—原著—

住居対象連続侵入窃盗事件における犯人属性の犯罪手口による予測

萩野谷俊平¹, 花山愛子², 小野修一³,
蒲生晋介⁴, 真栄平亮太⁵, 細川豊治⁶

¹栃木県警察本部刑事部科学捜査研究所
〒320-8510 栃木県宇都宮市塙田 1 丁目 1 番 20 号

²青森県警察本部刑事部科学捜査研究所
〒030-0801 青森県青森市新町 2 丁目 3 番 1 号

³科学警察研究所
〒277-0882 千葉県柏市柏の葉 6 丁目 3 番地 1

⁴愛媛県警察本部刑事部科学捜査研究所
〒790-8573 愛媛県松山市南堀端町 2 番地 2

⁵沖縄県警察本部刑事部科学捜査研究所
〒900-0021 沖縄県那覇市泉崎 1 丁目 2 番 2 号

⁶静岡県警察本部刑事部科学捜査研究所
〒424-0055 静岡県静岡市清水区吉川 373 番地 1

**Predicting offender characteristics in serial house burglaries based
on *modus operandi***

Shumpei Haginoya¹, Aiko Hanayama², Shuichi Ono³, Shinsuke Gamo⁴,
Ryota Maehira⁵ and Toyoharu Hosokawa⁶

¹*Forensic Sci. Lab., Tochigi Pref. Police H.Q.*
1-1-20 Hanawada, Utsunomiya-shi, Tochigi 320-8510, Japan

²*Scientific Invest. Lab., Aomori Pref. Police H.Q.*
2-3-1 Shinmachi, Aomori-shi, Aomori 030-0801, Japan

³*National Research Institute of Police Science*
6-3-1 Kashiwanoha, Kashiwa-shi, Chiba 277-0882, Japan

⁴*Forensic Sci. Lab., Ehime Pref. Police H.Q.*
2-2 Minamihoribata-cho, Matsuyamashi, Ehime 790-8573, Japan

⁵*Criminal Invest. Lab., Okinawa Pref. Police H.Q.*
1-2-2 Izumizaki, Naha-shi, Okinawa 900-0021, Japan

⁶*Forensic Sci. Lab., Shizuoka Pref. Police H.Q.*
373-1 Kikkawa, Shimizu-ku, Shizuoka-shi, Shizuoka 424-0055, Japan

(Received 15 April 2013; accepted 4 October 2013)

The objective of this study was to identify patterns of *modus operandi* that would be effective for predicting offender characteristics. For this purpose, logistic regression models were developed based on offender characteristics (17 variables)

and *modus operandi* (50 variables) related to burglaries of residences, by using a stepwise method. Useful models were selected by using the area under the ROC curve, and by improvements in prediction accuracy from the prior probability, based on the frequency of the category of each offender characteristic. Models containing the following four offender characteristics were selected as useful: age, presence of a co-offender, criminal history of house burglaries with no one home, and criminal history of house burglaries late at night. Burglary experiences and age emerged as common potential factors of *modus operandi* and offender characteristics. It is suggested that selected *modus operandi* could be utilized to predict offender characteristics.

Key words: Offender profiling, Burglary, *Modus operandi*, Offender characteristics, Logistic regression analysis

緒 言

犯罪者プロファイリングにおける犯人像推定

犯罪者プロファイリングは、実務の過程において、事件リンク分析、犯人像推定、地理的プロファイリングの3つの領域に大別される¹⁾。事件リンク分析は、分析対象となる連続事件の中で同一犯人によると考えられる事件を抽出する手法であり、この分析で抽出された事件が犯人像推定および地理的プロファイリングの分析対象となる。犯人像推定では、犯人属性（年齢、性別、職業、犯罪経歴など）を推定する方法として、統計手法を用いる方法と、事例分析による方法の2つが用いられる。地理的プロファイリングでは、各事件現場の地理的情報から犯人の活動拠点や次の犯行が行われる場所に関する分析が行われる。

これらの中でも犯人像推定は、犯罪捜査の実務に携わる人々に犯罪者の分類や一般的特徴に関する情報を提供することを目的として、犯罪者プロファイリングの歴史初期から盛んに研究が行われている分野であり^{2,3)}、日本においても多くの基礎的な研究が行われている⁴⁻⁹⁾。犯罪者プロファイリングによって推定された犯人像は、浮上している容疑者リストの優先順位付けや、犯人像と一致する犯罪経歴者の抽出、捜査員による聞き込みや警戒で不審者を発見するための情報などに活用されることが多い。この手法が活用される事件は、殺人、強盗、性犯罪、窃盗など多様であり、なかでも侵入窃盗事件は、犯

人と被害者の間に面識のないケースが多く、被害者の人間関係から犯人を割り出すことができない場合がほとんどであることから¹⁰⁾、犯人像推定を活用できるケースが多いと考えられる。

窃盗犯捜査における犯人像推定の重要性

日本の窃盗事件の捜査では、犯罪手口（犯行場所、侵入方法、物色方法、目的物など）を活用した手口捜査が長年行われており、その一環として、犯人像推定も行われている¹¹⁾。これは、窃盗犯捜査における犯人像推定の重要性を示していると言える。また、手口捜査における犯人像推定は捜査員の経験に基づいて行われているため、科学的知見に基づいた犯罪者プロファイリングによる犯人像推定は、従来の手口捜査をより強化し、窃盗事件捜査に寄与するものと考えられる。さらに、手口捜査では同種手口の犯罪経歴者の検索が主たる目的となるが、犯罪者プロファイリングの犯人像推定では、現状では十分な知見は得られていないものの、犯人が犯罪経歴のない初犯者である場合にも研究によって犯人像を推定するモデルを構築できる可能性がある。同様に、犯罪経歴の有無についても推定モデルを構築することで、分析対象事件に手口捜査を適用すべきか否か、適用するのであれば、どのような罪種の犯罪経歴者を抽出すべきかといった意思決定の支援も期待できる。

現在の犯罪者プロファイリングによる犯人像推定の限界

現在の犯罪者プロファイリングによる犯人像推定

では、主として過去の類似事件における犯人属性の記述統計的特徴から推定を行う方法や、多変量解析などを用いて見いだされた類型、犯行テーマから犯人属性の推定を行う方法が用いられている。侵入窃盗における犯人像推定に関する研究は少ないが、犯人の類型化を目的とした基礎研究として、高村と徳山による研究があげられる^{4,5)}。高村と徳山は、犯人の動機的側面に着目し、民家対象窃盗犯の犯人属性や犯罪手口、取調べに関する項目について金銭動機と性的動機を比較して、動機の違いによって犯人特性が異なることを指摘し、さらに金銭動機で民家に侵入する窃盗犯の犯人特性は性的動機の窃盗犯に比べて多様性が大きいことを報告している⁴⁾。そこで高村と徳山は、金銭動機による民家対象窃盗犯の犯罪行動と犯人属性を同時に数量化Ⅲ類で分析し、見出した4つの群（初犯有職群、少年群、累犯広域群、累犯非広域群）について特徴的な犯罪行動・犯人属性をあげている⁵⁾。

しかしながら、記述統計的特徴や類型、犯行テーマによる犯人像推定には、推定の過程における限界が存在する。たとえば過去の類似事件から犯人属性の記述統計的特徴を導く方法では、より推定に適した事件を抽出するために特徴的な犯罪手口による類似事件の絞り込みを行うが、その際に犯罪手口を選択する基準は分析者の経験的知識に基づくものであることが多い。また、多変量解析などを用いて見いだされた類型や犯行テーマから犯人属性の推定を行う方法では、推定結果が数種類の類型や犯行テーマに限定されてしまうととも、犯行テーマに対応して犯人属性を分類できることが非常にまれであることが指摘されている¹²⁾。加えて、財津¹³⁾は、類型や犯行テーマによる犯人像推定の限界として、分析対象事件の類型への分類が恣意的なものであること、犯罪の一般的傾向を重視しており個々の事件の特異な犯罪行動が不鮮明となること、個々の犯人属性の推定結果の妥当性を確率で表現できないことなどをあげている。したがって、これらの限界を克服するためには、客観的な手法で犯人属性と関連がある犯罪手口を選択し、それらの犯罪手口から直接犯人属性を予測することが求められる。

先行研究と本研究の目的

犯罪手口の情報から犯人属性の予測を検討した研究としては、Santtila *et al.* による研究があげられる¹⁴⁾。Santtila *et al.* は、回帰モデルを用いて犯罪手口から侵入窃盗犯の犯人属性の予測を検討した結果、54の犯人属性のうち9つで回帰モデルによる推定確率が要約統計による推定確率を上回ったことを示しており、捜査での犯人像推定や新任の警察官への講義、既知の窃盗犯のデータベースから容疑者リストを作成するシステムの構築に活用される可能性を指摘している。しかし、この研究では85の犯罪手口に主成分分析を適用して抽出した14の主成分を説明変数として予測を行っており、Santtila *et al.* の研究も犯罪手口の類型を介した間接的な推定であると言わざるを得ない。捜査の段階ですべての犯罪手口が常に明確なわけではない実務の分析においては¹⁵⁾、これらの主成分得点を算出するために必要な全ての犯罪手口に関する情報を収集することは難しい。性犯罪¹⁶⁾や殺人¹⁷⁾を対象とした研究では、犯行現場で得られる情報を直接説明変数として犯人属性を予測するモデルを作成しており、窃盗事件においても各犯人属性を予測するために重要な犯罪手口が抽出され、それらの組み合わせによって直接予測することが可能であれば、犯罪手口に関する情報が不完全であっても、犯人属性を予測できるケースは多いと考えられる。

そこで本研究では、日本における住居を対象とする連続侵入窃盗犯について、犯人属性の予測に有用な犯罪手口の組み合わせを検討することで、捜査支援活動により柔軟に活用できる犯人像推定の手法を見出すことを目的とした。

方 法

データ

郊外に位置する5つの県において、2004年から2010年までの間に、5ヶ所以上¹⁾の住居を対象とする連続侵入窃盗事件に及んで検挙された305名に関する事件資料を収集した²⁾。同じ犯人に複数の記録がある場合、もっとも古い記録のみを使用した。複数犯による事件の場合、主犯（または実行犯）として記録されている1名の資料を収集した。分析に使

Table 1 Offender characteristics used as the dependent variables.

Variable	%	Variable	%
Offender age at the time of the first offense		Familiarity with the victimised area and/or with the victim	
36 or more	49.8	Familiarity with the victim	6.9
Less than 36	50.2	Familiarity with the area	67.2
Sex		Lack of familiarity with the victim and the area	19.7
Male	95.7	Criminal history of house burglaries (stealing in one's absence)	
Female	3.6	With	49.8
Presence of co-offender		Without	50.2
With	20.0	Criminal history of house burglaries (stealing late at night)	
Without	80.0	With	38.4
Employment status		Without	61.6
Employed	30.5	Criminal history of house burglaries (stealing while one's at home)	
Unemployed	69.5	With	19.3
Marital status		Without	80.7
Married or Divorced	38.7	Criminal history of burglaries other than house	
Unmarried	61.3	With	42.3
Residential status		Without	57.7
With a permanent address	65.2	Criminal history of theft through non-breaking and non-entering	
No address	33.4	With	58.0
Education		Without	42.0
High school graduation or more	34.1	Criminal history other than theft	
Some high school, junior high school graduation, or less	60.3	With	33.4
Mental problem		Without	66.6
With	4.6		
Without	95.4		

The data include missing values.

用する変数は、Santtila *et al.*¹⁴⁾ および高村と徳山^{4,5)}の研究を参考として、犯人属性に関する17変数 (Table 1) と犯罪手口に関する50変数 (Table 2) を、0 または 1 の 2 値にコーディングした。犯行時年齢 (記録上の第 1 犯行時の年齢) はより細かく分けることもできるが、細分化することで判別の中率

(全サンプル中で正しく判別されたサンプルの割合) が大きく低下することが考えられるため、本研究では財津が連続強姦事件の犯行間隔日数を予測する際に使用した方法にしたがい²⁰⁾、中央値で 2 分割して再コーディングした年齢 (36 歳以上、36 歳未満) を用いて実用可能なモデルを探索した。犯行対象 (現場の住人、現場周辺の地理) についての知識の程度は、「被害者に関する知識あり」「現場付近の地理的環境に関する知識あり」「被害者・現場に関する知識なし」の 3 つのカテゴリがあるため、各カテゴリをダミー変数に置き換えて使用した。

本研究で用いたデータには、潜在的なバイアスが存在する。たとえば、データは科学研究のためではなく犯罪捜査に活用するために作成された資料に基づいているため、資料に記録されていない犯罪手

¹⁴⁾横田・渡辺 (1998)¹⁸⁾による侵入窃盗の手口の反復性に関する研究では、過去の犯行回数が多いほど、それ以降に行う犯行では過去に選択したことのある手口を選択する可能性が高くなり、被疑者が犯行で選択する手口の種類が特定化することが示されている。また、横田・渡辺 (1998) は、手口から上手く被疑者を絞り込むための目安として、犯行回数が 5 回以上であることをあげている。さらに、犯人像推定と並行して行われると考えられる地理的プロファイリングを実施する目安として、最低 5 ヶ所の犯行地点情報を収集できることが三本 (2006)¹⁹⁾によって提示されていることも考慮して、本研究では、5 ヶ所以上の事件を対象とした。

²⁾参考までに同時期における同種事件の半数近く (46~67%) は未検挙であることを記しておく。

Table 2 *Modus operandi* used as the independent variables.

Variable	%	Variable	%
Time of crime		Peculiarity of escape	
Daytime	64.6	Escaped from exit other than the place of entry	33.4
Evening	30.5	Escaped from the place of entry	45.6
Late at night	31.1	Exit closed	48.2
Circumstance of Victimized area		Exit open	7.5
Near station	10.8	Abandoned tools and stolen goods on the way to escape	22.0
On or near main thoroughfare	28.9	Stolen items	
On alley	86.2	Cash	95.4
Residential streets	77.7	Credit cards, passbooks and seals	30.2
Fishing and farming villages	37.0	Coupons and tickets	31.8
Tools for a crime		Jewellery	37.7
Tool brought to scene and used	72.8	Watches	26.9
Tool from scene used	14.4	Cameras	15.4
Peculiarity of entry		PCs	8.2
Entry through a door	59.3	Audio-visual equipment	9.8
Entry through a window	87.2	Small electrical items	8.9
Entry through a unlocked entrance	76.7	Bags	42.0
Forced entry	52.8	Clothes	12.8
One's shoes off	37.0	Lingerie	14.4
With one's shoes on	57.0	Food and cigarettes	15.7
Peculiarity of ransacking		Toys and games	19.3
Furniture searched	87.9	Strongboxes	13.8
Bag searched	40.7	Credit cards used	9.5
Strongbox searched	13.8	Other peculiarity	
Haphazardly search	35.1	Spree	54.4
Slightly search	47.2	Repeat burglary same house	29.8
Tidy search	40.7	Use of stolen bicycles	12.1
Untidy search	19.7		
Cash with wallet stolen	39.0		
Took money out of wallet	31.5		
Forensically care	66.2		

口についても、実際には犯行で行われている可能性がある^{21,22)}。また、事件資料は警察官によって作成されているため、評定者間信頼性は評価できない。しかし、このようなデータに対して犯罪手口による犯人属性の予測を検証する場合においても、先行研究^{16,17)}で行われているような所定の手続きにしたがって予測モデルを構築することで、実用場面においても有効な推定規則を見出すことが可能だと考えられる。

手続き

ロジスティック回帰分析 犯人属性ごとに犯罪手口による予測を検討するため、犯人属性（17変数）

を目的変数、犯罪手口（50変数）を説明変数としたロジスティック回帰分析を行った。ロジスティック回帰分析は、予測したい変数（目的変数）が離散変数のときに用いられる手法であり、分析で導かれるモデル（回帰式）を用いて目的変数の判別を行うことができる。なお、目的変数には欠損値を含むものがあるため、各分析は、目的変数が欠損値であるサンプルを除外して行った。

変数選択 説明変数が複数の場合、目的変数の予測に重要な変数を選別するため、変数選択を行う。変数選択の基準としては説明変数ごとに算出される p 値（有意確率）がよく、変数選択の方法としては

変数の数が少ないときに変数増減法, 多いときに変数増減法を用いるとよいとされている²³⁾。したがって本研究では, モデルに使用する説明変数を変数増減法によって選択し, p 値の 5% を基準として変数の投入と除去を行った。

多重共線性の確認 ロジスティック回帰分析を行う際には, 説明変数間に強い相関 (多重共線性) があると回帰係数の標準誤差が大きくなり, 推定値が不安定になる場合がある²⁴⁾。太郎丸は, 多重共線性の問題を避ける方法として, 説明変数間の相関係数が 0.7 未満であることを一つの目安として提示している²⁴⁾。しかし, 個々の変数の組み合わせで 0.7 未満の相関係数であっても, 多重共線性が成り立つ場合がある。内田は, 多重共線性が生じているモデルの現象として, 目的変数と説明変数が正の相関関係にあるにもかかわらず偏回帰係数の符号が負となるケース (符号逆転) をあげている²³⁾。したがって, 目的変数と説明変数の相関係数の符号と偏回帰係数の符号が一致しているかを確認することで, 作成したモデルについても多重共線性を確認することができる。本研究では, 多重共線性の問題を避けるため, 説明変数間の相関係数を算出したところ, 相関係数は全ての説明変数の組み合わせで 0.7 未満であり, 特に相関が高い変数の組み合わせは無いと判断して, 全ての説明変数を分析に使用した。さらに作成されたモデルについても多重共線性を確認するため, 目的変数と説明変数の相関係数の符号と偏回帰係数の符号が一致しているかを確認し, 一致していない説明変数があった場合は, その変数と最も相関係数の高い説明変数との二つの変数の中で, 目的変数との相関係数が低い方の変数を除外して再分析を実施した。

モデルの有用性の評価 モデルの有用性は, 適合度と判別の中率の二つの指標による評価が可能である。したがって本研究では, 以下の二つの基準を満たすモデルについて詳細な評価を行った。

1. 適合度 モデルの適合度の評価には, 基準値が Swets²⁵⁾により示されている ROC 曲線 (receiver operating characteristic curve) が有効な指標の一つであり, 他の罪種を対象とした研究でも用いられている^{16,17)}。ROC 曲線は, 真陽性率 (true positive

rates : 陽性群の中で正しく陽性群に分類された割合) と偽陽性率 (false positive rates : 陰性群の中で誤って陽性群に分類された割合) に基づいて作図される。このとき算出できる ROC 曲線下の面積 (AUC: area under the ROC curve) は全ての閾値の判別の中率を集約してモデルの適合度を評価することができ, モデル間の適合度の比較も選択した閾値によるバイアスの影響を受けずに行うことができる²⁶⁾。Swets は, AUC の評価基準として, 0.50~0.70 を低いレベル, 0.70~0.90 を中程度のレベル, 0.90~1.00 を高いレベルとしている²⁵⁾。モデルの評価を行う際に, モデルの学習データとテスト用のデータを分けて検証を行う方法として, 交差検証法がある²⁷⁾。交差検証法の一つである n 重交差検証法 (n -fold cross validation) では, データを n 等分してそのうち一つをテスト用とし, 残りの $n-1$ 個を学習用として, n 回の学習とテストを行う方法である。Fujita *et al.*¹⁷⁾ は, 殺人犯の犯人属性を予測する研究で ROC 曲線を作成する手続きに 10 重交差検証法 (10-fold cross validation) を採用し, すべてのデータに基づいてステップワイズ法で説明変数を選択した後, 学習用データから各説明変数の回帰係数を算出してモデル構築を行い, そのモデルをテスト用データに適用して予測値を得る手続きを繰り返すことで, すべてのサンプルについて交差妥当化した予測値を算出し, ROC 曲線を作成している。本研究では Fujita *et al.* の方法にしたがい, 選択した説明変数の組合せに対して 10 重交差検証法を用いて ROC 曲線を作成し, AUC が中程度 (0.70~0.90) 以上であることをモデルの有用性に関する一つの基準とした。

2. 判別の中率 モデルの有用性を評価する際には, 適合度だけでなく判別の中率も重要であり, もともと比率が多い側のカテゴリが占める割合 (予測の事前確率) を超える精度でないと意味がない²³⁾。Santtila *et al.* は, 犯人属性を予測する回帰モデルの有効性を評価する基準として, 回帰モデルの判別の中率 (correct classification rate) が予測の事前確率 (best-guess rate) に比べて大きいことを採用していることから¹⁴⁾, 本研究においても, 判別の中率が予測の事前確率よりも大きいことを, モデルの有

用性に関する二つ目の基準とした。目的変数の判定基準には、各モデルについて作成した ROC 曲線における真陽性率と偽陽性率の差が最大となる閾値 (Youden index)²⁶⁾を採用し、10重交差検証法によって算出したサンプルの予測値に適用することで、判別の中率を算出した。

有用性の高いモデルに含まれる説明変数の評価
作成されたモデルに含まれる説明変数の評価には、偏回帰係数、Wald 検定量、オッズ比を用いた。偏回帰係数は、各説明変数の目的変数に対する影響の強さと方向性を示している。Wald 検定量は偏回帰係数を標準誤差で除したものを二乗した値であり、 χ^2 分布に従い、説明変数の p 値を求めるときに使用される。オッズ比は各説明変数が 1 単位増加した時に生じる目的変数のオッズ（目的変数の事象が生

起する確率 (P) の生起しない確率 ($1-P$) に対する比) の変化を表す。

結 果

17の目的変数について作成されたモデルのうち、AUC が0.70以上だったモデルの数が6、判別の中率が事前確率よりも大きかったモデルの数が9であり、両方の基準を満たしたのは、犯行時年齢、共犯形態、空き巣の犯罪経歴、忍込みの犯罪経歴の4つのモデルだった (Table 3)。基準を満たしたモデルの AUC はすべて中程度のレベル (0.70~0.85) であり、事前確率からの改善は犯行時年齢 (16.7%)、空き巣の犯罪経歴 (14.8%)、忍込みの犯罪経歴 (11.8%)、共犯形態 (1.3%) の順に大きかった。基準を満たしたモデルの詳細を Table 4 に示す。各

Table 3 The usefulness of the models.

Offender characteristic	Most probable category	N	Prior probability	Prediction accuracy	AUC	95%CI for AUC
Offender age at the time of the first offense	Less than 36	305	50.2%	66.9%	0.70	0.65–0.75
Sex	Male	303	96.4%	64.4%	0.53	0.38–0.67
Presence of co-offender	Without	305	80.0%	81.3%	0.85	0.79–0.90
Employment status	Unemployed	305	69.5%	72.8%	0.59	0.55–0.64
Marital status	Unmarried	305	61.3%	60.0%	0.54	0.51–0.57
Residential status	With a permanent address	301	66.1%	72.8%	0.63	0.58–0.67
Education	Some high school, junior high school graduation, or less	288	63.9%	65.3%	0.55	0.50–0.60
Mental problem	Without	305	95.4%	75.4%	0.68	0.57–0.79
Familiarity with the victim	Without	286	92.7%	84.6%	0.65	0.53–0.78
Familiarity with the area	With	286	71.7%	65.0%	0.63	0.57–0.69
Lack of familiarity with the victim and the area	Without	286	79.0%	65.7%	0.80	0.74–0.85
Criminal history of house burglaries (stealing in one's absence)	Without	305	50.2%	64.9%	0.70	0.64–0.75
Criminal history of house burglaries (stealing late at night)	Without	305	61.6%	73.4%	0.74	0.69–0.80
Criminal history of house burglaries (stealing while one's at home)	Without	305	80.7%	74.1%	0.72	0.65–0.79
Criminal history of burglaries other than house	Without	305	57.7%	66.2%	0.66	0.60–0.71
Criminal history of theft through non-breaking and non-entering	With	305	58.0%	67.2%	0.67	0.63–0.72
Criminal history other than theft	Without	305	66.6%	63.9%	0.63	0.58–0.67

Prior probability is the percentage of the most probable category in each offender characteristics.

AUC=area under the ROC curve.

Highlighted in bold is the values that fulfilled a criterion.

Table 4 Selected models as useful.

Variable	B	SE	Wald	Exp(B)
Offender age at the time of the first offense (36 or more = 152, Less than 36 = 153, $R^2=0.21$)				
Coupons and tickets	1.01	0.30	11.65**	2.74
Daytime	0.60	0.27	4.85*	1.83
Slightly search	0.54	0.25	4.57*	1.72
Exit open	-1.45	0.50	8.38**	0.23
Toys and games	-2.02	0.38	29.04**	0.13
Presence of co-offender (With = 61, Without = 244, $R^2=0.46$)				
On alley	2.47	0.86	8.19**	11.86
Toys and games	1.35	0.45	9.14**	3.86
Spree	1.23	0.41	9.28**	3.44
Jewellery	1.02	0.40	6.51*	2.78
Untidy search	0.99	0.40	6.04*	2.69
Daytime	-0.86	0.39	4.90*	0.42
Entry through a unlocked entrance	-1.18	0.41	8.18**	0.31
Exit closed	-1.27	0.39	10.79**	0.28
Lingerie	-2.17	0.73	8.73**	0.11
Small electrical items	-3.25	1.12	8.37**	0.04
Criminal history of house burglaries (stealing in one's absence) (With = 152, Without = 153, $R^2=0.23$)				
Use of stolen bicycles	1.17	0.42	7.53**	3.21
Near station	1.15	0.47	6.06*	3.17
Cash with wallet stolen	1.10	0.28	15.32**	3.00
On alley	0.99	0.40	6.18*	2.68
Coupons and tickets	0.76	0.29	6.86**	2.14
Late at night	-0.62	0.29	4.43*	0.54
One's shoes off	-0.96	0.28	12.20**	0.38
Exit open	-1.26	0.55	5.15*	0.28
Criminal history of house burglaries (stealing late at night) (With = 117, Without = 188, $R^2=0.29$)				
Small electrical items	1.11	0.51	4.75*	3.04
Late at night	1.09	0.30	13.09**	2.97
Spree	1.02	0.28	13.00**	2.77
Watches	0.90	0.32	7.85**	2.46
Took money out of wallet	0.70	0.29	5.83*	2.02
Evening	-0.71	0.31	5.44*	0.49
Toys and games	-1.13	0.39	8.41**	0.32
Exit open	-1.55	0.57	7.43**	0.21

SE = Standard error; R^2 = Nagelkerke's R^2 .** $p < 0.01$, * $p < 0.05$.

モデルの説明変数の構成は次のとおりである。

犯行時年齢

犯人の年齢が36歳以上である可能性は、「朝～午

後」に犯行に及び、「浅い物色」で「金券類」を盗むといった行動が認められる場合に高くなり、36歳未満の可能性は、「玩具類」を窃取、「逃走口を開放」といった行動が認められる場合に高くなるモデルが作成された。

共犯形態

複数犯である可能性は、「裏通り・路地」で「連続犯行」に及び、現場を「散乱物色」、「宝石・指輪類」や「玩具類」を盗むといった行動が認められる場合に高くなり、単独犯の可能性は、「朝～午後」に「無締り箇所から侵入」して「小型電子機器」や「女性用下着」を窃取、逃走時に「逃走口を閉める」といった行動が認められる場合に高くなるモデルが作成された。

空き巣の犯罪経歴

空き巣の犯罪経歴を持っている可能性は、「駅付近」の「裏通り・路地」で犯行に及び、「金券類」を盗み、現金を「財布・封筒ごと窃取」して「窃取した自転車を使用」といった行動が認められる場合に高くなり、空き巣の犯罪経歴を持っていない可能性は、「深夜～未明」に犯行（忍込み）に及び、「靴を脱いで侵入」して「逃走口を開放」といった行動が認められる場合に高くなるモデルが作成された。

忍込みの犯罪経歴

忍込みの犯罪経歴を持っている可能性は、「深夜～未明」に「連続犯行」に及び、「時計」や「小型電子機器」を盗み、現金を「財布・封筒から抜き取り」窃取するといった行動が認められる場合に高く、忍込みの犯罪経歴を持っていない可能性は、「宵～中夜」に犯行に及び、「玩具類」を窃取、「逃走口を開放」といった行動が認められる場合に高くなるモデルが作成された。

考 察

有用性の基準を満たしたモデルの解釈

適合度、判別的中率の両基準を満たした4つのモデルは、犯人属性を少数の関連が深い犯罪手口から予測できる可能性を示しており、今後の捜査活動に応用しやすいモデルだと言える。

高い判別的中率を得るため変数を2値化した「犯

行時年齢」では、寄与率は低いものの ($R^2=0.21$), モデルの適合率は中程度のレベル ($AUC=0.70$) であり、年齢の予測ができる可能性が示された。しかし、今後さらに細分化した年齢の予測を行うには、Snook¹⁵⁾が年齢との関連を指摘している犯行移動距離などの犯罪手口以外の変数も使用して、精度の向上をはかる必要があるだろう。モデルを構成する変数についてみると、「玩具類」が年齢の低さを説明する変数として含まれていた。高村と徳山⁵⁾は、「玩具類」が少年の被疑者を強く示唆する目的物であることを示しており、本研究で得られた結果と一致する。窃盗犯捜査研究会¹¹⁾は、常習窃盗犯は楽に多くの現金を得られる物（換金が容易、小型、高価）を好む傾向があることを指摘しており、そうした目的物の一つとして、特に足がつきにくい「金券類」が考えられる。加えて、高村と徳山⁵⁾は、窃盗経験の多少が犯人の年齢と強く結び付いていることを示唆している。したがって、常習窃盗犯に比較的年齢の高い被疑者が多いことから、比較的年齢の高い被疑者に「金券類」が選択されやすいという傾向が見出された可能性がある。また、常習窃盗犯の物色特徴として現金や貴金属などの特定の物に目標を定める傾向が指摘されていることから¹¹⁾、目的物の収納場所へ直行し、他を物色しないために「浅い物色」となることが考えられる。さらに常習性にしたがって解釈すれば、「朝～午後」の犯行は大部分が空き巣であることから、空き巣を行う犯人には常習犯が多く、窃盗経験の少ない被疑者は「逃走口を開放」したまま逃走することが多いのかもしれない。

「共犯形態」では、「犯行時年齢」のモデルにも含まれていた「朝～午後」と「玩具類」が含まれており、先行研究で若い犯人には複数犯が多いこと^{28,29)}、初犯者に複数犯での犯行が多いこと^{5,30)}が指摘されていることから、複数犯で行われる犯行には初犯の若年層が一定数含まれていると考えられる。しかし、人通りの少ない「裏通り・路地」で「連続犯行」に及び、「散乱物色」をして「宝石・指輪類」を盗むと言う手口から、複数犯の共通した傾向として常習性が低いとは言えない。「無締り箇所から侵入」、「逃走口を閉める」といった手口が少な

いことから、複数犯の場合は比較的大胆な手口で窃盗を行う組織窃盗の犯人が含まれていることが影響していると考えられる。また、「女性用下着」が単独犯である可能性を高めることは、高村と徳山が収集した68名（うち侵入盗は16名）の色情盗がすべて単独犯であったことと一致しており⁴⁾、性的動機による侵入窃盗犯の多くは単独犯だと言える。さらに、「小型電子機器」については、複数犯に比べてより物色の効率化や犯行の発覚に配慮した手口との関連が強い「忍込みの犯罪経歴」をもつ可能性が高くなる変数であり、複数犯には選択されにくい目的物である可能性が考えられる。

犯罪経歴に関するモデルについても、「犯行時年齢」のモデルに含まれる変数が「共犯形態」と同様に含まれていた。「空き巣の犯罪経歴」のモデルには、経歴があることを示す説明変数として年齢が高いことを示す「金券類」が、経歴がないことを示す説明変数として年齢が低いことを示す「逃走口を開放」が含まれていた。また、「忍込みの犯罪経歴」のモデルには、経歴がないことを示す説明変数として年齢が低いことを示す「玩具類」、「逃走口を開放」が含まれていた。今回使用したデータから t 検定を行った結果、空き巣 ($t(303)=6.20, p<.001$) と忍込み ($t(303)=6.61, p<.001$) の犯罪経歴の有無について年齢との関連が確認されたことから、2種類の犯罪経歴はともに被疑者の年齢と関連があることが確認された。今回従属変数として使用した年齢と犯罪経歴との間の相関比は、「犯行時年齢」と「空き巣の犯罪経歴」で $r=.34$ 、「犯行時年齢」と「忍込みの犯罪経歴」で $r=.35$ であった。

犯罪経歴については、空き巣、忍込み、居空きといった犯罪の定義と関連する犯行時間帯に基づいて解釈することも重要である。本研究の結果からは、「深夜～未明」の犯行が含まれるケースで「空き巣の犯罪経歴」をもつ可能性が低くなることおよび「忍込みの犯罪経歴」をもつ可能性が高くなることが示されるとともに、「宵～中夜」の犯行が含まれるケースで「忍込みの犯罪経歴」をもつ可能性が低くなることが示された。「深夜～未明」の犯行は定義上忍込みであり、「宵～中夜」の犯行の大部分は空き巣または居空きであることから、過去に忍込み

の犯罪経歴がある被疑者はその後空き巣や居空きを行う場合は少なく、忍込みを手口として選択しやすいこと、さらに、過去に空き巣の犯罪経歴がある被疑者はその後忍込みを行う場合は少なく、空き巣や居空きを手口として選択するケースが多いことを示している。Yokota and Canter³¹⁾は、日本の15種類の窃盗について犯人ごとの全犯行件数に対する犯行の生起頻度をもとにしたテーマ分類と手口の専門化についての検討を行い、ほとんどの侵入窃盗犯が「住居」か「商業施設」に専門化していき、同じ「住居」テーマに属する中でも、忍込みが他の2つ（空き巣、居空き）とは区別される可能性があることを指摘している。本研究では被疑者の検挙事件と犯罪経歴との関係ではあるが、手口の専門化が同じ「住居」テーマの中でも起きることが示された。

犯行時間帯の他に犯罪経歴に関するモデルに含まれる説明変数については、前述の「犯行時年齢」との関連以外にも、それぞれ窃盗経験の多少を背景とする変数として解釈することができる。「空き巣の犯罪経歴」に関しては、経歴をもつことを予測する「駅付近」、「裏通り・路地」、および経歴をもたないことを予測する「逃走口を開放」について、逃走が容易かつ犯行前後の行動が人目につかない場所¹¹⁾で犯行に及び、犯行時に発覚しないように努力する³⁰⁾常習窃盗犯の傾向に関連する手口だと考えられる。また、「金券類」を窃取するケースが多いことは、前述した楽に多くの現金を得られるものを好む傾向¹¹⁾を反映していると言える。「窃取した自転車を使用」するケースが多い理由としては、逮捕のリスクを減らすために、単なる交通手段として自転車を使用する際に自己が所有する自転車の使用を避けている可能性とともに、空き巣は被害者が不在時に犯行を行うため忍込みに比べて電気製品などの大きな物品を窃取しやすいことから、窃取品を搬出する手段としても、使い捨てが容易なものとして選択されやすい可能性が考えられる。「財布・封筒ごと窃取」するケースが多いことについては、滞在時間を減らすことで現場で発覚するリスクを低減できるとともに、日中の犯行が多いため、逃走中に不審者として警察官に呼び止められることで犯行が発覚する可能性も低いことから、空き巣では財布や現金以外の中身も目的

物の一つとしてとらえられることが多い可能性がある。「靴を脱いで侵入」するケースが少ないことについては、現場に土足の足跡を残す可能性に対して、犯行中に被害者が帰宅するなどして犯行が発覚した際に、靴を遺留することなくすぐに逃走できることを優先した合理的な選択と考えることができる。「忍込みの犯罪経歴」に関しては、経歴をもつことを予測する「連続犯行」は、窃盗経験の多さを示す変数の一つであり⁵⁾、「財布・封筒から抜き取り」、「時計」、携帯音楽プレーヤーや携帯情報端末(PDA)を含む「小型電子機器」は、いずれも常習窃盗犯が楽に多くの現金を得られるものを好む傾向¹¹⁾に関連する手口である。また、経歴をもたないことを予測する「玩具類」は、空き巣とは異なり、忍込みでは被害者が就寝中に犯行を行うことから、犯行時に家人に気付かれないようにする必要があるため、物色の効率化や逃走時の身軽さを考慮した場合に目的物とはなりにくいものかもしれない。さらに、「空き巣の犯罪経歴」および「忍込みの犯罪経歴」をもたないことを予測する「逃走口を開放」は、「犯行時年齢」のモデルにおける解釈と同様に、窃盗経験の少ない被疑者が行いやすい行動だと考えられる。以上のように、「空き巣の犯罪経歴」と「忍込みの犯罪経歴」ではいずれも窃盗経験の多少を反映した手口がモデルに多く含まれていることから、空き巣、忍込みともに常習性が増すことで、より効率的で犯行の発覚と検挙されるリスクに配慮する方向へと手口が洗練化していくと考えられる。一方で、「空き巣の犯罪経歴」を予測するモデルと「忍込みの犯罪経歴」を予測するモデルには、互いに異なる説明変数が多く含まれていた。これは、空き巣と忍込みの犯行形態の違いを反映した結果と考えられ、同じ窃盗経験が豊富な被疑者であっても、その経験が空き巣と忍込みのどちらが主となるものかによって異なる手口の専門化が生じており、犯罪経歴の予測モデルに反映されたと考えられる。

Santtila *et al.* の研究では、85の犯罪手口に主成分分析を適用して抽出した侵入窃盗における14の類型のうち、有意な説明変数として回帰モデルに含まれる類型の数が、年齢(11類型)において他の犯人属性(1~5類型)に比べて多く、類型ごとの考察

では、犯人の年齢と窃盗経験に基づく解釈が広く用いられていた¹⁴⁾。また、*Santtila et al.* は結果全体に関する考察として、抽出された侵入窃盗の類型が、プロフェッショナルから機会犯までの連続体上のものとして考えることができると述べている。本研究においても、有用性が高いモデルに含まれる犯罪手口の傾向として、*Santtila et al.* と同様に窃盗経験と年齢に関連する変数が多く含まれていたことは興味深い。高村と徳山による研究⁵⁾において、住居対象侵入窃盗犯に対する数量化Ⅲ類で第Ⅰ軸として窃盗経験が抽出されたこと、窃盗経験の軸に基づいて犯人属性を解釈した際に年齢的分析変数が大きく反映されていたことから、日本の住居対象侵入窃盗犯における犯人属性と犯罪手口に共通する背景要因として窃盗経験と年齢が重要な役割を果たしており、予測対象の犯人属性と同じ背景要因を有する犯罪手口が抽出されることによって、犯人属性を予測するモデルが作成されたと考えられる。

成果の応用と展望

本研究で有用性の基準を満たしたモデルは、分析対象事件の情報をモデル式にそのまま適用して予測を行うことが可能である。しかし、犯罪捜査への活用を目的とした犯人像推定に応用する際は、分析対象事件と同地域のデータを用いて、モデルの検証や新たなモデルの作成をすることが望ましい。これらの手続きを行い、本研究のモデルと比較することで、その地域の住居対象侵入窃盗犯の特徴的な手口を把握できることも期待される。

また、本研究は被疑者が検挙された事件のデータに基づいており、実用場面においては検挙されにくい犯人による事件に対してモデルが適用されるケースが研究場面に比べて多くなると考えられる。検挙されにくい犯人の場合、窃盗では逮捕のリスクを軽減するための方略の洗練化が進んでいる可能性が高い。しかし、今回のデータでも常習窃盗犯が一定数含まれていることから、検挙事件から構築されたモデルによる予測は有効だと考えられる。ただし、安定した応用に結びつけるためには、長期間に渡って多数の犯行に及んでから検挙された被疑者のデータを収集してモデルを適用するなど、今後の検証が必要だろう。

本研究で設定した基準を満たすモデルが作成されなかった犯人属性については、二つの理由が考えられる。一つ目は、犯人属性と関連がある犯罪手口が少ないことである。これは、窃盗経験や年齢との関連が小さい犯人属性であることが背景として考えられ、そうした犯人属性に関する犯人像推定の潜在的な困難さを示しているとも言える。しかし、それらの犯人属性についても、窃盗経験や年齢以外の背景要因が存在すれば、同様の背景を持つ説明変数を用いることで予測できる可能性がある。したがって、この課題を克服する方法としては、本研究で説明変数として使用していない犯罪手口や、犯行の地理的・時間的な要素を検討することが考えられる。この方法には、より多くの説明変数が必要となるものの、予測できる犯人属性を増やすことができる可能性がある。有用なモデルが作成されない二つ目の理由としては、今回検討した犯人属性には出現頻度の低いカテゴリ（e.g. 女性、精神的問題あり、被害者に関する知識あり）が多かったことがあげられる。たとえば、出現頻度が最も低かった「女性」では、サンプルは11名であり、このようなごく少数のデータから良好な予測モデルを構築することは難しい。したがって、こうした犯人属性についてより適切な検証を行うためには、出現頻度の低いカテゴリに該当する被疑者に範囲を限定してデータを収集し、その特徴を分析するなど、本研究とは異なる方法での検討を行うことで、予測に有効な変数を見出すことが期待される。

謝 辞

本研究を行うにあたり、滋賀県警察の倉石宏樹氏には分析手法について貴重な御助言をいただき、科学警察研究所の渡邊和美先生、法政大学の越智啓太教授、福島県警察の杉山翠氏には原稿に対して多くの御助言をいただきました。この場を借りて深く感謝いたします。

文 献

- 1) 渡辺昭一、犯罪者プロファイリング—犯罪を科学する警察の情報分析技術。角川書店、東京、2005。

- 2) Canter, D. and Heritage, R., A multivariate model of sexual offence behavior: Developments in 'offender profiling'. *J Forensic Psychiatr*, **1**, 185-212. 1990.
- 3) Douglas, J. E., Ressler, R. K., Burgess, A. W., and Hartman, C. R., Criminal profiling from crime scene analysis. *Behav. Sci. Law*, **4**, 401-421. 1986.
- 4) 高村 茂, 徳山孝之, 民家対象窃盗犯の犯人特性に関する基礎的研究. 犯罪心理学研究, **41**, 1-14. 2003.
- 5) 高村 茂, 徳山孝之, 多変量解析を用いた犯罪者プロファイリング研究—侵入窃盗犯の類型化に着目して—. 犯罪心理学研究, **43**, 29-41. 2006.
- 6) 渡邊和美, 田村雅幸, 戦後50年間におけるバラバラ殺人事件の形態分析. 科学警察研究所報告 (防犯少年編), **39**, 47-55. 1998a.
- 7) 渡邊和美, 田村雅幸, バラバラ殺人事件の犯人像分析. 科学警察研究所報告 (防犯少年編), **39**, 1-17. 1998b.
- 8) 渡邊和美, 田村雅幸, 13歳未満の少女を対象とした強姦事件の犯人像分析 1. 加害者の特徴と犯歴に関する分析. 科学警察研究所報告 (防犯少年編), **40**, 67-81. 1999.
- 9) 渡邊和美, 田村雅幸, 13歳未満の少女を対象とした強姦事件の犯人像分析 2. 加害者・被害者間の面識関係に関する分析. 科学警察研究所報告 (防犯少年編), **41**, 58-66. 2001.
- 10) 横田賀英子, 犯罪手口を用いた優先順位による被疑者検索. 渡辺昭一 (編) 捜査心理学. pp. 41-50, 北大路書房, 京都, 2004.
- 11) 窃盗犯捜査研究会, 窃盗犯捜査の実際. 立花書房, 東京, 1985.
- 12) 岩見広一, カンターの犯罪者プロファイリング手法. 渡邊和美, 高村 茂, 桐生正幸 (編著) 犯罪者プロファイリング入門—行動科学と情報分析からの多様なアプローチ. pp. 61-68, 北大路書房, 京都, 2006.
- 13) 財津 亘, 犯人像推定におけるベイズ方式への展開. 犯罪心理学研究, **47**, 75-87. 2009.
- 14) Santtila, P., Ritvanen, A., and Mokros, A., Predicting burglar characteristics from crime scene behavior. *Int. J. Pol. Sci. Manag*, **6**, 136-154. 2004.
- 15) Snook, B., Individual differences in distance traveled by serial burglars. *J. Invest. Psychol. Offender Profiling*, **1**, 53-66. 2004.
- 16) Yokota, K., Fujita, G., Watanabe, K., Yoshimoto, K. and Wachi, T., Application of the behavioral investigative support system for profiling perpetrators of serial sexual assaults. *Behav. Sci. Law*, **25**, 841-856. 2007.
- 17) Fujita, G., Watanabe, K., Yokota, K., Kuraishi, H., Suzuki, M., Wachi, T., and Otsuka, Y., Multivariate models for behavioral offender profiling of Japanese homicide. *Crim. Justice Behav*, **40**, 214-227. 2013.
- 18) 横田賀英子, 渡辺昭一, 犯罪手口の反復性に関する分析. 日本鑑識科学技術学会誌, **3**, 49-55. 1998.
- 19) 三本照美, 地理的プロファイリング. 渡邊和美, 高村 茂, 桐生正幸 (編著) 犯罪者プロファイリング入門—行動科学と情報分析からの多様なアプローチ. pp. 72-82, 北大路書房, 京都, 2006.
- 20) 財津 亘, 強姦犯の犯罪深度を基にしたベイジアンネットワークモデルによる犯行時期に関する予測. 日本法科学技術学会誌, **13**, 133-142. 2008.
- 21) Alison, L. J., Snook, B., and Stein, K. L., Unobtrusive measurement: Using police information for forensic research. *Qual. Res*, **1**, 241-254. 2001.
- 22) Canter, D. and Alison, L. J., Converting evidence into data: The use of law enforcement archives as unobtrusive measurement. *Qual. Rep*, **8**, 151-176. 2003.
- 23) 内田 治, SPSSによるロジスティック回帰分析. オーム社, 東京, 2011.
- 24) 太郎丸博, 人文・社会科学のためのカテゴリカル・データ解析入門. ナカニシヤ出版, 京

- 都, 2005.
- 25) Swets, J. A., Measuring the accuracy of diagnostic systems. *Science*, **240**, 1285–1293. 1988.
- 26) Krzanowski, W. J. and Hand, D. J., *ROC curves for continuous data*. CRC Press, Boca Raton, 2009.
- 27) 金 明哲, R によるデータサイエンス. 森北出版, 東京, 2007.
- 28) Eskridge, C. W., Prediction of burglary: A research note. *J. Crim. Justice*, **11**, 67–75, 1983.
- 29) Reiss, A. J. and Farrington, D. P., Advancing knowledge about co-offending: Results from a prospective longitudinal survey of London males. *J. Crim. Law Criminol*, **82**, 360–395, 1991.
- 30) 高橋良彰, 犯罪社会心理学. 令文社, 東京, 1993.
- 31) Yokota, K. and Canter, D., Burglars' specialisation: development of a thematic approach in investigative psychology. *Behaviormetrika*, **31**, 153–167. 2004.