

地理的犯罪予測手法の日本への適用可能性の検証

大山智也・雨宮 譲

Testing an Applicability of Crime Prediction Methods for Japan

Tomoya OHYAMA and Mamoru AMEMIYA

Abstract: This study applied crime prediction methods for a local city in Japan. We compared three different methods, Risk Terrain Modeling (Caplan et al., 2011), Prospective Mapping (Johnson et al., 2009) and kernel density estimation. Analysing the data of vehicle load thefts and parts thefts in 2014, we found that Prospective Mapping was outperformed other two methods. This result indicated that space-time proximity should be considered in crime prediction.

Keywords: 犯罪予測 (crime prediction), 犯罪のホットスポット (crime hotspot), 環境犯罪学 (Environmental Criminology), Risk Terrain Modeling, Prospective Mapping

1. はじめに

犯罪の時空間的な変動パターンに着目して、任意の場所における将来における犯罪発生のリスクを予測する地理的犯罪予測手法が、欧米の警察実務において実装されている。一方、わが国ではこれを直接とり上げた研究は存在せず、既存手法の日本における妥当性も検証されていない。

そこで本研究では、既に欧米で提案され、一定の実績を有している地理的犯罪予測手法について、日本の犯罪データに適用した上で、その予測精度を検証することを目的とする。今回は、ラトガース大学の Caplan らが研究・開発した Risk Terrain Modeling (RTM) と、ロンドン大学ジル・ダンドー犯罪科学研究所の Johnson らが開発した Prospective Mapping (ProMap) の 2 つの手法を対象に、犯罪のホットスポットの同定によく用いら

れる 1 変数によるカーネル密度推定 (Univariate Kernel Density Estimation : KDE) との比較から、予測精度を検証した。

2. 方法

2.1 分析に用いたデータ

今回の分析で基準変数として用いたデータは、福岡県のある都市における、駅とビジネス街を含む中心市街地エリア (総面積約 5.5km²) で 2014 年 7-12 月に発生した、車上狙いおよび部品狙い (以下、「車上狙い等」) 計 47 件である。データは、番地以下のレベルでジオコーディングがなされており、犯罪発生の日時情報を有している。

予測変数として用いたデータは、RTM については、株式会社ゼンリン「Zmap-AREA II (2014-3 版)」より、「駐車場」をはじめとした 6 種の施設のポイントデータ、「道路」および「細道路」(以下、まとめて“道路全体”と表記) のラインデータを抽出して用いた。ただし、最終的には後述の手続きを経て変数を選定し、“駐車場”, “コンビニエンスストア”, “道路全体”のデータの

大山智也 〒305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1

筑波大学システム情報工学研究科社会工学専攻

Phone: 029-853-5393

E-mail: s1520464@sk.tsukuba.ac.jp

みを分析に用いた。ProMap と KDE は、予測のために過去の犯罪発生情報を用いる必要があるため、基準変数と同一のエリアにおいて 2014 年の 1 月-6 月に発生した車上狙い等の発生地点データ、計 40 件を用いた。

2.2 手法の概略

RTM は、特定の犯罪と関連しうるいくつかの要因（例えば、バーからの距離など）についてリスク面を作成し、それらを重ね合わせることで、将来的な犯罪発生のリスク面を表現する手法である。最新の Caplan et al. (2011) のモデルでは、施設の分布データから複数のカーネル密度分布図を作成し、それらを重み付けしつつオーバーレイすることで、リスク予測地図を作る方法が提案されている。

一方、ProMap は、Johnson et al. (2009) などで提案されている手法であり、犯罪発生同士の時間的・空間的近接性に着目し、1 件の犯罪を基準に、そこから距離が近接するほど、また、予測対象期間と時間的に近いほど、リスク推定値が大きくなるようなモデリングを行う。

2.3 本研究の方法

RTM について、本研究では、Caplan and Kennedy (2016) を参考に、各予測変数と車上狙い等との関連を調べるため、回帰分析を実行した上で、その結果をもとにモデルに投入する変数を選定した。回帰分析では、上述の施設立地のポイントデータ、および“道路全体”のラインデータについて、それぞれ町丁目単位で箇所数、総延長を集計した値（標準化済）を独立変数、2008 年 1 月-2014 年 6 月までに同地域で発生した車上狙い等の町丁目ごとの件数を従属変数とし、両者の関連性を負の二項回帰分析により検討した。また、オフセット項として、町丁目ごとの面積の対数を投入した。結果的に、係数の推定値の 95% Wald 信頼区間に 0 が含まれなかつた“駐車場”、“コンビニエンスストア”、“道路全体”の 3 変数を新たな独立変数セットとして、再び負の二項回帰分析を実行し、

変数ごとにオッズ比を得た。

RTM の実行にあたっては、ArcGIS10.3 を用いて、“駐車場”、“コンビニエンスストア”、“道路全体”について KDE を行い、得られた密度分布図を加重合計して、車上狙い等のリスク面を得た。加重合計の際には、上記の負の二項回帰分析で変数ごとに推定されたオッズ比（“駐車場”:1.247, “コンビニエンスストア”:1.217, “道路全体”:1.159）をウェイト値として用いた。

ProMap については、本研究では、Johnson et al. (2009) のモデル（次式）を適用し、グリッドセル s ごとのリスク値（risk intensity value）を求めた。

$$\lambda_\tau(s) = \sum_{c_i \leq \tau \cap e_i \leq \nu} \left(\frac{1}{(1 + c_i)} \right) \frac{1}{(1 + e_i)}$$

ここで、 τ は計算に含む空間の範囲を示すパラメータ、 ν は同様に時間の範囲を示すパラメータである。 c_i は、各グリッドセルと、過去の犯罪発生地点との空間的隔たり、 e_i は時間的隔たり（単位：週）で、その犯罪発生時点が、予測対象とする期間の最初の日と、どの程度離れているかを示す。 c_i については、カーネルの中心点から半径 250m の範囲まで、半径 12.5m の奇数倍の同心円を描き、各円内に存在する点に対して 0-10 の値を与えた。なお、ProMap は、直近の時期から将来の犯罪発生リスクを予測するものであるため、7-12 月の予測を行うにあたっては、1 月-6 月の予測地図をもとに同年 7 月の犯罪発生を、2 月-7 月の予測地図をもとに 8 月の犯罪発生を予測…といったように、1 カ月ずつ期間をずらしながら、6 カ月分のデータを用いた 1 ヶ月分の予測を繰り返し行った。

KDE については、2014 年 1 月-6 月の車上狙い等の発生地点のデータを用いた。なお、実行したすべての手法で、バンド幅は 250m、グリッドセルのサイズは 25m とした。

手法間の予測精度の比較については、Chainey et al. (2008) の PAI (Prediction Accuracy Index) = $(n/N)/(a/A)$ (ただし、 N : 実際に発生した犯罪の総件数、 n : 予測モデルで高リスクとされたエリアで実際

に発生した犯罪の件数, a : 高リスクエリアとして判定された領域の面積, A : 対象領域の総面積) を用い, 面積に比してどの程度の的中率が得られているかを評価した.

3. 結果

RTM, ProMap, KDE それぞれを実行した結果を図 1 に示す. ここでは, それぞれの手法において推定されたリスク値を 10 の水準に等量分類した上で, 低いものから 0-9 のランクに分けている (上位 3 ランクに赤色で着色している). また, 2014 年 7 月-12 月の車上狙い等計 47 件の発生地点を重ねて布置した. ProMap については, 実際に予測地図が月ごとに作成されるが, ここでは例として 1 月-6 月のデータをもとに予測した 7 月のリスク分布図を掲載している (重ねて表示されている車上狙い等は, RTM や KDE と同じく 7 月-12 月のものである).

予測効率を示すグラフ (図 2) は, 横軸に, 各セルをリスクの高い順に並べた際の総面積に対する比, 縦軸に, そのエリアで実際に起きた犯罪発生件数の累計を総発生件数で除したものを示している. 各折れ線グラフは, RTM, ProMap, KDE に対応している. グラフ形状が上方に膨らんでいるほど予測効率が高いことを示す.

リスクランクが 7-9 (上位 30%) のものを高リスクエリアと仮に定義して, PAI (ProMap は, 各期間ごとに算出した 6 つの PAI の平均) を求めると, RTM では 0.944, ProMap では 0.947, KDE では 0.935 という結果となった. これより, 上位 30% を高リスクエリアとした場合は, あまり各手法で予測効率が違わないことがわかった.

上位 30% を閾値としたときの PAI は手法間で横並びであるものの, 図 2 のグラフからは, 上位 10% の高リスクエリアにおいては, ProMap の予測効率が高いことがわかる. 特に, ProMap による 1 月-6 月のデータをもとにした 7 月の犯罪予測では 1.183, 2 月-7 月のデータをもとにした 8 月の

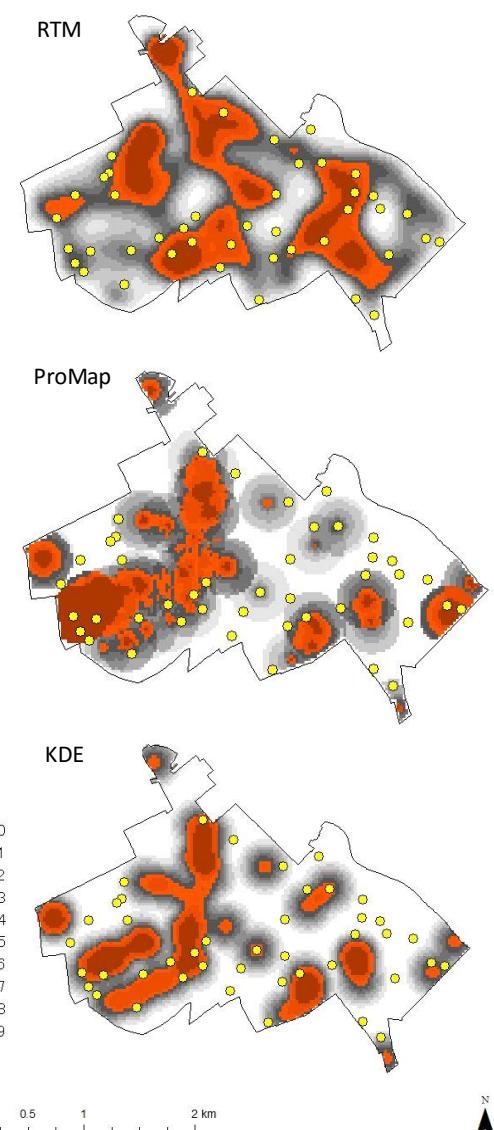


図 1 各手法実行結果, および実際の犯罪発生地点

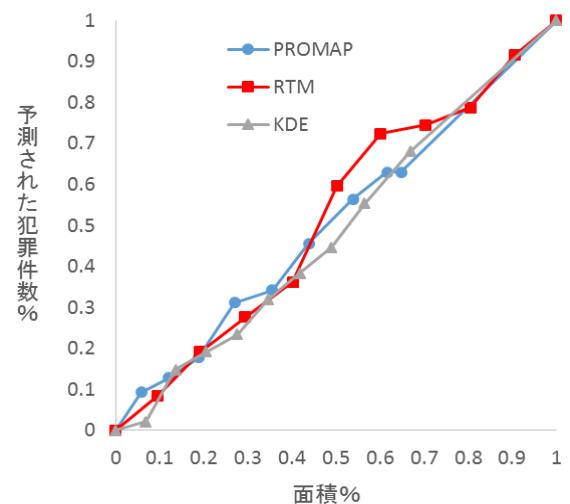


図 2 手法間の予測効率の比較

犯罪予測では 1.213, 以下, 9 月の犯罪予測では 1.472 と, 時期によってはさらに高い予測効率であった (その一方で, 10 月では 0.696, 11 月では 0.646, 12 月では 0.473 と, 時期により精度に大きな変動が見られた) .

4. 考察

今回分析対象としたデータでは, 特に高リスクエリア, 特定時期の ProMap の優位性が示された. 特に, 時間的な情報を捨象して, 犯罪の空間的な情報のみを用いる KDE と比較して予測精度が高いことから, 犯罪発生の空間的近接性とともに, 時間的近接性についても考慮した将来予測の考え方には有用であると考えられる. ただし, ProMap の予測精度が対象時期によって大きく変動していることは, この手法の不安定さも同時に示している. これについては, 例えば, 犯人検挙によって, 連続的な犯行が止んだ場合などにおいて, 犯罪と犯罪の間の連続性が切れることが一因と考えられる. 犯罪の時空間情報を用いる予測手法では, こうした犯罪の発生パターンを考慮する必要があるだろう.

一方, RTM では, 犯罪発生データを用いずに犯罪の将来予測を行っているが, 上位 30% を高リスクエリアの閾値とした場合は, 犯罪発生の時空間情報を用いる ProMap と同等の予測効率であった. RTM は多様な変数を考慮することができるため, 別の変数を用いることで, 予測精度のさらなる向上も見込める. 犯罪発生に関する時空間情報が得られにくい日本では, 犯罪情報を用いずに予測を行う RTM のような方法は, 有望といえる. なお, 今回 RTM の予測変数として用いた施設立地や道路の分布といった情報は, 短期的スパンでは大きく変動しない. したがって, 本研究の RTM で予測したものは, 対象となるエリアでの持続的・潜的な犯罪発生リスクであると考えることができる. こうした予測では, 短期的かつ偶発的な犯罪発生パターンの変動に左右されず, 対象地域の

環境的な特性を考慮しながら, リスクの高さを推定することができる. 反面, 出力される予測結果は, データが更新されない限り同一のものであり, 犯罪情勢の変化を反映するといった柔軟性に欠けるともいえる. この点について Caplan et al. (2011)では, 発砲事件等, 短期的に変動する要因を用いているが, こうしたイベントをモデルに含めることは RTM の発展方向としてありうるであろう.

このように, 地理的犯罪予測では, 用いる手法によって予測結果の特徴が異なる. 犯罪の発生パターンや対象地域の特性を考慮した手法の選択が必要であろう.

謝辞

当研究は, 社会安全研究財団による 2016 年度若手研究, および JSPS 科研費 26820257 の助成を得て行われた. また, 犯罪に関するデータは, 福岡県警「犯罪予防研究アドバイザー」の枠組みのもとで提供された. 記して謝意を表す.

参考文献

- Caplan, J. M., & Kennedy, L. W. (2016). *Risk Terrain Modeling: Crime Prediction and Risk Reduction*. Univ of California Press.
- Caplan, J. M., Kennedy, L. W., & Miller, J. (2011). Risk terrain modeling: brokering criminological theory and GIS methods for crime forecasting. *Justice Quarterly*, **28**(2), 360-381.
- Chainey, S., Tompson, L., & Uhlig, S. (2008). The utility of hotspot mapping for predicting spatial patterns of crime. *Security Journal*, **21**(1-2), 4-28.
- Johnson, S. D., Bowers, K. J., Birks, D. J., & Pease, K. (2009). Predictive mapping of crime by ProMap: accuracy, units of analysis, and the environmental backcloth. In *Putting crime in its place* (pp. 171-198). Springer New York.