

# 建物壁面等の空間的属性を考慮したひったくり犯罪の分析

瀧澤重志

## An Analysis of Purse-Snatching Considering Spatial Attributes such as Wall Information of Buildings

Atsushi TAKIZAWA

**Abstract:** In this research, the spatial characteristics of the place where purse snatching occurred in Fushimi-ku, Kyoto City is analyzed. The visible wall is extracted, and sizes such as an entrance and an opening, are also measured as attributes of the wall, and they are used for the information on natural surveillance. Other spatial attributes such as illumination of a street, the number of presumed pedestrians, land use, and population density, are also considered. Then, two places where the crime happens or not is classified with the class separation technique called CAEP, and the spatial pattern related to the crime occurrence is extracted.

**Keywords:** ひったくり (purse snatching), 空間分析 (spatial analysis), 可視性 (visibility), 建物壁面 (building wall), CAEP (CAEP)

### 1. はじめに

犯罪を起こしにくい環境を創り出す防犯環境設計 (CPTED) の方法論が提案されて以来, 日本でも CPTED の実践や街頭犯罪と空間の関係についての様々な研究がなされてきた. 筆者らもいくつかの研究を行ってきており, 京都市西京区での自動車関連の街頭犯罪の発生場所の分析を行い, ニュータウンの空間構成が犯罪発生と関連があることを明らかにした (Takizawa et al. 2007). 次いで京都市伏見区でのひったくりの分析を行った (Takizawa et al. 2010). この研究では, 空間的因子として可視領域に基づく街路の視覚的特長を加え, CAEP (Dong et al. 1999) と呼ばれる顕在パターンを基にしたクラス分類手法を用いて, ひったくり犯罪が起こる場所と起こらない場所を判別すると共に, 犯罪発生場所の空間的特徴パターンを抽出した.

本報では, この伏見区のひったくりの研究で分類が難しかった調査対象地域の南側を対象として, 可視の建物壁面を正確に抽出するアルゴリズムを実装し, 全方位画像のデータを用いて, 建物壁面の属性として出入り口や開口部などの大きさを計測し監視性の情報とする. 加えて, 街路の歩行者推定方法をランダムウォークを利用したものに変えるなど, 既往研究の方法を改善してより精度の高い分類を行い, ひったくりの発生に関連する空間的パターンを抽出する.

### 2. データ

図 1 に分析対象地域を示す. 分析対象地域は京都市伏見区を中心部の東西約 1km 南北約 0.8km の範囲である. この地域は既報の南側半分にあたる店舗や飲食店の多い地域で, 京阪本線の伏見桃山駅, 中

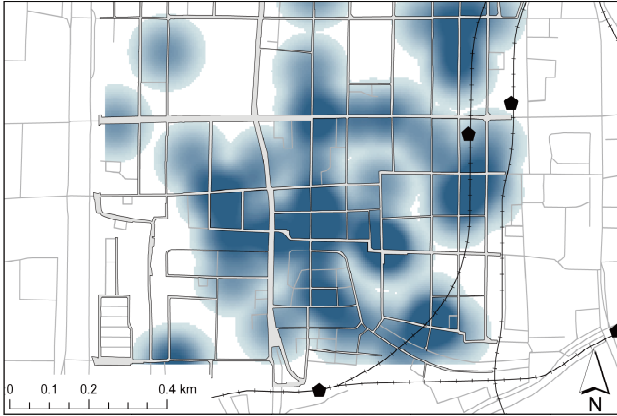


図-1 分析対象地域とひったくりのカーネル密度

表-1 使用したデータ

#	名称(対象地域, データ年など)	出典
1	ひったくりデータ (京都市伏見区, 2004年1月～2005年12月)	京都府警察本部犯罪情勢分析室
2	数値地図 2500 (空間データ基盤) (近畿-I, 2004年)	国土地理院
3	数値地図 5000 (土地利用) (近畿圏 2001年)	国土地理院
4	Zmap Town II (京都市伏見区 2005年)	(株)ゼンリン
5	平成 17 年国勢調査 小地域統計 (京都府)	総務省
6	平成 13 年事業所・企業統計調査小地域統計 (京都府)	総務省
7	Location View 全方位画像 (2006年, 京都市伏見区)	(株)アジア航測

書島駅, 近鉄京都線の桃山御陵前駅がある。表 1 に使用した主なデータを示す。この期間に伏見区全体では 343 件のひったくりが発生した。このうち分析対象地域では 57 件のひったくりが発生したが、それらの中で 5 件はデータ#4 の建物輪郭線の内部であったので、分析から除外した。さらに既報と同様、対象道路の夜間照度測定の実データも用いている。

### 3. 説明属性

#### 3.1 可視壁面

既報では、視点から離散的に視線ベクトルを発生

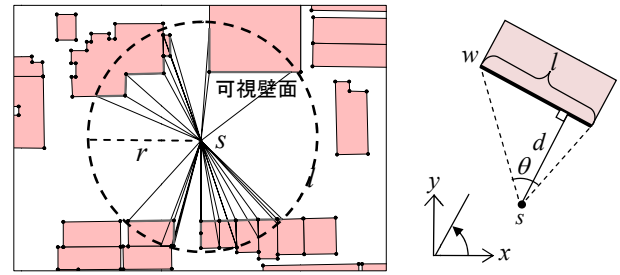


図-2 視点から周囲の壁面の観測の様子

させて近似的に空間の可視性を計測した。この方法は実装が簡単だが、遠方の壁面や視点との正面角度が大きな壁面の場合、壁面を検出できないなど問題があった。本研究では、今回導入する壁面属性の効果を測定することもあり、図 2 のように、視点から見た建物壁面を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、視点から壁面両端点までの距離、壁面までの最短距離  $d$ 、視点から壁面の見えの角度  $\theta$  などの情報が得られる。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  $wv(s, w)$  を定義する。

$$wv(s, w) = a(w) \cdot \theta / \pi \cdot (r - d) / r$$

上式は、視点から壁面までの距離が近いほど、また、可視壁面の視点からの角度が大きいほど大きな値をとる。ここで  $a(w)$  は、表 2(a)に示した壁面の部位の面積により与えられる値とする。具体的には、図 7, 8 に示す全方位画像の閲覧ソフトウェア (LV Local Viewer) の簡易測量機能により、壁面の各部位の面積を測定してデータ化する。ただし、建物の 2 階以上の部位の大きさを計測するのは困難だったので、今回は建物の 1 階の部位に限定している。そして、データ化した各部位の面積、もしくはそれらの面積を集計したものを、1 階壁面の面積で割り、 $a(w)$  として用いる。なお、1 階壁面の高さは 3.5m

表-2 測定する壁面の属性の詳細

(a) 測定する壁面の部位一覧			
部位		略記	
窓 (付帯物無)	WinN	出入口	Door
窓 (防護柵)	WinK	ピロティ	PiloN
窓 (シャッター)	WinS	全面シャッター付ピ	PiloS
窓 (京格子)	WinO	ロティ/出入り口	

(b) 建物分類 (データ#4 に基づく)	
分類方法	内容 (略記)
LAYERCD	一般建物 (l_g), 目標物 (l_t), 無壁舎 (l_n)
ATYPE	公共施設等の目標物 (a_t), ビルやマンション等の名称のある建物 (a_b), 個人の家屋 (a_i), 事業所 (a_c), その他 (a_a)

(c) 使用する監視性属性の組み合わせ			
		建物分類	
		無	
		LAYERCD	ATYPE
壁面属性	無	wb	wb_l_g～
	集計	w	w_l_g～
	個別	w Door～	w_l_g Door～

で統一している. ある視点が受ける壁面の監視性は, 視点から見える壁面すべての  $wv(s, w)$  の合計とする. 表 2(c) に分析で用いる監視性の属性の組み合わせを示す. なお, 建物分類は表 2(b) に基づく. 壁面属性が無い場合は  $a(w) = 1$  とする. また, 建物が存在することによる半径  $r$  の領域内の不可視部分の面積を,  $nVisArea$  として属性とする. 今回は  $r = 40m$  として壁面の抽出を行った. また, 壁面属性が計測された建物は合計 2,169 棟であった.

### 3.2 街路の人通りの推定

この地域では, 駅やバス停から自宅への帰宅途中が最もひたくり合い易い移動形態である. 既報では各住居系建物に割り当てられた夜間人口が, 最寄り駅へ最短経路で移動すると仮定し, 分割された道路ネットワークの各点に移動人口を割り当てることで人通りの近似とした. しかし最短経路では利用経路が偏り易いことや, この地域では通勤だけでなく, 観光や買い物客などの動きも無視できない. そこで本研究では, ランダムウォークのシミュレーションにより各駅を始点とする人の流れを模擬し,

表-3 ランダムウォークで考慮した駅の詳細

駅	略記	乗客数	駅	略記	乗客数
京阪観月橋	KKG	2,890	近鉄丹波橋	CTB	25,568
京阪丹波橋	KTB	29,145	近鉄桃山御陵前	CMG	7,634
京阪中書島	KCJ	6,134	JR 桃山	MY	1,732
京阪伏見桃山	KFM	5,836			

※乗客数の出典は Wikipedia による. 京阪は 2005 年, JR は 2006 年, 近鉄は 2008 年. 乗降客数の場合はその半分を乗客数とした.

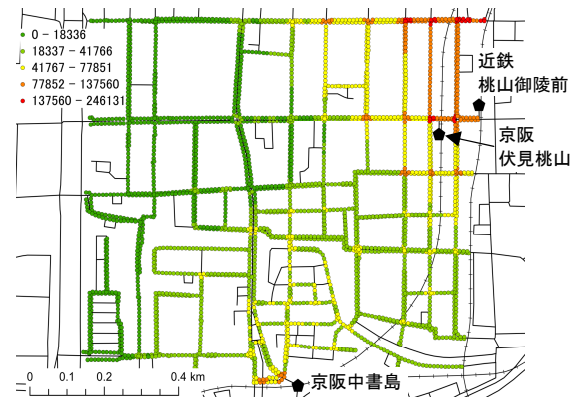


図-3 rwSum の分布

街路の各点における移動人口を推定する. 具体的には, 調査対象地域内外の道路 (対象外の道路も含む) の中心線を 30m 毎に分割し, 表 5 に示した駅も含めてネットワークを構築する. なお, 各駅からの移動範囲はネットワークの最短距離で 1.2km の範囲とした. 駅に歩行者を 1 人おき, 対象圏域外に移動者が出るまで, 現在のノードに隣接するノードをランダムに選択して歩行者を移動させることを繰り返す, 1 試行とする. 各ノードを通過する毎にそのノードの移動人口を 1 ずつ増加させる. 今回はこの試行を 10 万回繰り返し, それらの試行の平均値として駅別に各ノードの移動人口を ( $rwKKG \sim$ ) とし求めた. またノード毎に, 表 3 の各駅の一日あたりの乗客数に移動人口をかけて和をとり, 移動人口の和 ( $rwSUM$ ) とした. 図 3 に各サンプリング点での  $rwSUM$  の分布を示す. ランダムウォークは同じ

場所を行ったり来たりするので、実際の何倍もの移動人口となっていると思われるが、今回必要なのは場所の相対的な移動人口の大小なので、その絶対的な値には意味がない。

3.3 その他

対象地域は商店街や飲食店が多く、その周辺でひたくりが多発している印象を受ける。#6 のデータを利用し、小地域毎に集計されている店舗・飲食店数とその従業員数を、その区域に接するもしくは含まれる道路の長さで割ったものを、それぞれ *spl*, *epl* と表し、各サンプリング点から最寄りの区域の値を属性とする。その他に、最寄り駅からの最短経路の距離 (*dis*)、サンプリング点が属する#5 の小地域の人口密度 (*pop*)、サンプリング点の3つの最近傍の距離の重み付きの平均照度 (*illum*)、サンプリング点の直近の道路以外の土地利用 (*lu* = {空地 (*va*), 工業用地 (*fa*), 一般低層住宅地 (*ri*), 密集低層住宅地 (*rd*), 中高層住宅地 (*rh*), 商業・業務用地 (*cm*), 公園・緑地 (*pa*), 公共施設用地 (*pu*), 河川・湖沼 (*ri*), その他 (*oh*)})。以上、合計 94 個の属性を計算する。

4. 分析

4.1 準備

既報同様に本研究では空間の可視性を評価するために、点をサンプリングの単位とした。図4のように、道路の境界から 1m だけ内側に沿って歩行者動線を想定した線分を生成する。既報では 10m 毎に線分上にサンプリング点を発生させたが、今回は建物毎のファサード属性に着目するため、間隔を狭くして 5m ごとにサンプリング点を設けた。さらに、狭小道路などでサンプリング点が 4m 以内に密集しているところでは、GIS のコマンドによりそれらを少ない代表点に置き換える操作を行った。結果として、2,769 点のサンプリング点を生成した。分析手

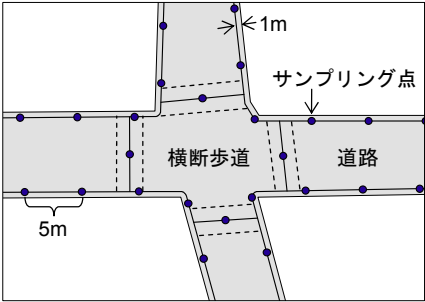


図-4 サンプリング点の設定

表-4 距離・クラス別のデータ数

距離	5m	10	20	30	40	50	100
N	2,704	2,619	2,432	2,274	2,130	2,019	1,594
P	118	214	430	630	829	1,011	1,807
合計	2,822	2,833	2,862	2,904	2,959	3,030	3,401

法として既報と同様に顕在パターンに基づく分類モデルである CAEP を用いる。そのために、数値で与えられた各種属性に関して、サンプリング点と犯罪発生点のデータを合わせたデータについて、各属性で度数ができるだけ均等になるように区間を決め 3 水準に離散化する。離散化した属性は、水準が小さいものから順に“属性名=L, M, H”と表記する。

次に、各サンプリング点にひたくりの発生 : P, もしくは非発生 : N のクラスラベルを付与する。ひたくり発生の 52 点から、あるユークリッド距離の範囲内で、かつ発生点から可視のサンプリング点を犯罪発生可能性があった範囲とみなし、犯罪発生点と合わせて P のラベルを付与し、その他には N のラベルを付与する。既報では距離を 20m として分析を行ったが、本研究では表 6 に示すように距離を 5~100m まで段階的に変化させて精度の評価を行った上で詳細な分析を行う。なお、距離を増やすとデータ数の合計が増えていくが、これは、同じサンプリング点が複数の犯罪発生点の領域に含まれる場合、そこを犯罪多発地区と見なして、そのサン

プリング点のデータをその都度コピーしているからである。

## 4.2 CAEP について

ここでは寄与度についてのみ簡単に説明する。まず、あるアイテム（属性）集合  $e$  の、クラス  $C$  での増加率を下式で表す。ここで、 $sup_C(e)$  は  $e$  の  $C$  における支持度である。

$$gr_C(e) = \begin{cases} sup_C(e) / sup_{\bar{C}}(e), & sup_{\bar{C}}(e) \neq 0 \\ \infty, & sup_{\bar{C}}(e) = 0 \end{cases}$$

$e$  のクラス  $C$  に対する寄与度を、増加率と支持度を用いて次式で示す。

$$ac_C(e) = sup_C(e) \cdot gr_C(e) / (1 + gr_C(e))$$

## 4.3 距離による分類の結果

最小増加率=3、最小支持度=0.01、最大アイテム次元数=3 として、10 回の交差検証により CAEP の分類精度を求めた。その結果を表 5 に示す。距離が短いとクラス  $P$  のデータの数が極端に少ないために精度が上がらないが、距離が 40m で両クラスともにバランス良く高精度な結果が得られた。ちなみに既報の結果で今回対象とした南部分に限定すると、クラス  $N$  で 0.753、クラス  $P$  で 0.901、全体で 0.777 と、今回の結果より全体の精度とバランスが低かった。

## 4.4 距離=40m のケースの詳細分析

最後に、全体的な精度が最も高い距離 = 40m の結果を詳しく分析する。この場合、クラス  $N$  で 110,986 個、 $P$  で 102,887 個の必須顕在パターン（包含関係にある顕在パターンを縮約したもの）が抽出された。表 6 にそれぞれのクラスで寄与度が高い上位 5 個の必須顕在パターンを示す。それらのパターンを構成

表-5 距離別の交差検証の分類精度

距離	5m	10	20	30	40	50	100
N	0.921	0.858	0.830	0.813	0.825	0.829	0.812
P	0.534	0.743	0.767	0.808	0.820	0.809	0.843
全体	0.905	0.849	0.821	0.812	0.824	0.822	0.828

表-6 寄与度が上位 5 位の必須顕在パターン

	寄与度	属性 1	属性 2	属性 3
N	0.270	rwKFM=L	w_l_n_PiloS=L	w_a_c_WinS=L
	0.267	rwKFM=L	w_l_n_PiloS=L	w_a_b_PiloS=L
	0.264	rwKFM=L	w_l_n_Door=L	w_a_c_WinS=L
	0.262	rwKFM=L	w_a_b_PiloS=L	w_a_c_WinS=L
	0.262	rwKFM=L	w_l_n_Door=L	w_a_b_PiloS=L
P	0.179	rwKCJ=M	rwKFM=M	w_a_b_PiloN=L
	0.170	rwKCJ=M	rwKFM=M	w_a_b_WinN=L
	0.165	w_PiloS=H	w_a_b_WinK=L	w_a_i_WinN=L
	0.164	rwKCJ=M	rwKFM=M	w_a_b_Door=L
	0.158	w_l_g_PiloS=H	w_a_b_WinK=L	w_a_i_WinN=L

表-7 寄与度と上位 10 位の属性

	N	P
#	寄与度と 属性	寄与度と 属性
1	385.2 rwKFM=L	143.6 w_a_c_WinK=H
2	313.7 n_st_dis=H	131.6 w_l_n=H
3	247.8 pop=M	119.7 rwKKG=H
4	224.1 rwSUM=L	118.9 w_a_i_WinN=L
5	159.0 w_a_i_WinS=H	111.0 lu=pu
6	138.9 rwKCJ=L	109.3 w_a_i_PiloS=H
7	136.0 w_a_i_WinN=H	102.0 rwKFM=M
8	112.2 w_l_g_PiloN=H	95.1 w_a_a_PiloS=H
9	106.9 w_a_b_PiloN=H	93.2 w_a_i_WinO=H
10	102.7 w_a_i_WinK=H	92.7 w_a_a_PiloS=M

する各アイテムに寄与度を足していったものを寄与度ととし、各クラスで上位 10 位までのものを表 7 に示す。クラス  $N$  では、駅（京阪伏見桃山駅）から遠い地域の安全性が高いことが示されている。また、個人住宅の開口（シャッター有、付帯物無し、柵有）が上位に入っている。クラス  $P$  では、事業所系建物の柵有り窓の存在、無壁舎の存在、個人住宅で開口が無いこと、主要な駅からの移動人口が中程



実際/予測：●P/P ●P/N ●N/P ●N/N, ○発生点の半径 40m

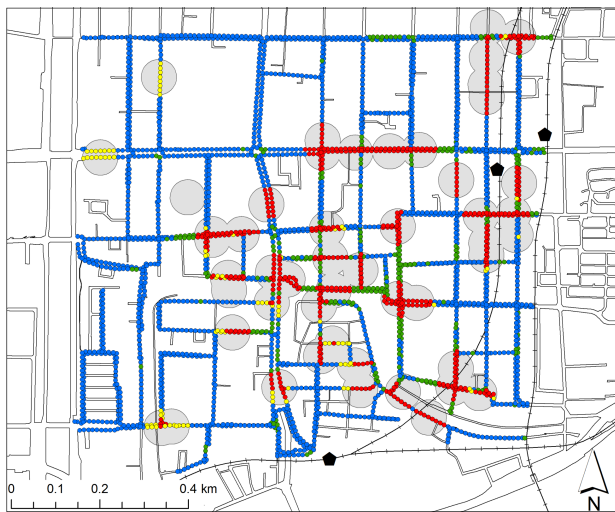


図-5 分類結果

度な場所などの特徴が上位にきている。

図 5 に、分類結果を示す。なおこの図は交差検証ではなくすべてのデータを学習で用いた結果である。駅に近いところでは、犯罪発生範囲内の分類は概ね良好だが、駅から離れたところでは、犯罪発生を分類できていないところある。しかし、概ね良好な分類結果といえる。

図 6, 7 に、それぞれクラス N, P の寄与度の合計が最も高い地点の周辺状況を示す。図 6 は対象地域の西側、図 7 は南東の踏切がある場所である。個人住宅の密度と距離が大きく異なっているのがわかる。

## 5. まとめ

本研究では、既報の手法を改良して京都市伏見区中心部で発生したひったくりに関する空間分析を行い、より高い精度で判別が可能であることを示し、ひったくりの発生に特徴的な空間的パターンや場所についての知見を得た。結論として、個人住宅の開口部の有無などが犯罪発生と関連していることなどが明らかになった。



図-6 クラス N の寄与度の合計が最高地点の状況

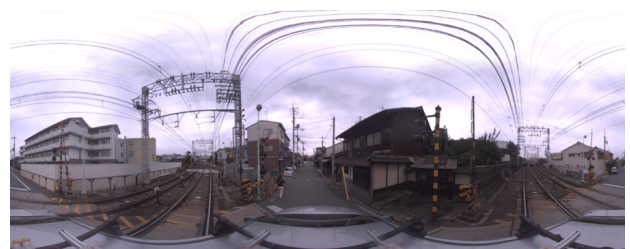


図-7 クラス P の寄与度の合計が最高地点の状況

## 謝辞

京都府警察本部犯罪情勢分析室に感謝いたします。また本研究は、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

- A. Takizawa, F. Kawaguchi, N. Katoh, K. Mori and K. Yoshida (2007): Risk Discovery of Car-Related Crimes from Urban Spatial Attributes Using Emerging Patterns, International Journal of Knowledge-based and Intelligent Engineering Systems, 11(5), 301-311.
- A. Takizawa, W. Koo and N. Katoh (2010): Discovering Distinctive Spatial Patterns of Snatch Theft in Kyoto City with CAEP, Journal of Asian Architecture and Building Engineering, 9(1), 103-110.
- G. Dong, et al. (1999): CAEP: Classification by Aggregating Emerging Patterns, Int'l Conference on Discovery Science, 30-42.