究所人工知能研究センター

y-ehara@aist.go.jp

▲ 正会員 大分工業高等専門学校情報工学科

m-hirota@oita-ct.ac.jp

★ 正会員 静岡大学情報学部

yokoyama@inf.shizuoka.ac.jp

♡ 正会員 首都大学東京大学院システムデザイン研究科

ishikawa-hiroshi@tmu.ac.jp

populations of a city differ greatly. This paper proposes a method that measures demographic snapshots of a city from time- and geo-stamped micro-blog posts and visualizes high-risk evacuation roads on the basis of geographical characteristics and demographics. Our method enabled visualization of high-risk evacuation roads on a per-hour basis. We also qualitatively analyze and discuss the visualization results.

1. はじめに

2011年3月11日に発生した東日本大震災により、首都圏の鉄道や、道路などの交通機関の多くが途絶した。その結果として、帰宅困難者の数は、約515万人であった¹。その際に、新宿区では、この大勢の帰宅困難者が区有施設や、避難施設に殺到したことによる混乱が発生した²。この東日本大震災の結果を受けて、内閣府で行われた中央防災会議では、津波から逃れるために、住民を円滑に避難させることの重要性が再確認され、今後の防災対策への課題となった³。

このような課題に対して、東京都都市整備局は、災害発生時に、避難施設へ安全に避難するための避難道路を定めている⁴。避難施設・避難道路は、東京都の市区町村の市街地状況や、人口の増減などを考慮して、約5年ごとに改定している。また、災害発生時に発生する帰宅困難者への対策を検討するため、現況を把握するうえで重要とされる情報をまとめた、パーソントリップ調査も、防災対策への参考資料として用いられている⁵。しかし、このデータも、調査員の不足や、調査が10年に一度しか行われないという更新頻度の低さゆえに、現実世界と隔たりが存在していることが指摘されている[1, 2]。たとえば、リニューアルしたものを含め、東京都内のランドマーク数は増加しており、2015年だけでも、複数の新たなランドマークが完成予定である⁶。新たなランドマークの完成により、その場所の人口の流入が変化することが予想されるなど、都市の状況は、日々変化していくため、これは十分な更新頻度ではないと考えられる。

さらに、円滑に避難することを妨げる要因として、一定の地域内に大勢の人々が存在している事や、地理的条件があげられる。たとえば、人々が少ない場所から、避難施設へ避難することと比較すると、大勢の人々が存在する場所(以下、密集地)から避難する人々は、将棋倒しなどの事故や、混乱が発生しやすいため、円滑に避難施設へ避難することが出来ない可能性が高い。また、密集地からの避難行動によって、新たに人々が密集する道路(以下、密集道路)が発生する可能性がある。密集道路を図1を用いて述べる。密集道路とは、図1の水色の矢印が示すような、複数の密集地からの避難行動により、複数の避難道路が交り合う道路や、図1の橙色の矢印が示すような1つの密集地から複数の避難施設へ通じる避難道路同士が交わる道路である。災害発生時に存在する密集地だけではなく、このような密集道路においても、同じように

¹東京都帰宅困難者対策実施計画<http://www.metro.tokyo.jp/INET/KEIKAKU/2012/11/DATA/70mbd101.pdf>²東日本大震災の課題 -帰宅困難者対策-<http://www.city.shinjuku.lg.jp/content/000090951.pdf>³防災対策推進検討会議津波避難対策検討ワーキンググループ第7回会合
<http://www.bousai.go.jp/jishin/tsunami/hinan/7/pdf/sub1.pdf>⁴震災時火災における避難場所及び避難道路等の指定<http://www.toshiseibi.metro.tokyo.jp/bosai/hinan/>⁵パーソントリップ調査 検討事例<http://www.tokyo-pt.jp/person/03.html>⁶2015年もうすぐ完成予定の新ランドマークに行ってみよう!<http://matome.naver.jp/odai/2141420566998294101>

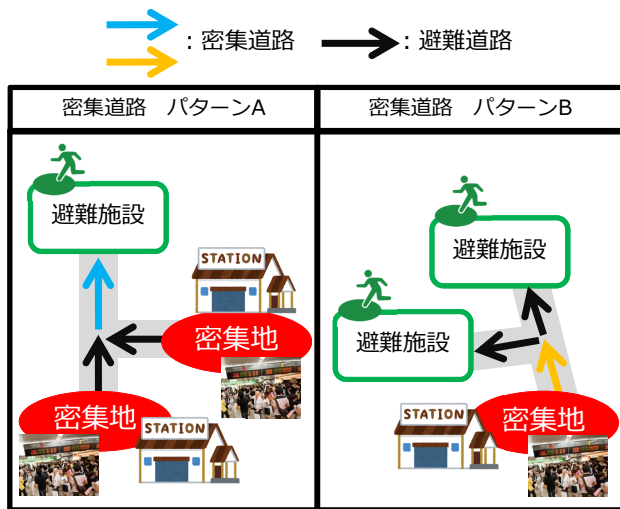


図 1: 密集道路の例

事故の発生や避難行動を円滑に行うことが困難であると考えられる。また、周りに木造の建物が多く火災が発生しやすい道路の周辺や、道幅が狭い道路など、道路や周辺の情報などに基づく地理的な条件に伴い、避難行動そのものが阻害される可能性は高いと予想される。

そこで、本論文では、人数や地理的条件を考慮して、災害時に避難リスクの高い経路(以下、ハイリスク路)の発見を行う。本論文では、各地域の人数を調べるため、Twitter⁷のデータを用いる。Twitterは、スマートフォンなどの普及に従い、利用者が増加しており、代表的なマイクロブログの1つである。Twitterには、ツイートを投稿する際に、GPS(Global Positioning System)が測位した緯度経度情報を付与して投稿するユーザが存在する。緯度経度情報と、投稿時間情報を用いることで、ツイートを投稿したユーザが、「いつ」、「どこにいたか」という情報の把握が可能になる。

本論文では、Twitterのデータを用い、避難リスクの高い経路の発見・可視化を行うことで、都市計画などで考慮される災害によるリスク回避、削減の推進に寄与できると考えられる。本論文では、1時間ごとに、Twitterに投稿された緯度経度情報が付与された大量のツイートから抽出した密集地を出発地点とし、避難施設までの避難道路を密集地内の人数に応じた数だけ抽出し、道路ネットワークの分析手法を用いて密集道路を発見する。発見された密集道路にその周辺の地理的条件を考慮し、ハイリスク路を発見し、可視化するシステムを実装する。さらに、時間帯別にハイリスク路の可視化を行い、考察を行う。

本論文の構成を示す。2章では、関連研究として、道路ネットワークの分析に関する研究と、避難困難性の評価に関する研究について述べる。3章では、提案システムについて述べる。4章では、Twitterと道路ネットワークを用いて密集道路を抽出し、得られた結果について述べる。5章では、本論文のまとめと今後の展開について述べる。

2. 関連研究

2.1 道路ネットワークの分析に関する研究

HillierとHanson[3]は、場所と場所、場所と空間、空間と空間などの関係性によって、機能や価値が生み出されるという考えに基づいて、都市の状況とそれらの関係性を明らかにするSpace Syntax法を提案した。Space Syntax法に代わる考え方として、Crucittiら[4]は、4つの中心性指標による道路ネットワーク評価手法を提

案し、道路ネットワークの評価を行った。Kalapalaら[5]は、中心性指標によるネットワーク分析は、道路網などのネットワーク分析に有効であることを示し、都市空間や土地利用への応用が可能であると述べている。最近の研究では、伏見ら[6]は、ある観光スポットから他の観光スポットへ通じる経路において、観光途中で立ち寄ることが容易である度合いを示した回遊中心性と、ある観光スポットからたどり着くことが容易な度合いを示す利便中心性の新たに2つの中心性指標を定義し、観光スポットをそれぞれの中心性指標に基づいて抽出した。評価実験で、定義した2つの中心性指標の有効性を示し、Wi-Fiスポットなどの適切な設置場所などの問題に応用している。

上記の中心性指標の1つである、媒介中心性[7]は特に注目されており、媒介中心性を用いて道路ネットワークの評価を行っている研究では、人々の密集と媒介中心性には、強い関係性があることが示されている。Portaら[8,9]は、媒介中心性を用いて道路ネットワークを分析することで、媒介中心性が高いノードは、その町の主要な道路や商業地区など人々が多く集まる場所に集中している事を示した。福山と羽藤[10]は、各時代で各歩行者の行動圏域ごとにノードの媒介中心性を算出し、各時代の可視化結果から、パルセロナは、中心広場に高い媒介数が維持されるように発展したことを示した。Shih[11]は、台湾でのドライブ観光における複数の観光地の特徴を、中心性指標を用いて分析した。特に媒介中心性が高いPuliとShueiliの2つの地域は、ほかの観光地に移動するための重要な中継地点となることを示し、交通関連およびサービス関連の施設を充実させることが必要であることを述べている。Huangら[12]は、携帯電話のGPS機能から作成されたネットワークと、道路ネットワークを用いて、携帯電話の基地局における混雑具合を、人々の移動と、媒介中心性を用いて推定した。その結果、混雑が発生しやすい場所、道路閉鎖が発生しやすい場所などの、災害時に救援物資が遮断されやすい場所を特定している。

本論文では、中心性指標の一つである、媒介中心性を用いて密集道路を抽出し、密集道路を用いてハイリスク路の抽出を行う。上記の関連研究では、媒介中心性が高い場所は、人々が多く密集する場所に集中すると示されている。そのため、本論文で扱う道路ネットワークから、主要な避難道路でもある密集道路を抽出するうえで、媒介中心性を用いることは有効であると考えられる。

2.2 避難困難性の評価に関する研究

避難困難性を評価している研究として、市川ら[13]は、全てのノードから一時避難施設までの最短経路と、一時避難施設から広域避難施設までの最短経路をそれぞれ求め、各避難施設まで到達できる可能性を評価し、この結果から避難行動の危険性が高い地区を抽出している。大佛と沖[14]は、従来の研究の成果に基づいたパーソントリップ調査を用いて、大地震時において人々がそれぞれの避難施設へ避難できる可能性を、建物倒壊、道路閉塞、市街地延焼などの物的被害を考慮して求めた。その結果、避難することが困難になる可能性が高い場所を、町丁目単位で特定した。高橋と兵藤[15]は、国勢調査の結果をもとに、道路閉塞や群集速度などによる避難道路の危険性に着目し、当時の避難計画の問題点を指摘し、避難計画の代替案を提案した。

本論文では、パーソントリップ調査や、国勢調査より更新頻度が高いTwitterのデータを用いて、関連研究と同じように、避難リスクの高い経路の抽出を行う。Twitterのデータを用いることで、人々がどこに密集しているかをよりリアルタイムに把握することが可能になる。さらに、データの取得時間を変化させることによって、時間ごとに密集する場所の変化も把握することが可能になり、時間ごとの避難リスクの高い経路の抽出が可能になると考えられる。

⁷<http://twitter.com/>

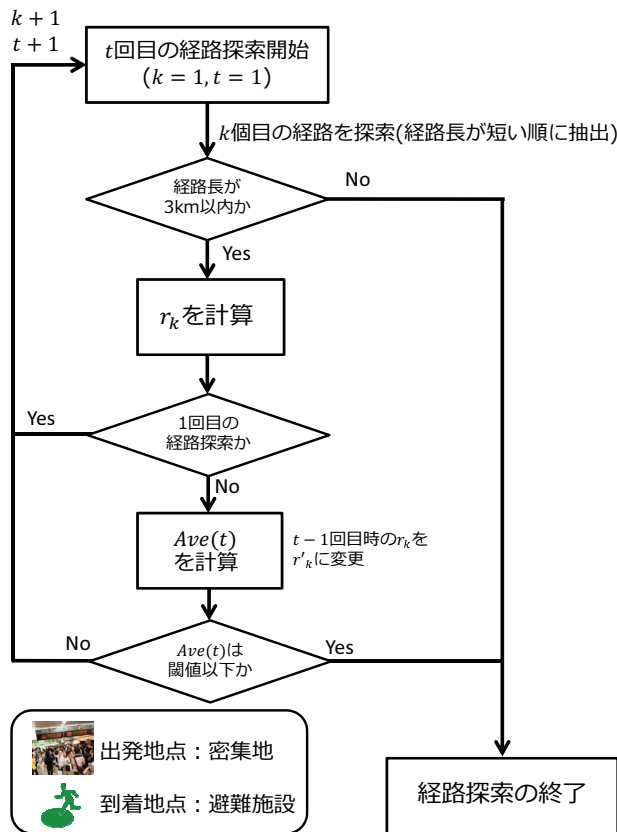


図 2: 複数の経路を抽出するまでの流れ

3. 提案システム

本論文では、はじめに、緯度経度情報が付与されたツイートをを用いて、密集地を抽出し、それぞれの密集地からの道のり 3km 以内にある避難施設を検索する。次に、密集地から避難施設までの避難道路を抽出し、その結果から、避難行動中に発生する密集道路や地理的条件を考慮した、ハイリスク路を抽出するシステムを提案する。

3.1 密集地と避難施設の抽出

密集地は、人々の行動の時間変化に伴って発生場所が変わると考えられるため、1時間ごとの緯度経度情報が付与されたツイートをを用いて時間ごとに密集地を抽出する。はじめに、密集地を抽出する範囲を縦横 500m のメッシュに分割する。そして、そのメッシュ内でツイートを投稿したユーザ数を数え、 3×3 のガウシアンフィルタを用いて人数の平滑化を行う。ガウシアンフィルタを用いる理由は、密集地の抽出を行う際に、緯度経度情報には、数十 m 以上の誤差が含まれることや、時間単位で区切るために人々が周辺に移動している可能性があるなどの誤差が含まれていると考えられるためである。平滑化を行った結果が設定した閾値を超えていた場合、そのメッシュを密集地と定義する。

3.2 複数の避難道路の抽出

3.1 節の手法によって抽出されたそれぞれの密集地と避難施設を結ぶ、複数の経路探索を行う。ここで、複数の経路とは、1つの密集地と1つの避難施設を結ぶ、経路群のことである。本論文では、経路を探索するツールとして pgRouting⁸を用いた。

1つの密集地と1つの避難施設を結ぶ経路数の決定方法について述べる。図2に複数の経路を抽出するまでの流れについて示す。本論文では、密集地の人数に従い、避難施設までの経路の多様性

が増加すると考え、複数の経路を抽出する。経路は、その長さが短い順に抽出され、抽出された経路をそれぞれ順番に k 個目の経路と呼ぶ。つまり、 k 個目の経路は、密集地と避難施設の2地点を結ぶ経路の中で、 k 番目に短い経路である。また、抽出された経路長が 3km 以内であった場合、それを避難道路とする。避難施設までの経路長を 3km とした理由は、東京都は、すべての場所から避難距離が 3km 以内となるように避難施設を指定することを目標としているため⁹、本論文でもそれに準じている。

抽出された経路群に対し、 k 個目の避難道路を通るであろう人数 r_k を、それぞれの k に対し、経路長の比を用いて、式(1)で算出する。

$$r_k = \begin{cases} R_C & (t = 1) \\ \frac{\text{Length} - \text{Length}(k)}{\text{Length}} \cdot R_C & (t > 1) \end{cases} \quad (1)$$

R_C は、3.1 節の手法で検出された密集地 C 内の平滑化後の人数を、 $\text{Length}(k)$ は k 個目の経路の経路長を示している。 t は経路の探索回数である。 Length は、1 個目の経路の経路長から k 個目の経路の経路長までの総和を示しており、式(2)で表せる。

$$\text{Length} = \sum_{k=1}^k \text{Length}(k) \quad (2)$$

t が 2 回以上の際、 $t-1$ 回目に経路探索をした際の r_k と、 t 回目に経路探索した際に算出された r_k には差が生じる。この、 t 回経路を探索した際に生じる差の平均を $\text{Ave}(t)$ とし、式(3)で算出する。

$$\text{Ave}(t) = \frac{\sum_{k=1}^{t-1} |r_k - r'_k|}{t-1} \quad (3)$$

r'_k は、 $t-1$ 回目に経路探索をした際に算出された r_k である。 t を増やしていくと $\text{Ave}(t)$ は単調に減少し、限りなく 0 に近づく。ここで、 $\text{Ave}(t)$ が、ある閾値を下回った際、それ以降の経路探索を終了する。

3.3 ハイリスク路の発見

3.2 節の手法によって抽出された避難道路を用いて、ハイリスク路を発見する方法を述べる。避難道路ではなく、避難道路を構成しているそれぞれの経路について、災害発生時に出現する密集道路や密集地の重みを考慮した混雑度と、道幅や、建物倒壊度、火災発生危険度などの地理的条件を総合して考慮された災害時活動困難度の 2 つの指標を用いて、リスク度を算出する。リスク度が高い経路をハイリスク路として抽出する。

3.3.1 混雑度の算出

混雑度の算出には、媒介中心性と密集地の重みを考慮する。

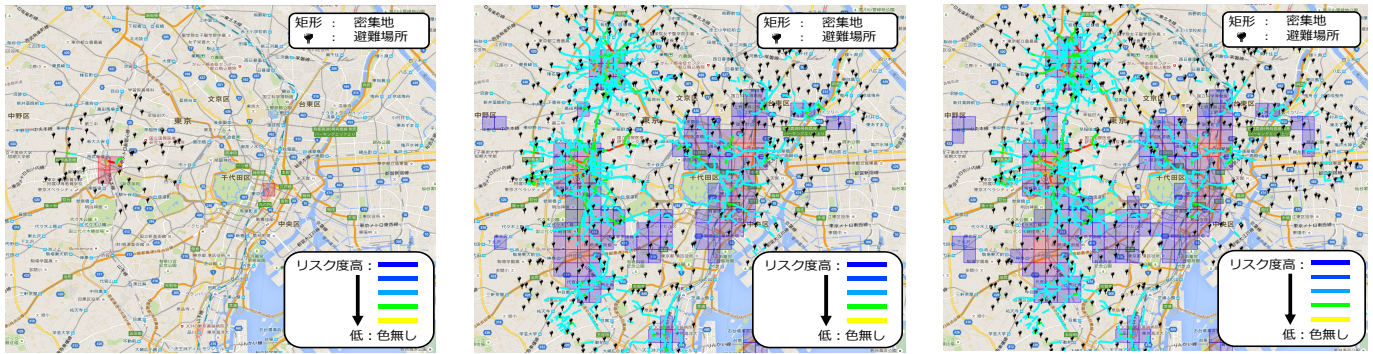
本論文は、3km 以内での避難行動を対象に、ノードではなく、経路の媒介中心性を計算する。経路の媒介中心性の計算には、福山と羽藤 [10] が提案した手法を参考に用いる。ネットワーク上のそれぞれの密集地の重心から、最近傍に位置している各ノード i を出発地点とし、そこから 3km 以内で到達できる、それぞれの避難施設の最近傍に位置している各ノード j を到達地点とし、 i と j の間の経路数を g_{ij} 、 i と j の間の複数の経路が経路 l を通る回数を $g_{ij}(l)$ とすると、経路 l の媒介中心性 $B(l)$ は式(4)のように表される。

$$B(l) = \sum_{i \neq j} \sum_{j \in V_i, j \neq i} \frac{g_{ij}(l)}{g_{ij}} \quad (4)$$

⁹避難所及び避難場所

<http://www.bousai.metro.tokyo.jp/bousai/1000029/1000316.html>

⁸<http://pgrouting.org/>



(a) 5時から6時の間

(b) 14時から15時の間

(c) 18時から19時の間

図3: 東京都23区全体のシステム実行結果

表1: 5時から6時の間で
平滑化後のユーザ数が多い密集地の上位3件

順位	ユーザ数	平滑化後の人数	場所
1	1,141	429	新宿駅西口付近
2	1,036	339	東京駅東側
3	393	311	新宿区役所前付近

表2: 14時から15時の間で
平滑化後のユーザ数が多い密集地の上位3件

順位	ユーザ数	平滑化後の人数	場所
1	6,680	2,416	秋葉原駅南東側
2	2,276	1,968	神田郵便局前付近
3	2,068	1,876	末広町駅東側

表3: 18時から19時の間で
平滑化後のユーザ数が多い密集地の上位3件

順位	ユーザ数	平滑化後の人数	場所
1	7,549	2,830	秋葉原駅南東側
2	4,731	2,529	新宿西口付近
3	4,840	2,448	渋谷区役所東側

V_i は、ノード i から 3km 以内に到達できる避難施設のノード集合を示す。

次に、密集地の重みの考慮の仕方について述べる。密集地の重みとは、密集地 C で検出された人数 R_C や、密集地 C から 3km 以内にある避難施設の総数 $S(C)$ 、3.2 節で求めた 1 つの密集地 C から 1 つの避難施設 S までの避難道路数 $k(CS)$ によって決定された重みであり、経路 l を通る人数のおおよその値を示す。密集地 C と避難施設 S 間を結ぶ避難道路の探索終了後、その避難道路を構成する経路に、 l が含まれていた際、経路 l における密集地の重み $W(l)$ は、式 (5) で算出する。

$$W(l) = \sum_{C=1}^N \sum_{S=1}^{jeV(S)} \frac{R_C}{S(C) \cdot k(CS)} \quad (5)$$

$V(S)$ は、密集地 C から 3km 以内に到達できる避難施設のノード集合であり、 N はその時間帯に抽出された密集地の総数である。

ここで、経路 l の混雑度 $Con(l)$ は、式 (6) によって、0 から 1 の範囲に正規化された媒介中心性 $B(l)$ と、密集地の重み $W(l)$ を用いて、式 (7) で算出する。

$$Normalized(x) = \frac{(x - X_{min})}{(X_{max} - X_{min})} \quad (6)$$

$$Con(l) = Normalized(B(l)) + Normalized(W(l)) \quad (7)$$

X_{max} , X_{min} は、 X を x のとするすべての値の集合としたときに、 X の中での最大値と最小値である。

3.3.2 災害時活動困難度の算出

次に、もう一つのハイリスク路の指標となる、災害時活動困難度の算出について述べる。災害時活動困難度とは、東京都都市整備局¹⁰が、第7回調査から始めた、建物倒壊や火災発生の確率、道幅を総合的に考慮し、災害時の避難や消火・救援活動のしやすさ(困難さ)を、都内の5,133町丁目について評価したものである。調査結果は、町丁目単位で、5段階で評価され、この値が小さいほど、災害時に安全に避難できる場所であることを示している。

災害時活動困難度の算出は、経路 l ごとに、どの評価の災害時活動困難度の評価に属しているかを求め、次に各災害時活動困難度の評価内での、経路 l の長さを求め、最後にそれらを掛け合わせることで算出する。経路長 L の経路 l が、災害時活動困難度の評価 D_{an} に含まれ、その災害時活動困難度の評価 D_{an} 内での経路長を $L_{D_{an}}$ とすると、経路 l の災害時活動困難度 $Diff(l)$ は、正規化を行う式 (8) を用いて、式 (8) で表される。

$$Diff(l) = Normalized\left(\sum_{D_{an}=1}^5 D_{an} \cdot L_{D_{an}}\right) \quad (8)$$

3.3.3 リスク度の算出

最後に、経路 l のリスク度を算出する方法について述べる。各経路 l のリスク度 $Risk(l)$ は式 (7)、式 (8) で各経路についての混雑度 $Con(l)$ 、災害時活動困難度 $Diff(l)$ を足し合わせて、式 (9) で算出する。

$$Risk(l) = Con(l) + Diff(l) \quad (9)$$

式 (9) を用いて算出された $Risk(l)$ の値が大きいくほど、その経路 l のリスク度が高いことを表している。

¹⁰<http://www.toshiseibi.metro.tokyo.jp/>

表 4: 5 時から 6 時の間のリスク度が上位 5 件の経路

順位	経路番号	密集地の重み	出現回数	場所	評価	経路長 [m]	避難施設数
1	851	123	174	新宿区 新宿区役所前	2	65	23
2	849	120	170	新宿区 ドン・キホーテ新宿東口本店前	2	76	19
3	850	121	171	新宿区 ドン・キホーテ新宿東口本店前	2	48	19
4	848	121	171	新宿区 歌舞伎町前	2	47	19
5	847	121	171	新宿区 新宿大ガード東	2	37	19

表 5: 14 時から 15 時の間のリスク度が上位 5 件の経路

順位	経路番号	密集地の重み	出現回数	場所	評価	経路長 [m]	避難施設数
1	315030	1,273	634	新宿区 明治通り 新宿四丁目南側	1, 3	273	36
2	392780	931	557	新宿区 明治通り 新宿三丁目南側	2, 1	105	29
3	31320	1,034	442	新宿区 BOXGOLF ゴルフスクール前	1, 3	107	38
4	234148	714	658	豊島区 池袋駅南 高架下の道路	2, 3	127	36
5	392781	880	517	新宿区 明治通り 新宿四丁目北側	2, 1	152	29

4. システム実行例・考察

本章では、Twitter に投稿された緯度経度情報が付与されたツイートに対して、3 章で提案したシステムを適用することで、得られた密集地とハイリスク路を可視化した結果を示し、その結果について考察する。可視化結果は、Google Maps¹¹ を用いて地図上に可視化した。

4.1 データセット

はじめに、本論文で用いたデータセットについて述べる。本論文では、2015 年 4 月 1 日から 2015 年 12 月 31 日までの間に東京都 23 区内で投稿された緯度経度情報付きツイートを収集した。収集されたツイートの数は合計 5,769,800 件で、確認されたユーザ数は 235,942 人であった。また、密集地を抽出する際の基準となる閾値は、人手により確認した結果、人数の増減が急変化する人数である 250 人とした。

道路ネットワークのデータは、東京都の OpenStreetMap¹² のデータを用いた。このデータから、道路タグが「motorway」、「motorway_link」、「motorway_junction」のデータを削除した。これは、人々が避難時に、これらの道路タグが示す経路を通るとは考えにくいためである。結果として、残った道路ネットワークのデータは、ノード数が 205,930 件、経路数が 302,141 件であった。

避難施設のデータは、国土交通省が公表している東京都の避難施設のデータ¹³ を用いた。このデータの中で、東京都 23 区内の避難施設のデータを用いた。また、避難施設の数 は 1,467 件であった。

4.2 密集地についての考察

次に、抽出された密集地について述べる。本論文では、東京都が首都直下地震に対し、被害想定を行った時間帯でもある 5 時から 6 時の間、18 時から 19 時の間¹⁴、東日本大震災が発生した時間帯である、14 時から 15 時の間を対象に可視化を行った。

東京都 23 区全体のシステム実行結果を図 3 に示す。図 3(a) は 5 時から 6 時の間のシステム実行結果を、図 3(b) は 14 時から 15 時の間のシステム実行結果を、図 3(c) は 18 時から 19 時の間の

システム実行結果をそれぞれ示している。図中の矩形は、提案システムにより抽出された密集地を示し、検出されたユーザ数を平滑化した結果に応じて色分けを行っている。抽出された密集地において、その密集地内で検出されたユーザ数を平滑化した結果が、その時間帯での最大値に近いほど、密集地は赤色に表示され、ユーザ数が最小値 (250 人) に近いほど青色に表示される。また、黒色のマーカーは、その時間帯に抽出された密集地から到達可能であった全ての避難施設を示している。

図 3 中の色が塗られた線は、ハイリスク路と判断された経路を示しており、その時間帯においてリスク度が高い順にそれぞれ赤色、赤橙色、橙色、黄緑色、青色の順に色分けを行っている。また、色分けが行われなかった線はリスク度が十分に低いか、避難道路を探索した際に抽出されなかった経路である。

図 3(b)、図 3(c) より、密集地は、新宿駅や、渋谷駅、秋葉原駅などの人がたくさん集まる大きな駅周辺に多く見られた。また、図 3(a) より、早朝の時間帯においても、東京駅や、新宿駅は密集する可能性が高いと予想される。このことから、災害発生直後において、これらの駅周辺で混乱が発生する可能性が高いと予想される。実際に、東日本大震災発生直後にも、東京都内の各駅に電車の運行状況を確認するために、多くの人が駅に一齐に集まり、滞留したことによる混乱が生じている¹⁵。しかし、5 時から 6 時の間は、多くの人は睡眠をとっており、ツイートをしていない可能性が高く、実際には、他の場所が密集する可能性が高い。本論文は、密集地を抽出する際に、Twitter のデータのみを使用しているが、他のデータで補完することにより、Twitter のデータでは密集地が抽出できなかった時間帯でも、密集地が抽出でき、より正確に分析することが可能になると考えられる。

次に、上記の 3 つの時間帯で、抽出された密集地内で検出されたユーザ数の変化について述べる。表 1 は、5 時から 6 時の間でユーザ数の平滑化後の結果が多い密集地の上位 3 件を、表 2 は、14 時から 15 時の間でユーザ数の平滑化後の結果が多い密集地の上位 3 件を、表 3 は、18 時から 19 時の間でユーザ数の平滑化後の結果が多い密集地の上位 3 件をそれぞれ示している。表 1、表 2、表 3 より、5 時から 6 時の間では、新宿駅西口付近が最も密集した場所で、他 2 つの時間帯では、秋葉原駅南東側が最も密集した場所であった。また、他の順位においても、各時間帯で差異が発見され、時間に応じて検出されたユーザ数や、平滑化後の結

¹¹<https://maps.google.com/>

¹²<http://www.openstreetmap.org/>

¹³国土数値情報 (避難施設データ) 国土交通省

<http://nlftp.mlit.go.jp/ksj/gml/datalist/KsjTmplt-P20.html>

¹⁴首都直下地震の被害想定 (概要)

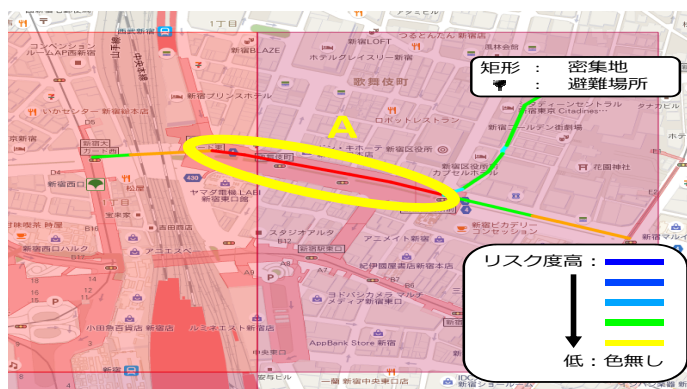
http://www.bousai.go.jp/jishin/syuto/pdf/higai_gaiyou.pdf

¹⁵東日本大震災における東京都の対応と教訓

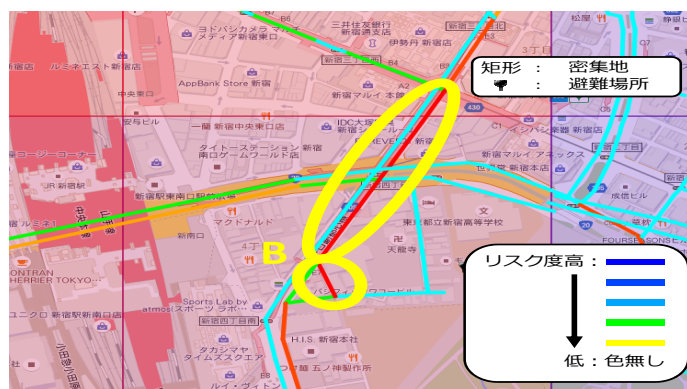
http://www.bousai.metro.tokyo.jp/_res/projects/default_project/_page_/001/000/341/230914taiouhonsatu.pdf

表 6: 18 時から 19 時の間のリスク度が上位 5 件の経路

順位	経路番号	密集地の重み	出現回数	場所	評価	経路長 [m]	避難施設数
1	315030	1,840	710	新宿区 明治通り 新宿四丁目南側	1, 3	273	36
2	234148	1,041	889	豊島区 池袋駅南 高架下の道路	2, 3	127	36
3	31320	1,513	500	新宿区 BOXGOLF ゴルフスクール前	1, 3	107	39
4	392780	1,347	627	新宿区 明治通り 新宿三丁目南側	2, 1	105	29
5	392781	1,274	584	新宿区 明治通り 新宿四丁目北側	2, 1	152	29



(a) 5 時から 6 時の間



(b) 18 時から 19 時の間

図 4: 2 つの時間帯におけるリスク度 1 位の経路周辺の可視化結果

果が、同じ場所であっても増加した。これは、人々の活動拠点が、時間に応じて変化しているためであると考えられる。このことから、時間変化に応じて、同じ場所でも密集による避難リスクは変化することが確認された。

4.3 抽出されたハイリスク路についての考察

次に、抽出されたハイリスク路について述べる。表 4 に、5 時から 6 時の間に抽出されたハイリスク路のうち、特にリスク度の高い経路の上位 5 件を、表 5 に、14 時から 15 時の間に抽出されたハイリスク路のうち、特にリスク度の高い経路の上位 5 件を、表 6 に、18 時から 19 時の間に抽出されたハイリスク路のうち、特にリスク度の高い経路の上位 5 件をそれぞれ示す。また、図 4 は、それぞれの時間帯で最もリスク度が高かった経路周辺の可視化結果を示している。このとき、14 時から 15 時の間の最もリスク度が高かった経路は、18 時から 19 時の間の結果と同じであったため、18 時から 19 時の間の結果を図示している。表 4、表 5、表 6 中の「評価」は、その経路が含まれている町丁目の災害時活動困難度の 5 段階の評価を、「避難施設数」は経路探索の結果、その経路を通して到達できた避難施設の総数をそれぞれ示している。

4.3.1 5 時から 6 時の間の結果

はじめに、5 時から 6 時の間に抽出されたハイリスク路について述べる。表 4 より、この時間帯で抽出されたハイリスク路のうち、特にリスク度の高い経路の上位 5 件は、すべて靖国通りのうち新宿区に含まれている経路上に抽出された。表 4 に表記されている 5 つの経路は、図 4(a) の A で囲まれた赤色の線に相当している。

図 4(a) より、A で囲まれた場所周辺に、多くの線が引かれていないことが分かる。これは、新宿駅周辺以外に密集地が抽出されなかったことや、避難施設の新宿高校や、新宿中学校、天神小学校などに避難することを考えた時に、あまり細い道を通る事な

く、これらの避難施設に避難できるためであるからであると考えられる。前者の理由は、前述のように、密集地を抽出する際に、Twitter 以外のデータを用いることで、より正確に分析可能になると考えられる。後者より、これらの経路を用いることで、多くの避難施設に通じることが分かる。このことから、災害が発生した際に、これらの経路に多くの人々が集まり、避難リスクが高まる可能性があると思える。

4.3.2 14 時から 15 時の間の結果

次に、14 時から 15 時に抽出されたハイリスク路について述べる。表 5 中の 1 位、2 位、3 位、5 位の経路が、図 4(b) の B で囲まれた赤色の線に相当している。赤色が線が示す経路を Google Street View¹⁶ で確認したところ、交通量が多い車道に面した幅員が狭い道路であったことから、これらの経路では災害による人的被害や、群集事故に加えて、交通事故などのさらなる被害に巻き込まれる可能性が高いと考えられる。さらに、1 位、2 位、5 位の経路は、新宿三丁目や、新宿四丁目の大きな交差点の近くの経路を示していることから、様々な方面から人々が集まることが考えられる。これらのことから、災害が発生した際に、これらの交通量が多い車道付近の経路に多くの人々が集まることで、避難リスクが高まる可能性があると思える。

また、表 5 より、これらの経路は、いずれも災害時活動困難度の評価が 5 段階のうち、1、2、または 3 と評価されている。そのため、地理的条件の面では、比較的災害時に安全に避難できる経路である。上記のような理由や、表 5 中の密集地の重みが示すように、人々の密集を考慮することで、町丁目単位で考えると安全に避難できるが、経路単位で考えると安全に避難できない経路が存在する可能性がある。

¹⁶<https://www.instantstreetview.com/>

表 7: 新宿四丁目南側の明治通りの各時間帯でのリスク度の順位

時間	リスク度の順位	抽出された全経路数
0-1	1	9,602
1-2	1	2,373
2-3	98	1,254
3-4		
4-5		
5-6	98	1,254
6-7	1	3,260
7-8	1	5,935
8-9	6	11,947
9-10	9	16,419
10-11	6	20,215
11-12	4	25,078
12-13	1	29,650
13-14	1	29,733
14-15	1	29,144
15-16	1	28,704
16-17	1	29,596
17-18	1	32,164
18-19	1	33,181
19-20	1	31,898
20-21	1	28,493
21-22	1	27,442
22-23	1	23,139
23-24	1	20,146

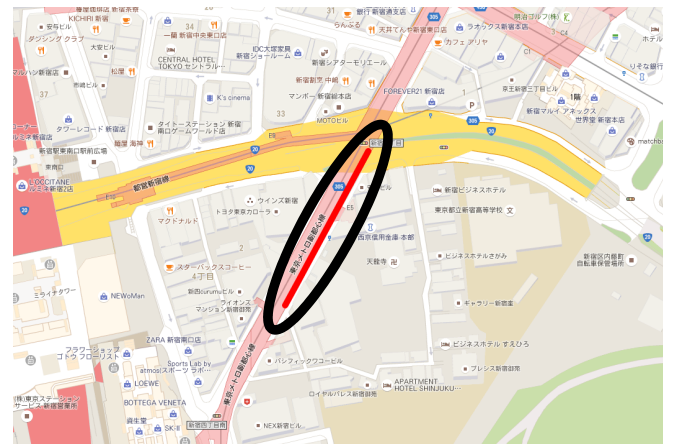


図 5: 新宿四丁目南側の明治通り

7 は、新宿四丁目南側の明治通りの各時間帯でのリスク度の順位を示した表である。表 7 中に、3 時から 4 時、4 時から 5 時の間の結果が含まれていないが、これは、これらの時間帯に密集地が抽出されなかったためである。14 時から 15 時、18 時から 19 時だけではなく、その他のほとんどの時間帯においても、新宿四丁目南側の明治通り上で抽出された経路が、最もリスク度が高い経路であった。反対に、2 時から 3 時、5 時から 6 時の間では、リスク度上位 10 位に含まれていないことが分かる。これは、これらの時間帯で、他の時間帯と比較して、新宿駅周辺で密集地が抽出されず、経路を探索した際に、新宿四丁目南側の明治通り上の経路が抽出されなかったことが原因であると考えられる。

16 個もの時間帯で、新宿四丁目南側の明治通り上で抽出された経路が最もリスク度が高い経路として抽出された。つまり、ほとんどの時間帯で、この経路が災害時に避難リスクが高いことを示している。表 5、表 6 より、通じる避難施設数や、密集地の重みが多いことから、災害時には、様々な場所・方角から人々が集まることが予想され、群集事故が発生しやすくなるなど、円滑な避難行動が困難になる可能性が高い。また、大きな交差点付近における経路であることから、ほとんどの時間帯で、交通量が多いと予想され、交通事故が発生しやすく、大変危険な経路であると考えられる。実際に、新宿駅周辺防災対策協議会も、震災発生時の避難には、危険が伴う場所であると指摘している¹⁷。よって、図 4(b) の B が示す経路およびその周辺の経路にて、災害発生時には、より避難体制を強める必要があると考えられる。

5. 終わりに

本論文では、緯度経度情報が付与された Twitter のデータを用いて、密集地とその密集地から 3km 以内にある避難施設間を結ぶ避難道路を抽出し、道路ネットワークや、その周辺の地理情報を分析することで、混雑度、災害時活動困難度を考慮した、災害時における避難リスクが高い経路の可視化を時間帯別に行った。可視化を行った結果、時間変化に応じてその経路の発生場所の差異や、ほとんどの時間帯で、最も災害時に避難リスクが高いであろう経路も確認された。

今後の課題として、各避難施設におけるリスクを適用することを検討したい。提案システムでは、経路のみに注目しているが、円滑な避難行動の実現のためには、より安全な避難施設に避難することが重要であると考えられる。たとえば、避難先の避難施設が人々で密集していた場合、避難に関する情報伝達が困難になる

¹⁷新宿ルール (震災時の新宿駅周辺の混乱防止に向けて)
<https://www.city.shinjuku.lg.jp/content/000161052.pdf>

4.3.3 18 時から 19 時の間の結果

最後に、18 時から 19 時に抽出されたハイリスク路について述べる。表 6 中の 1 位、3 位、4 位、5 位の経路が、図 4(b) の B で囲まれた赤色の線に相当している。また、表 5 と表 6 を比較すると、順位は異なっているが、リスク度が高い上位 5 件に抽出されている経路は、まったく同じであることが分かる。表 1 より、新宿駅周辺において密集地が抽出されたのにもかかわらず、表 4 より、5 時から 6 時の間では、これらの経路が抽出されなかったことから、これらの経路は周囲の密集地から避難している人々によって影響を受けて、リスク度が特に高い上位 5 件の経路として抽出されたと考えられる。さらに、これらの経路は、新宿三丁目や、新宿四丁目の大きな交差点の近くに抽出されており、時間変化による、これら交差点における交通量の変化や、18 時から 19 時の間では、各経路において、密集地の重みや、経路の出現回数が増加していることから、14 時から 15 時の間よりも、より避難リスクが高くなる可能性が予想される。前述のように、時間変化に応じて、同じ場所でも密集による避難リスクは変化することが確認された。

4.3.4 新宿四丁目南側の明治通りについての考察

次に、新宿四丁目南側の明治通り上で抽出された経路について述べる。図 5 の黒い円で囲まれた箇所が新宿四丁目南側の明治通りである。表 5、表 6 より、これらの時間帯で最もリスク度が高かった経路は、新宿四丁目南側の明治通りであった。ここで、表

と予想される。また、その避難施設からさらに別の避難施設に避難することを考えた場合に、前述したような群集事故などに巻き込まれて、円滑な避難行動が困難になる可能性が高まる。そこで、避難者の推定人数や、各避難施設の収容可能人数などを考慮各避難施設での避難リスクを求めることで、より円滑な避難行動を実現することが可能になると考えられる。また、データの投稿時間だけでなく、データが投稿された曜日も考慮することも検討したい。本論文では、密集地の発生場所が時間帯によって変化することを考慮しているが、同じく曜日によっても変化すると考えられる。たとえば、同じ時間帯であっても平日と休日では、通勤や通学をする人々の割合が変化し、休日であると平日の夜の時間帯と比較して、ある駅の周辺で娯楽などのために行動する人々が増加することなどにより、密集地の発生場所が変化すると考えられる。曜日を考慮することにより、より正確に避難リスクが高い経路が抽出され、都市計画などで考慮される災害によるリスク回避、削減の推進に寄与できると考えられる。

【謝辞】

本研究は、首都大学東京傾斜的研究(全学分)学長裁量枠戦略的研究プロジェクト戦略的研究支援枠「ソーシャルビッグデータの分析・応用のための学術基盤の研究」及びJSPS 科研費 6K00157, 16K16158 による。

【文献】

- [1] 森尾淳, 中野敦. パーソントリップ調査の実態調査上の問題点と改善手法. *IBS Annual Report 研究活動報告*, pp. 85–88, 2006.
- [2] 酒巻智宏, 岩井将行, 瀬崎薫. マイクロブログのジオタグを用いたユーザの行動パターンの推定に関する研究(行動解析, 第2回集合知シンポジウム). *電子情報通信学会技術研究報告*. NLC, 言語理解とコミュニケーション, Vol. 110, No. 400, pp. 37–42, 2011.
- [3] Bill Hillier and Julienne Hanson. *The social logic of space*. Cambridge university press, 1984.
- [4] Paolo Crucitti, Vito Latora, and Sergio Porta. Centrality in networks of urban streets. *Chaos: an interdisciplinary journal of nonlinear science*, Vol. 16, No. 1, p. 015113, 2006.
- [5] Vamsi Kalapala, Vishal Sanwalani, Aaron Clauset, and Cristopher Moore. Scale invariance in road networks. *Physical Review E*, Vol. 73, No. 2, p. 026130, 2006.
- [6] 伏見卓恭, 斉藤和巳, 武藤伸明, 池田哲夫, 風間一洋. 実距離を考慮した中心性指標の提案と重要観光スポット抽出への応用. *人工知能学会論文誌*, Vol. 30, No. 6, pp. 703–712, 2015.
- [7] Linton C. Freeman. Centrality in social networks conceptual clarification. *Social networks*, Vol. 1, No. 3, pp. 215–239, 1979.
- [8] Sergio Porta, Paolo Crucitti, and Vito Latora. The network analysis of urban streets: a dual approach. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, Vol. 369, No. 2, pp. 853–866, 2006.
- [9] Sergio Porta, Emanuele Strano, Valentino Iacoviello, Roberto Messori, Vito Latora, Alessio Cardillo, Fahui Wang, and Salvatore Scellato. Street centrality and densities of retail and services in Bologna, Italy. *Environment and Planning B: Planning and design*, Vol. 36, No. 3, pp. 450–465, 2009.
- [10] 福山祥代, 羽藤英二. バルセロナの歴史的発展過程と歩行者の行動圏域を考慮した広場一街路のネットワーク分析. *土木学会論文集 D1(景観・デザイン)*, Vol. 68, No. 1, pp. 13–25, 2012.
- [11] Hsin-Yu Shih. Network characteristics of drive tourism destinations: An application of network analysis in tourism. *Tourism Management*, Vol. 27, No. 5, pp. 1029–1039, 2006.
- [12] Zhuojie Huang, Udayan Kumar, Todd Bodnar, and Marcel Salathé. Understanding population displacements on location-based call records using road data. In *Proceedings of the Second ACM SIGSPATIAL International Workshop on Mobile Geographic Information Systems*, pp. 17–21, 2013.
- [13] 市川総子, 阪田知彦, 吉川徹. 建物倒壊および道路閉塞のモデル化による避難経路の危険度を考慮した避難地への到達可能性に関する研究. *GIS-理論と応用*, Vol. 12, No. 1, pp. 47–56, 2004.
- [14] 大佛俊泰, 沖拓弥. 密集市街地における大地震時の避難困難率について. *日本建築学会計画系論文集*, Vol. 77, No. 681, pp. 2561–2567, 2012.
- [15] 高橋洋二, 兵藤哲朗. 避難経路および避難場所の危険度に着目した避難計画の評価に関する研究—江東区地域防災計画における広域避難計画の安全性向上に関するケーススタディ. *都市計画論文集*, No. 40, pp. 691–696, 2005.

菅野 真生 Masaki KANNO

1992年生。2015年首都大学東京システムデザイン学部卒業。同年、首都大学東京大学院システムデザイン研究科入学、現在に至る。ソーシャルメディアの研究に従事。

江原 遥 Yo EHARA

1983年生。2013年東京大学大学院情報理工学系研究科博士課程修了。日本学術振興会特別研究員(PD, 於:国立情報学研究所), 情報通信研究機構研究員, 首都大学東京特任助教を経て、現在、産業技術総合研究所人工知能研究センター研究員。博士(情報理工学)。自然言語処理, 人工知能, Webマイニングの研究に従事。言語処理学会, 人工知能学会, 日本データベース学会, 情報処理学会各会員。

廣田 雅春 Masaharu HIROTA

1988年生。2014年静岡大学創造科学技術大学院情報科学専攻修了。首都大学東京システムデザイン研究科, 日本学術振興会特別研究員(PD)を経て、現在、大分工業高等専門学校情報工学科助教。博士(情報学)。Webマイニング, 地理情報システムの研究に従事。情報処理学会, 日本データベース学会, ACM各会員。

横山 昌平 Shohei YOKOYAMA

1977生。2006年東京都立大学大学院工学研究科修了。産業技術総合研究所特別研究員, 静岡大学情報学部助教, 静岡大学情報学部講師を経て、現在、静岡大学情報学部准教授。博士(工学)。情報処理学会シニア会員, 電子情報通信学会, 日本データベース学会正会員。電子情報通信学会データ工学研究会専門委員, 情報処理学会データベースシステム研究会運営委員, 情報処理学会論文誌(データベース)幹事補佐。

石川 博 Hiroshi ISHIKAWA

1956生。首都大学東京システムデザイン学部教授。1979年東京大学理学部卒業。1992年東京大学大学院理学系研究科博士号取得, 1979年~2000年富士通研究所。2000年~2006年東京都立大学教授。2006年~2013年静岡大学教授。2013年首都大学東京教授~現在に至る。データベース, データマイニング, ソーシャルメディアなどの研究に従事。トップ国際論文誌ACMTODS.IEEE TKDE, トップ国際会議IEEEICDM, VLDBなど論文多数。最近の著書に『ソーシャルビッグデータサイエンス入門』(コロナ社, 2014), 『Social big data mining』(CRCPress, 2015)など。博士(理学)。情報処理学会, 電子情報通信学会, 各フェロー。ACM, IEEE各会員。