

街頭犯罪に関連する空間的顕在パターンを解消する建物配置の最適化

○瀧澤 重志^{*1}

キーワード：街頭犯罪 京都市伏見区 空間的顕在パターン 建物配置 最適化

1. はじめに

犯罪発生に空間の影響があることは古くから指摘されており、防犯環境設計（CPTED）¹⁾の考え方が西欧から広まったが、犯罪が比較的少ない日本でも、犯罪の少ない空間を作ろうとする動きが広まっている。また、地理情報システム（GIS）や様々な統計解析手法を用いて、各都道府県の警察本部では犯罪発生マップの作成が行われ、地理学、都市計画、建築計画などの分野でも、犯罪発生と空間構成の関係を定量的に探る研究が広く多く行われている²⁾³⁾⁴⁾。筆者もこれまでに京都市の伏見区などを対象として、街区レベルで主に自動車関連犯罪やひったくりを対象として街頭犯罪と空間構成の関係を研究してきた⁵⁾⁶⁾。ひったくりの研究では、駅からの推定歩行者数を主要因子とするほかに、建物からの自然監視性⁷⁾、特に開口部の面積や建物用途を考慮した壁面監視量などの影響が大きいことを明らかにした。

現在、人口減少が問題となっており、都市の中心部に近い所でも、土地が遊休地や駐車場になったり、空き屋が増加するなど、都市が疎になる方向に変容が進んでいる。こうした変化は、空間の監視性を低下させる要因となることから、街頭犯罪の抑止の観点からも好ましくないと考えられる。本研究では、これまで行ってきた街頭犯罪の空間分析の知見を、都市再生のエビデンスとして生かす一つの試みとして、京都市伏見区を対象として、ひったくり犯罪を対象として、それが発生する場所に多くみられる空間構成パターンが出来るだけみられないよう、建物用途を再配置する方法を提案する。

2. 対象地域

筆者はこれまで主に京都市伏見区を対象として街頭犯罪等の分析を行ってきた。2010年の京都市の犯罪統計⁸⁾によると、京都市において発生したひったくりを含む非侵入盗の認知件数10,957件のうち、2,154件が伏見区で起きているが、これは市内の区で最多である。近年のひったくりの認知件数は非侵入盗の中で約3.5%程度を占めており⁸⁾、伏見区はひったくりの多い地域であるといえる。また、都市構造が住宅地を中心に、商業地、工業地など多様な土地利用からなり、市内中心部と異なり街区も比較的不整形な部分が残っている。従って、犯罪発生における空間構成の影響が比較強くと考えた。

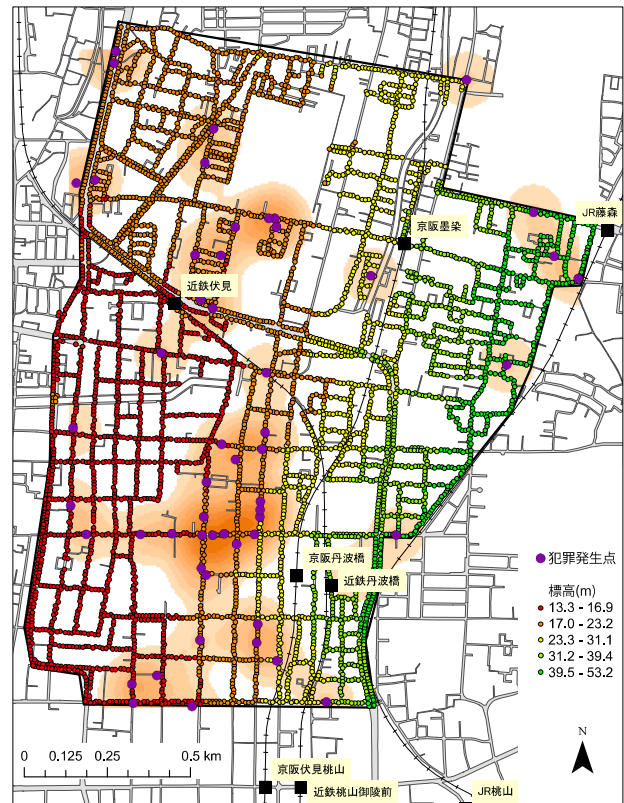


図1 分析対象地域

本研究で主に利用するGISデータは、国土地理院数値地図2500（空間データ基盤）（近畿-I，2004年）と、（株）ゼンリンZmap Town II（京都市伏見区2005年）の二つである。犯罪データは、京都府警のホームページ⁹⁾で2008年1月～2010年12月の期間に犯罪発生マップとして掲載されたものを継続的に収集して利用した。対象地域と各ひったくり犯罪の分布、それらのカーネル密度を図1に示す。対象地域は京都市伏見区深草のあたりである。密度（濃度）の高い部分ほど、空き巣の発生が多い地域である。太い黒線で囲まれた範囲が調査対象地域である。対象地域全体で54件のひったくりが発生した。またH17年の国勢調査では、対象地域内外の人口は約45,000人である。

ひったくり犯罪の発生場所を考慮して、対象地域内の約60kmの長さの道路上を分析対象とする。道路境界線から1m内側の線分上に10m間隔でサンプリング点を設け、それを分析の単位とした。結果としてサンプリング点の合計は5,093点となった。

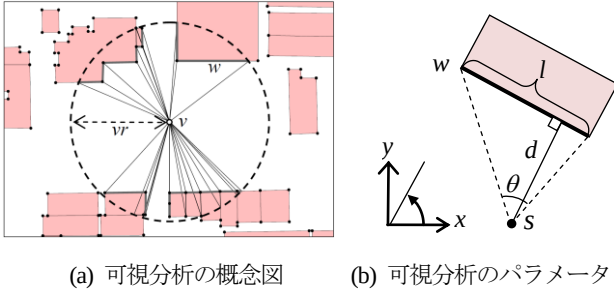


図2 可視分析の方法

表1 建物用途の一覧

分類方法	建物用途(件数)
Btype_1	一般建物(9,225), 目標物(145), 無壁舎(352)
Btype_2	公共施設(96), マンション・ビル(575), 個人家屋(6,130), 事業所(1,011), その他(1,910)

3. 空間属性

3.1 可視壁面

既往研究⁹⁾と同様の考え方で、図2(a)のように、視点から半径 $r(=40)\text{m}$ 以内にある建物の壁面を、可視グラフにより平面的に正確に抽出するアルゴリズムを構築し、その計測結果に基づいて壁面からの監視性の度合いを定量化する。幾何学的な情報として、視点 s から壁面 w までの最短距離 $d(s,w)$ 、視点から壁面の見えの角度 $\theta(s,w)$ などの情報が得られる(図2(b))。

この情報を用いて、次式のように壁面 w が視点 s に与える監視量 $ns(s,w)$ を、次式で定義する。

$$ns(s,w) = \frac{\theta(s,w)}{\pi} \cdot \frac{r - d(s,w)}{r} \quad (1)$$

ある視点が受ける建物壁面の監視性を、視点から見える壁面すべての $ns(s,w)$ の合計とし、次式で表す。

$$vis(s) = \sum_{w \in W_s} ns(s,w) \quad (2)$$

上式において、 W_s は s から見える壁面の集合を表す。

次に、建物用途別の監視性の指標を定義する。建物用途としては、ZmapTownII に定義されている二つの建物用途に関する情報(家枠形状と属性情報)から、それぞれ表11に示す建物用途を抽出する。そして、視点 s が受ける各分類方法による建物用途 bt の建物壁面の監視性を、次式で表す。

$$vis_bt(s) = \sum_{w \in W_s(bt)} ns(s,w) \quad (3)$$

上式において、 $W_s(bt)$ は s から見える用途 bt の建物壁面の集合を示す。なお、各サンプリング点と犯罪発生点から、 $r=40\text{m}$ で可視の建物は、合計9,722棟であった。

3.2 推定歩行者数

ひったくりは路上で発生するために、街路上の歩行者を推定することが必要である。しかし、それを調査するにも

無視できないコストがかかる。伏見区においては、駅やバス停から自宅への帰宅途中が最もひったくりに遭いやすい移動形態である。特にこの地域は京都市内に隣接した住宅地域であり、大阪市内へ通勤する住民も多いので、駅から自宅への人の流れが主要な人の流れとなっていると考えられる。そこで、対象地域内とその近隣の駅から発生する歩行者を、ランダムウォークにより推定することにする。考慮する駅は対象地域内外の10駅とし、各駅からネットワーク上の最短距離で0.8kmの範囲内をその駅からの歩行者の歩行範囲とする。次に、歩行者エージェントを st 上におき、そこから接続された他の頂点をランダムに移動し、到達範囲外の頂点に出るか、到達範囲内で行き止まりの頂点につくまでのランダムウォークを100,000回繰り返す、各ノード上を歩行者が通過する平均をもって、各駅からの推定歩行者数とする。さらに、それを駅の一日の乗客数¹¹⁾で重み付けした和を、全駅からの推定歩行者数とする。

3.3 その他の属性

今回の対象地域では標高がひったくりの発生に影響があると考えられるため、それを唯一その他の属性として用いることにする。

4. CAEPによる分類

最適化の前に、現在の建物配置のデータ(オリジナルデータ)を分析し、犯罪が発生しやすい場所としにくい場所の特徴を抽出しておく。本研究では、これまで使用してきたCAEP¹¹⁾を用いて分類を行う。本研究では、CAEPと呼ばれるデータマイニングの分野で開発された手法を用いて、3章で説明した属性を説明変数として、犯罪が発生した場所と非発生場所の分類を行う。CAEPは、顕在パターン(EP)¹²⁾を用いて分類を行う。EPは頻出アイテム集合の中で、クラスで分割されたデータセットにおけるサポートの比が、他のデータセットのそれよりも際だって高いもののことをいい、これから各クラスへの寄与度を求める。そして各クラスにおける全EPの寄与度の和を集約スコアとする。

犯罪発生点をクラスP、非発生点をクラスNとして、オリジナルデータを教師データとして、CAEPによる分類を行う。犯罪発生点の周囲40m以内にある近傍の可視のサンプリング点も、潜在的な犯罪発生点とみなしクラスPとする。さらに複数の犯罪発生点の金に含まれるサンプリング点は、犯罪多発地区とみなしてその都度コピーして用いる。その結果、犯罪発生点54点と重複を許したサンプリング点5,140点が分類対象となった。CAEPを適用するために、できるだけ水準内のレコード数が均等なるように各属性の値を全て3水準に離散化した。

分類を行った結果、クラスPで782個、クラスNで937個のEPが得られた。EPに含まれる各アイテムにそのEPの寄与度を加算していくことを全てのEPで行って寄与度

和とし、それが大きいアイテムに着目すると、クラス P では、京阪丹波橋からの推定歩行者数が多いことの影響が大きい。次は標高が中程度の場所であることで、これらの二つのアイテムの寄与度和が大きい。その他、建物の監視性については、事業所系建物からの監視量が大きいことが犯罪発生と関連がある。クラス N では、標高が高い場所の寄与度和が大きく、次いで各駅からの推定歩行者数が少ないことがあげられる。また、クラス P と逆に事業所系建物からの監視量が少ないことや個人住宅からの監視量が多いことの影響も大きかった。

5. 建物用途の割り当ての最適化

5.1 定式化

次に、建物の用途を交換し、犯罪発生に関連する空間的顕在パターンが出来るだけ小さくなるような建物配置を求め、それが現状とどのように異なるのか比較する。

対象地域内外の建物で、一つ以上のサンプリング点と犯罪発生点から 40m 以内の範囲で可視の建物とその集合を $b \in B$ とする。建物 b の建築面積を $area(b)$ とする。また、 b の 2 種類の建物用途を $bt_i(b) \in Btype_i (i = 1, 2)$ とする。いま、二つの異なる建物 $b, b' \in B$ があるとし、以下の条件を満たすとき、 b と b' は交換可能であるとする。

$$\begin{aligned} (bt_0(b) \neq bt_0(b') \text{ もしくは} \\ bt_1(b) \neq bt_1(b')) \text{ かつ} \\ \frac{1}{ar} \leq \frac{area(b)}{area(b')} \leq ar. \end{aligned} \quad (4)$$

上式で、 ar は二つの建物の建築面積の比を制限するパラメータで 1 以上の実数とする。本研究では $ar = 1.2$ としている。上記の制約は、建築面積の違いがある範囲内に収まり、かついずれかの建物用途が異なる建物同士を交換する操作である。

最適化の前にまずオリジナルデータにおいて、各サンプリング点と犯罪発生点について、3 章で示した空間属性の計算を行い学習用データを作成し、そのデータを使って CAEP の学習を行う。

次に最適化を開始する。後で述べる最適化方法で建物用途の交換を行い、その交換されたデータで検証用データを作成する。そのデータを先に学習済みの CAEP に入力し、各点について各クラスの集約スコアを計算して、分類を行う。今回は犯罪発生に関する空間パターンを減少させることが目的であることから、各サンプリング点と犯罪発生点を $s \in S$ としたときに、それらの集約スコアの和ができるだけ安全側（クラス N 側）になるよう、以下の目的関数を定義する。

$$\text{Minimize } \sum_{s \in S} (score(s, P) - score(s, N)). \quad (5)$$

この問題は組み合わせ最適化問題であり、目的関数が非線形の顕在パターンの寄与度の和として与えられるため、最

表 2 CAEP による分類の正解率

	全体	P	N
オリジナルデータ	0.752	0.741	0.754
最適化データ	0.807	0.398	0.849

表 3 オリジナルデータから最適化データへの建物用途 ($Btype_2$) の遷移確率

		To				
		公共 施設	マンシ ョン・ ビル	個人 家屋	事業所	その他
From	公共施設	0.063	0.208	0.396	0.146	0.188
	マンシ ョン・ビル	0.035	0.037	0.777	0.085	0.066
	個人家屋	0.006	0.072	0.564	0.140	0.219
	事業所	0.021	0.053	0.843	0.020	0.063
	その他	0.007	0.020	0.699	0.038	0.235

適解を求めることは困難である。そこでメタヒューリスティクスの一つである反復局所探索法を用いて最適化を行う。

5.2 最適化結果

建物の用途の初期配置を現状の配置とし、最適化を行った。メタヒューリスティクスによる最適化なので最適解は保証されていないが、解の更新がほぼ収束したところで計算を終了した。最適化後のデータを以降では「最適化データ」と呼ぶことにする。

表 2 に両データにおける CAEP の分類精度を示す。最適化データではクラス N の方に分類が偏り、最適化の意図に沿った結果が得られている。

元の用途 ($Btype_2$) からどの用途に変化したのかを示す遷移確率を表 3 に示す。全ての用途で個人家屋に変化する場合が多く、特に事業所でその傾向が顕著である。

図 3 に、それぞれオリジナルデータと最適化データによる CAEP による分類結果を示す。オリジナルデータでは、対象地域の南北で P と推定される点が多いが、最適化データでは、対象地域の北部を中心に N と推定される場所が増えている。一方、対象地域南側の主要駅の西側の犯罪多発地区では、最適化後も依然としてクラス P と分類される場所が多数を占めるが、このエリアは建物よりも主要な駅からの推定歩行者数の影響が大きい地域であるため、建物用途の入れ替えによって、安全側にまで顕在パターンを変化させることはできなかった。

6. おわりに

本報では、まず京都市伏見区におけるひたくり犯罪に関連する空間的な顕在パターンを CAEP により抽出し、そ



図3 オリジナルデータで学習した CAEP による分類結果

の特徴を調べた。次に、犯罪発生側の顕在パターンが減少するよう、自然監視性の要因となっている建物用途を入れ換える問題を組み合わせ最適化問題として定式化し、CAEPで分析した結果に基づき近似的に解いた。その結果、事業所建物が鉄道乗降客の影響の強い対象地域南部に配置され、犯罪が非発生側のパターンに見られる住宅系建物もとの事業所建物に配置されるといった変化が見られた。

今後の課題として、今回扱ったひたくり犯罪だけを目的関数とするのではなく、経済合理性や現状との差の程度なども考慮して多目的最適化として問題を定式化し、最適化を行った場合にどのような配置が得られるのかを検証するといったことがあげられる。

謝辞

本研究は、科学研究費補助金若手研究(B)の援助の下で行われました。

[参考文献]

- 1) R. Jeffery: Crime Prevention Through Environmental Design, 290, (1971) Beverly Hills, CA: Sage Publications.
- 2) T. Satoh and A. Okabe: Network nearest neighbor distance methods for lines or polygons and development of a tool of the methods, Theory and Applications of GIS, 14, 2 (2006), 31-39.
- 3) O. Sahbaz and B. Hillier: The Story of the Crime: Functional, Temporal and Spatial Tendencies in Street Robbery, Proceedings, 6th International Space Syntax Symposium, Istanbul, (2007), 022.

- 4) T. Nakaya and K. Yano: Visualizing crime clusters in a space-time cube: an exploratory data-analysis approach using space-time kernel density estimation and scan statistics, Transactions in GIS, 14 (2010), 219-377.
- 5) A. Takizawa, F. Kawaguchi, N. Katoh, K. Mori and K. Yoshida: Risk Discovery of Car-Related Crimes from Urban Spatial Attributes Using Emerging Patterns, Int. J. of Knowledge-based and Intelligent Engineering Systems, 11, 5 (2007), 301-311.
- 6) A. Takizawa: Classification and Feature Extraction of Criminal Occurrence Points using CAEP with Transductive Clustering, STGIS2011, Procedia Social and Behavioral Sciences 21 (2011), 83-92.
- 7) J. Desyllas., P. Connolly and F. Hebbert: Modeling natural surveillance, Environment and Planning B: Planning and Design, 30, 5 (2003), 643-655.
- 8) 京都市情報館：京都市統計書／第13章 司法・警察・消防 02 刑法犯罪発生認知件数（行政区別）H23年，<http://www.city.kyoto.jp/sogo/toukei/Publish/YearBook/Chapter13.html>
- 9) 京都府警察：伏見区東部ひたくり発生状況，http://www.pref.kyoto.jp/fukei/hanjou/keimu_h/bunseki/fushimie_h.htm
- 10) 京都府：平成21年京都府統計書 第10章運輸・情報通信・観光 10-1. 鉄道乗車人員，<http://www.pref.kyoto.jp/tokei/yearly/tokeisyo/ts2009/tokeisyo2009a1001.xls>
- 11) G. Dong and J. Li: Efficient mining of emerging patterns: Discovering trends and differences. Proc. of the Fifth ACM SIGKDD, San Diego, CA, (1999), 43-52.
- 12) G. Dong, et al.: CAEP: Classification by Aggregating Emerging Patterns, Int'l Conference on Discovery Science, (1999), 30-42.

*1 京都大学大学院工学研究科建築学専攻 助教 博士(工学)