

人の動きデータを用いた 都市熱波リスクの空間統計解析

村上 大輔¹・山形 与志樹²

¹国立環境研究所 地球環境研究センター (〒305-8506 茨城県つくば市小野川 16-2)

E-mail : murakami.daisuke@nies.go.jp

²国立環境研究所 地球環境研究センター (〒305-8506 茨城県つくば市小野川 16-2)

E-mail : yamagata@nies.go.jp

地球温暖化の進展する昨今において都市熱波リスクへの対応は喫緊の課題となっている。しかしながら、暑熱環境は場所毎に大きく異なり、また人々は都市空間を動きまわるため、各個人の熱ストレスを把握することは必ずしも容易ではない。幸い近年では、空間解像度の高い地表面温度の衛星観測データが無償提供されているとともに、人流データも整備されつつある。そこで本研究では、個人レベルでの熱波リスク対策に向けた第一歩として、地表面温度データと人流データを活用することで、東京都区部で流動する人々の熱波リスクを定量化する。具体的には、まずは空間クラスタリング手法として知られるG*統計量を人流データのホットスポット抽出手法に拡張し、次に同手法を用いて人流パターン毎の熱波リスクを統計解析する。

Key Words : *heatwave, people flow, G*-statistics, remote sensing*

1. はじめに

地球温暖化の進行に伴い、熱波のリスクが世界的に上昇傾向にある。実際に、多くの犠牲者を出した大規模な熱波が近年頻発している(表-1 参照)。我が国においても熱波による犠牲者数は増加傾向にあり(図-1 参照)、熱波に対する都市のレジリエンスを高めることが喫緊の課題となっている。特に東京においては、2020年の夏期オリンピック時に多数の外国人が訪れると想定されることから、熱波対策が急務である。

熱波の人体への影響は、暑熱環境に長時間さらされた場合に深刻となる。これは脱水や体温上昇に伴う機能不全などが深刻化するためである。そのため各個人の熱ストレスを評価するためには、彼らが、どのような暑熱環境下でどのくらいの時間、熱に曝されていたかを知る必要がある。ここで暑熱環境は場所によって大きく異なり、また各個人は都市空間上を動きまわるため、各個人の熱ストレスを把握するためには(i)暑熱環境と(ii)人流に関するデータが必要となる。

(i)暑熱環境に関しては、地表面温度が各場所の暑熱環境を反映した指標として役立つと考えられる。例えばアスファルトで覆われた路上の地表面温度は高くなり、反対に公園や草地の地表面温度は、水の蒸発や光合成による蒸発散による冷却効果によって

表-1 : 近年の主な熱波

(出典 : Steffen et al., 2014; Richardson, 2015)

年度	地域	死者数
1995	シカゴ (USA)	600
2003	ヨーロッパ	70,000
2009	オーストラリア	300
2010	ロシア	56,000
2015	インド	2,300

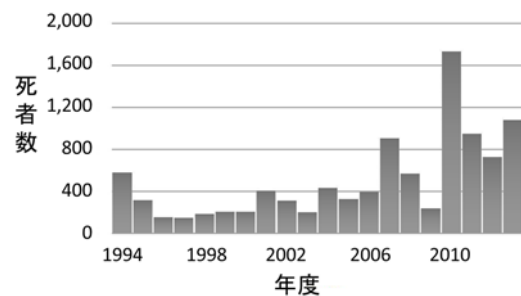


図-1 : 我が国における熱波による死者数
(出典 : 厚生労働省)

低くなる。幸い、例えばASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection radiometer ; 空間解像度 : 90m) やMODIS (MODerate resolution Imaging Spectroradiometer ; 空間解像度 : 1km) などによって衛星観測された地表面温度データが無償提

供され始めており（ASTERデータは2016/4/8に無償化），これらを活用することで日中の空間詳細な地表面温度を知ることができる。

また，(ii)人流に関しても，近年のモバイルセンシング技術の発展に伴ってデータ収集・整備が試みられている．実際に株式会社 Agoop (<https://www.agoop.co.jp/>) はスマートフォンのアプリをより得られた位置情報ログを元に月間数億レコードにも上る人々の30分間隔の位置情報データを整備・提供している。

都市レジリエンスの向上に向けたモバイルセンシングデータ活用の第一歩として，本研究では個人レベルの熱ストレスを上述の地表面温度データと人流データを活用して分析する．具体的には空間統計学（e.g., Fischer and Getis, 2009）の空間集積の指標として知られている G^* 統計量（Getis and Ord, 1992）を活用することで，統計的に有意な熱ストレスのホットスポットの抽出を試みる。

以降の章立ては次の通りである．第2章では G^* 統計量を導入し，この統計量を人流データに応用する方法を議論する．第3章では G^* 統計量を熱波の解析に応用する．最後に第4章では研究の今後の方向性を示す。

2. 手法

(1) G^* 統計量

G^* 統計量は，2次元空間上に分布するデータ（例えば市区町村別の生産額）の空間集積の検定統計量として知られており，式(1)で定義される：

$$G_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{i,j} y_j}{\sum_{j=1}^n y_j} \quad (1)$$

ここで y_j は標本 j ， $w_{i,j}$ は標本 i と j の空間的な近接性を表す． $w_{i,j}$ は一定距離以内の各標本に 1，そうでなければ 0 を与える方法や，距離減衰関数を用いて与える方法などがある． y_j は非負でなくてはならない． G_i^* は非負の値をとり， G_i^* が大きいことは，標本点 i の周辺に大きな値の観測値が集中していることを意味する．例えば y_i を市区町村別の生産額で与えた場合であれば， G_i^* が大きいことは市区町村 i とその周辺での生産額が大きいこと，同市区町村の周辺で生産が活発であることを意味する． G_i^* の有意性の検定には permutation test が適用できる（Zhang, 2008 参照）． G_i^* 統計量について詳しくは Getis and Ord (1992) を参照されたい。

(2) 人流データのための G^* 統計量

本研究で用いる人流データは30分間隔の各個人（添字： $I \in \{1, 2, \dots, N\}$ ）位置座標をまとめた点群データであり（図-2），各個人は属性 y_I を持つものと

する．本節では y_I の空間集積を評価する方法を議論する。

G^* を適用するためには近接性 $w_{I,J}$ を定義する必要があるが，人流データに対する近接性の定義方法は必ずしも十分には確立されていない．そこで本研究では下式を用いて $w_{I,J}$ を与えることとした。

$$w_{I,J} = \frac{1}{n_I n_J} \sum_{i \in I} \sum_{j \in J} w_{i,j} \quad (2)$$

ここでは簡便に I 番目の人流を構成する n_I 個の地点の添字を $i \in I$ と表記した． $w_{i,j}$ は地点 i と j の近接性を表し，その要素は距離減衰関数で与えることができる．(2)式は単に $[I$ の全ノード] \Leftrightarrow $[J$ の全ノード] の近接性を平均化することで人流 I と J の近接性を与えている（図-3）．なお，同様に(3)式を用いることで，人流 I と地点 k の間の近接性も定義できる点に注意されたい（図-4）．

$$w_{I,k} = \frac{1}{n_I} \sum_{i \in I} w_{i,k} \quad (3)$$

式(2)を用いれば，人流 I の周辺の y_I の空間集積は(4)式で評価できる。

$$G_I^* = \frac{\sum_{J=1}^N w_{I,J} y_J}{\sum_{J=1}^N y_J} \quad (4)$$

また，式(5)を用いることで，地点 k 周辺における y_I の集積もまた定量化できる。

$$G_k^* = \frac{\sum_{J=1}^N w_{k,J} y_J}{\sum_{J=1}^N y_J} \quad (5)$$

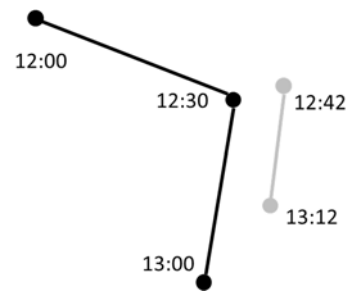


図-2：人流データのイメージ

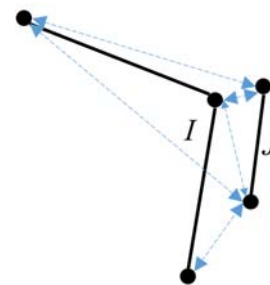


図-3：人流 I と J の近接性．今回は $[I$ の全ノード] \Leftrightarrow $[J$ の全ノード] の近接性を平均化する

例えば個人 I が被る熱ストレスで y_I を定義した場合、 G^*_I が大きいことは、個人 I と類似した流動パターンを持つ人々が強い熱ストレスを受けていることを表す。また G^*_k が大きいことは、地点 k の周辺を通る人々が強い熱ストレスを受けていることを表す。

3. 分析

(1) 概要

本章では、本章では ASTER によって観測された地表面温度データ（空間解像度 90m；図-4）と株式会社 Agoop 提供の人流データを用いて各個人が被る熱ストレスを分析する。分析は 2015 年 8 月 19 日（天気：晴れ）の 12~15 時の人流データを用いて行う。但し ASTER データは一律で 13 時 30 分のものを用いる（12~15 時の間での ASTER 観測は 13:30 のみ）。対象地域は東京都区部である。但し品川区、大田区において ASTER データの大きな欠損が見られたため、両区は対象地域から除外することとした。

本研究での分析対象は歩行者とする。これは高温や日射に直接的に曝されることになる歩行者は熱波の影響を特に強く受けると考えられるためである。残念ながら上記人流データは交通モード等の属性を持たない 30 分間隔の点群データである。そのため、今回は 30 分毎の各移動において平均移動速度が 6km/h 未満のものは一律で歩行とみなした（6km/h は歩行速度として仮定されることの多い 4km/h の 1.5 倍に相当）。また 6km/h 以上での移動の前後が 6km/h 未満の移動となっている場合は、2つの人流（歩行）データに分割した。本研究では、以上によって、抽出された人流（歩行）データのみを分析対象とする。

歩行者 I の熱ストレスは次式で評価する。

$$y_I = \sum_{i \in I} t_i \delta[g_i > 30](g_i - 30) \quad (6)$$

ここで g_i は歩行者 I の i 番目のノードにおける地表面温度、 t_i はノード i で費やされる時間（0.5=30分）、 $\delta[*]$ は*を満たす場合に 1、そうでない場合に 0 を返す指示変数である。(6)式は地表面温度が大きく（30度以上）、かつ長時間歩行する場合に値が大き

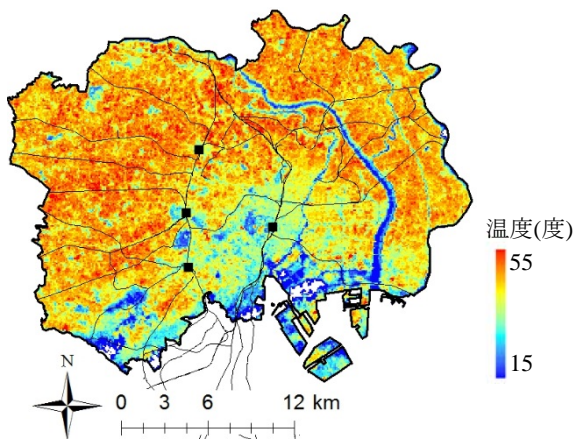


図-4：ASTER によって観測された地表面温度

くなる。

なお、歩行者の特定方法や熱ストレスの定義方法の精緻化は今後の重要な課題である。

(2) 分析結果

歩行者の熱ストレスの空間集積を G^*_I (式4) で評価した (図-5)。また、 G^*_I の有意水準の検定結果は図-6にプロットした。図-5より、東京駅や大手町といった都心エリアで G^*_I が小さく、都市エリア内の歩行者が対象日時に感じていた熱ストレスは比較的小さいとの示唆を得た。対象日時においては都心エリアの地表面温度は相対的に低かったことから (図-4) この結果は妥当である。図-6からは、対象地域北部に熱ストレスを大きな歩行者が集中していることが確認できる。彼らは池袋や新宿といった中心地を避けるように分布しているが、後述のように、これは非中心部においては歩行距離が長くなる傾向があり、結果として式(6)が大きくなったためと考えられる。また、例えば日暮里周辺や赤羽周辺などの特定の地域で熱ストレスの集積が確認できる点は興味深い。

地域毎の熱ストレスの差異を明確化するために、式(5)を用いて各町丁目（の重心点）周辺を通る歩行者の熱ストレスの集積を定量化した (図-7, 8)。図-7より、熱ストレスの強さには明瞭な地域差が確認できる。

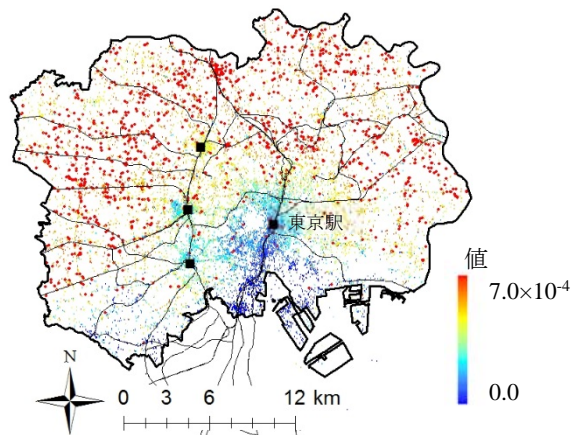


図-5：熱ストレスの G^* 統計量

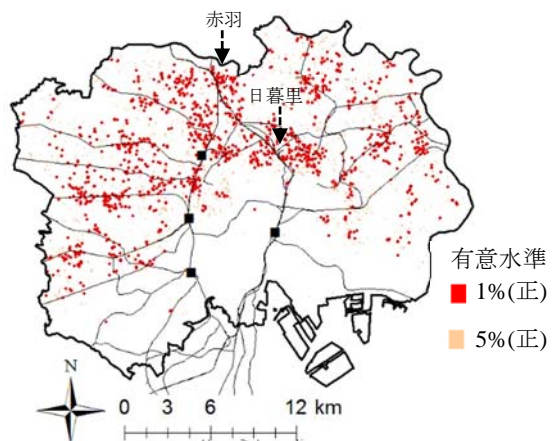


図-6：熱ストレスの G^* 統計量の検定結果

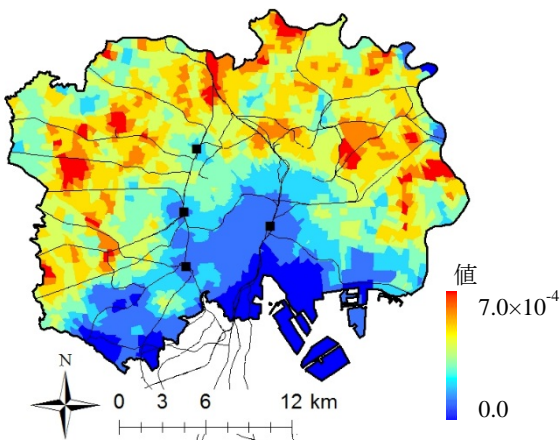


図-7：熱ストレスの G*統計量 (町丁目別)

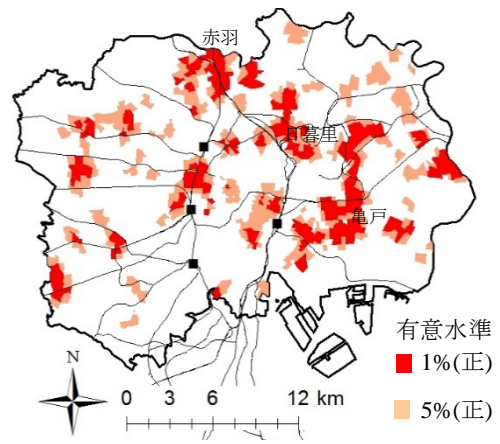


図-9：歩行時間の G*統計量の検定結果 (町丁目別)

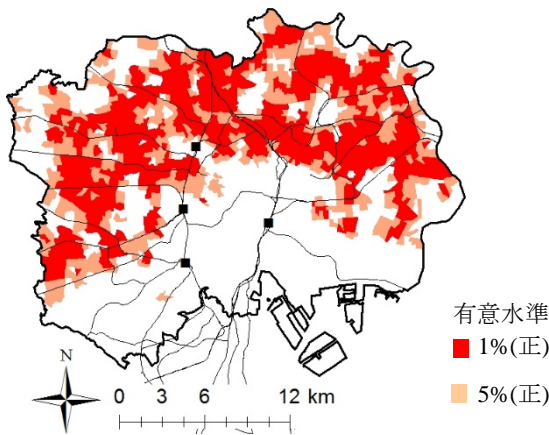


図-8：熱ストレスの G*統計量の検定結果 (町丁目別)

この原因を探るために、歩行者の12時から15時の間の総歩行時間の空間集積（どの地域で歩行時間が長くなる傾向があるか）をG*統計量（式5）を用いて検定した。この検定結果を視覚化した図-9によれば赤羽、亀戸周辺や日暮里北部など、比較的鉄道路線が疎な地域で歩行時間が有意に長くなっていることが確認できる。また歩行時間の長い地域（図-6）と、図-7の熱ストレスの大きい地区は類似した分布傾向を持つことが確認できる。このことより、歩行者の移動時間には統計的に有意な地域差があり、この点を考慮することが、各地域の歩行者が被る熱ストレスを適正に評価する上で重要との示唆を得た。

4. まとめ

本研究では人流データを用いて熱ストレスの空間集積を統計的に検定する方法を示した。また、同手法を実データに適用することで、各個人が受ける熱ストレスが地域毎に大きく異なる等の示唆を得た。

本研究での熱ストレスの評価方法や歩行者の判別方法などには大いに改善の余地があり、特に後者については教師となる交通データを収集・整備した上で判別の精度を向上させたい。また、今回の空間集積の抽出では時間が考慮できなかったが、今後時空間上での熱ストレスの空間集積を抽出する方法につ

いても検討したい。

参考文献

- 1) Steffen, W., Hughes, L., and Perkins, S. (2014) Heatwaves: hotter, longer, more often. *Climate Council*, Australia.
- 2) Richardson, H. (2015) New world, bringing news and comment on the un to the uk. *UNA-UK, Tech. Rep.*, 2015.
- 3) Fischer, M.M. and Getis, A. (Eds.) (2009) *Handbook of applied spatial analysis: software tools, methods and applications*. Springer Science & Business Media.
- 4) Getis, A. and Ord, J.K. (1992) The analysis of spatial association by use of distance statistics. *Geographical analysis*, 24 (3), 189-206.
- 5) Zhang, T. (2008) Limiting distribution of the G statistics. *Statistics & Probability Letters*, 78 (12), 1656-1661.