Japanese Journal of Applied Psychology
2008, Vol. 33, No. 2, 128-137

資　料

# ベイジアンネットワークによる犯行時期に関する予測と犯人像の分析

財津　亘*

# Constructing a Bayesian Network Model to Predict the Time till the Next Crime by a Serial Rapist, and Offender Profiling

Wataru ZAITSU*

In Study 1, a Bayesian Network (BN) model was constructed from a database that consisted of the following variables: (1) Characteristics of 147 serial rapists; (2) Behaviors at the first crime; (3) Interval from the first to the second crime and (4) Week and time of the second crime. The K2 algorithm and the information criteria (minimum description length: MDL) were used to construct the model. In Study 2, the model was examined by using new data from 20 serial rapists as virtual cases. The results of model estimation indicated that the accuracy of predicting: (1) the interval from the first to the second crime as being before or after 75 days was 60%; (2) the day of the second crime being either a weekday or a weekend was 70%; and (3) the time of the second crime being over or under 2 hours from the time of the first crime was 60%. Moreover, the accuracy of inferring whether the rapists had a spouse was 70% and whether the rapists had a child was 70%.

**key words:** prediction of time till the next crime, offender profiling, Bayesian networks

## はじめに

1970年代から，米国連邦捜査局（Federal Bureau of Investigation; 以下 FBI）は既決囚との面接調査を開始し，体系的に犯罪者プロファイリングを確立した。初期の犯罪者プロファイリングは「犯罪分析によって，その人物に関する主なパーソナリティや行動の特性を識別すること (Douglas, Ressler, Burgess, & Hartman, 1986)」と定義され，動機など犯人の心理的側面を中心に推測する捜査手法の一つであった。しかし，1980年代半ばからは統計的な手法が発展し，心理的側面を含め，具体的な年齢層や職業などの犯人属性の推定が試みられてきた。現在，犯罪者プロファイリングは，犯人の諸属性を推定する他に，連続発生事件において同一犯の事件を特定する事件リンク分析や，犯行地点から犯人の住居等を推定する地理的分析，さらに連続犯行の発生範囲の可能性を示す犯行予測など多岐にわたる（渡邉・池上・小林，2000）。

龍島 (2006) によると，中でも犯罪者プロファイリングを行う際に最初に考慮すべきことは「犯行予測」であるという。つまり，次の犯行が予想される地域や，犯行頻度の多い曜日・時間帯を分析し，それらの分析を活用した捜査である。強盗や侵入盗犯における犯行時期の予測については，Rossmo (2000) が，盗まれた金額を犯行の間隔日数で割るという方法（平均現金焦げつき速度）が役立つとしている。つまり，犯人が一日あたりどの程度の金額で生活し

* 富山県警察本部刑事部科学捜査研究所
Forensic Science Laboratory, Toyama Prefectural Police Headquarters

ているかを推定することで，盗まれた現金を使い果たす時期を算出し，再犯の可能性が高い時期を予測することが可能になるということである。このような手法を含め，当該事件の発生曜日や時間帯の頻度を検討する方法は，当該事件の発生数が多い場合には有効である。しかし，発生している事件が少ない場合には犯行予測そのものが困難となることが予想される。

現在までに，カオス理論を応用することで，連続殺人犯の次回の犯行時期を予測するのに成功したという事例報告 (Egger, Lange, & Egger, 1996) はある。しかし，犯行時間に着目した研究や犯行の予測を取り扱った研究はそれほど多くない。近年では，Lange (1999) のカスプ・カタストロフ理論による研究が挙げられる。報告によると，11 人の連続殺人犯には固有の犯行サイクルがみられ，それぞれの犯行間隔に適合するカスプ・カタストロフモデルが得られたという。加えて，Lange (1999) は，犯行のサイクルパターンを三つに分類している。一つ目は，犯行を重ねるにつれて全体的にみると犯行の間隔が短くなり，安定したサイクルパターンに至る “Attracting”，二つ目はその逆で，安定したサイクルパターンから始まり，全体的にみると犯行間隔が長くなっていく “Repelling” である。三つ目は，初期の犯行では間隔が長いが，後半は犯行の間隔が短くなる “Pulsing” というパターンである。また，三つの異なるサイクルパターンが生じる要因として，監視者の存在の有無，個人差，結婚などのイベント，犯行場所の環境などが考えられるとしている。ただし，Lange (1999) の研究においても，モデルを得るにはある程度事件が連続発生している必要がある。また，扱っている情報は犯行の間隔日数のみで，前回の犯行における成功失敗という結果の要因を一切考慮していないため，状況の変化に適した予測が難しい。

次回の犯行時期などを推定するには当然犯行の時間に関する情報が必要となるが，時間に関する情報は多様である。犯行間隔については，単純な日数の長さのみならず，Lange (1999) のような連続犯行全体のサイクルパターンが考えられる。また，曜日や時間帯を考慮する必要もある。例えば，職業によっては，月曜日が休日であるために月曜日に犯行に及ぶ者もいるであろう。時間帯も含めて検討すれば，出勤日であっても，退勤後の時間帯であれば，犯行は可能になることが予想される。

これらの時間情報とは別に，犯行結果も次の犯行に及ぶ時期に影響する可能性がある。例えば，犯行が失敗した場合は，成功した場合に比べて，次の犯行までの期間が短くなるかもしれない。

このように，次の犯行を時間的に予測するためには，犯行間隔の日数に加え，曜日，時間帯，前回の犯行の結果等を総合的に検討することが不可欠である。

次回の犯行がいつ起きるかという問題は未知の不確かさ，つまり “不確実性” を扱う問題であり，確率モデルとしてとらえることが望ましい。将来の予測という “不確実性” をとらえる確率論の分野にベイジアンネットワークが挙げられる（本村・岩崎，2006; 繁枡・植野・本村，2006）。

Oatley & Ewart (2003) は，強盗事件を題材にベイジアンネットワークを適用し，犯罪者の特性，犯行手口の特徴，盗られた物などの情報から，365 日以内の再犯の予測をするモデルを構築した。また，犯行の間隔を 2 日以内，3 日から 7 日以内，8 日から 14 日以内，15 日から 28 日以内，29 日以上と分類し，次回の犯行がどの時期に発生するかを予測するモデルを構築しており，犯行予測のためのソフトウェア開発を進めている。ソフトウェアは，ウエストミッドランド警察と適応システムセンター，およびサンダーランド大学の心理学部門が提携した OVER project によって開発され，現場の警察官に比較的容易に取り扱えるよう配慮されているという。

ベイジアンネットワークは，ベイズ統計学の一つの統計手法で事象の因果構造を条件付確率の連鎖ネットワークでグラフィカルに表現する確率モデルである（本村・岩崎，2006; 繁枡・植野・本村，2006）。モデルは個々の変数であるノード，複数のノード間の定性的な依存関係を有向リンクで示したグラフ構造，各ノードの定量的な関係を示した条件付確率で構成される。また，モデルが構築されれば，一部の変数を観測したときに，その他の任意の変数についての確率分布を求めることができる確率推論が可能となる。例えば，検挙された犯罪者や犯行形態などの情報が蓄積された大規模なデータベースから，強盗事件などの因果モデルを構築することがで

きる。いったんモデルを構築すれば，モデル上で確率推論を行うことで，当該事件における各ノードのカテゴリ（年齢層や職業等）の確率を予測することができる。このことから，近年ではベイジアンネットワークを犯人像の分析に応用した研究がいくつかなされている（Aitken, Connolly, Gammerman, Zhang, Bailey, Gordon, & Oldfield, 1996a; Aitken, Gammerman, Zhang, Connolly, Bailey, Gordon, & Oldfield, 1996b; Baumgartner, Ferrari, & Salfati, 2005）。

本来犯行予測とは犯人の特性から将来的な行動を分析することであり，犯人像の分析を応用したものと考えられる。例えば，犯行現場が乱雑なままになっていて，凶器を現場で調達していることから，粗野で無計画な犯人像が描けたとする。そのような犯人であれば，間もなく次の犯行に及ぶと予測できるかもしれない。ただし，このような予測を可能とするには，当然犯人の特性と犯行の時期などに関連性があることが前提となる。

財津 (2007) は，91 名の連続強姦犯の事件を取り扱い，犯行間隔のパターンや平均日数，犯行の時間帯や曜日という時間情報が犯人属性と関連性をもつことを報告している。報告では，統計分析を行ったことから，全ケース統一して犯行の初期 5 件の時間情報を扱い，犯行間隔の日数を標準化したデータや 5 件の平均日数や時間帯，数値化した曜日を基に階層クラスター分析で分類し，類型と犯人属性との関連性を検討している。その結果，それぞれの犯人にとって初期の犯行間隔が長いパターンの場合，犯罪歴がない，配偶者がいる，有職者であるなど比較的生活が安定している者が多かった。また，5 件の犯行間隔の平均日数が 190 日以上と長期間であった場合，高校卒業以上の者が多いとしている。さらに，平日に犯行の多い平日型は親と同居している割合が低く，週末型は犯罪歴のない割合が高かった。

このように，犯人属性と犯行に関する時間に関連があるのであれば，まず従来のように犯行内容から犯人像を分析し，犯人像から次の犯行の予測が可能になると考えられる。また，犯行時期は犯人の特性に限らず，前回の犯行内容や犯行結果にも影響を受けることが予想される。Figure 1 は，犯人属性，1 件目の犯行形態と犯行結果，2 件目の犯行時間に関する情報の関連性を簡略化した仮説モデルである。従来から行われてきた犯人像の分析は，犯行内容が犯人の特性を反映したものであるという前提に基づいている。Figure 1 の①は犯人像の分析過程を表しており，犯人の属性が原因で生じた犯行形態から逆に犯人の属性を推定する過程を示している。また，前述したように，犯人属性が原因となって，犯行のリズムや選択される曜日，時間帯が結果として生じることが考えられる。つまり，Figure 1 の②のように犯人属性から次回の犯行の予測が可能になると考えられる。また，それぞれの犯行によっては，犯行の成功または失敗が生じる。Figure 1 の③は，

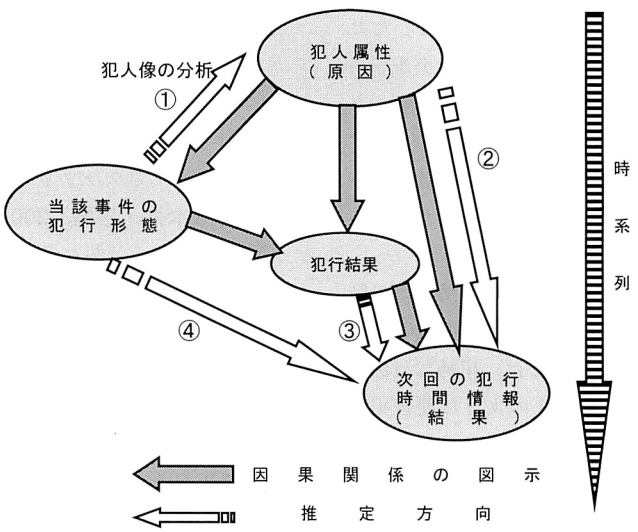


**Figure 1**　連続強姦事件における仮説モデル

これらの犯行結果が原因となって次回の犯行に影響することを示し，次の犯行を予測する判断材料になりえることを示している。また，犯行時に指紋などの証拠を残さなかったなどの行動も次の犯行時期に影響するかもしれない（Figure 1 の④）。これらはあくまで仮説であるが，本研究でははじめに，データからモデルを構築して仮説のようなモデルが得られるかを検討した。ただし，当該事件において推定を行うには，Figure 1 の①が示すように，ベイズの定理を用いた逆確率による確率推論が不可欠である。また，多変量の扱いも可能でなければならない。そこで，本研究ではモデル構築および確率推論に，ベイジアンネットワークを用いた（Neapolitan, 2003; Taroni, Aitken, Garbolino, & Biedermann, 2006）。

また，本研究では分析の対象として強姦事件を取り扱った。その理由に，強姦事件をはじめとする性犯罪は，事件が発生した直後にテレビや新聞などのマス・メディアに取り上げられることが少ないことが挙げられる。つまり，外的要因が少なく，犯行時期の選択が犯人属性と犯行形態，犯行結果に起因する可能性が高いと考えられるからである。性犯罪は被害者が警察等に親告しない場合が多く，よって警察に受理・認知されない事件の件数（暗数）が多いのも特徴とされる（浜井，2006）。そのため，1 件目と 2 件目の犯行間隔が短い場合には問題ないが，犯行間隔が長い場合，実際は事件が発生していても事件が受理・認知されていないケースが考えられる。これについては，受理や認知されないケースの発生が不規則であると考えられることから，本研究のように多くのデータ数を取り扱うことで，暗数の影響は少なくなるものと考えられる。

この他にも犯行間隔に影響する要因がいくつか考えられる。そもそも犯行間隔というのは，2 件以上犯行に及んだ結果得られる情報である。そのため，さまざまな要因で犯行が阻害され，結果的に犯行間隔が延びることが考えられる。例えば，マス・メディアの報道や活発な警察活動が犯行を断念させる場合である。ただし，前述したように強姦事件の発生は報道されることが少ないことから，マス・メディアによる影響は少ないと考えられる。また，卒業・入学・就職・結婚などのライフスタイルの変化も犯行を妨げる可能性がある。しかし，このような状況は不規則かつ個人レベルの問題であるため，取り扱う事件数を増やすことで影響は少なくなると考えられる。

以上から，本研究では研究 1 で 2 件以上の強姦事件に及んで検挙された 147 名の犯罪者・事件データを基に，ベイジアンネットワークモデルを構築した。続く研究 2 では，新たな 20 名の連続強姦犯の事件情報を未検挙事件と想定し，1 件目の犯行形態と犯行結果を基に確率推論を行い，2 件目の犯行時間情報を予測した場合の精度を検証した。また，犯人像の分析を視野に入れ，犯人属性の推定の妥当性も同時に検証した。

## 研究 1（モデル構築と変数間の定性的関連性の検討）

次に述べる学習データからベイジアンネットワークモデルを構築し，変数間の定性的関連性を検討することを目的とした。

### 方法

**モデル構築用の学習データ**　犯罪者の属性および事件情報が記載された警察庁保有の捜査資料から，2 件以上の強姦事件に及んで検挙された 147 名の資料をランダムに収集した。続いて，収集した捜査資料を基に，147 名の犯人属性，1 件目の犯行形態とその犯行結果，2 件目の曜日や時間帯などの時間情報で構成するデータベースを作成し，モデル構築用の学習データに用いた。

犯人の年齢層については，平方ユークリッド距離による Ward 法の階層クラスター分析を事前に行い，14～23 歳，24～27 歳，28～34 歳，35～41 歳，42～53 歳の五つのクラスターが得られ，この分類を採用した。その他の犯人属性としては，職業（有職と無職・学生），最終学歴（高校中退以下・高校卒業以上），親や配偶者との居住形態（同居・別居），配偶者の有無，子供の有無，犯罪歴（内容に関係なく）の有無，性犯罪歴の有無，窃盗歴の有無，暴力団員歴の有無，精神障害の有無，知的障害の有無，喫煙の有無の 13 変数を取り扱い，これらを犯人属性ノード群とした。

犯行形態は 21 変数で構成され，犯行前の段階と犯行時の段階の二つに分類できる。犯行前の段階の変数とは，犯行前の被害者への架電の有無，犯行場所の選択（屋内・屋外），犯行対象である被害者の年

齢層，移動手段の選択，犯行用具（凶器・侵入用具・変装具など）の準備，変装や覆面の有無についての6変数が該当する。被害者の年齢については，犯人の年齢層と同様に，平方ユークリッド距離によるWard法の階層クラスター分析を事前に行うことで分類した。その結果，6〜18歳，19〜25歳，26〜39歳，40〜68歳の四つのクラスターが得られ，この分類を採用した。移動手段については，自動車，自動二輪車，自転車，徒歩に分類され，タクシーを使用した場合は自動車として，原動機付自転車を使用した場合は自動二輪車として分類した。犯行時については，偽名自称，凶器の使用，目隠し，猿轡，緊縛，キス，愛撫，口内挿入，肛門挿入，自慰行為，異物挿入，射精，被害者の名前や電話番号を聞きだす等の身元確認，隠蔽工作の有無，また被害者の衣服の状態（全部脱がす，下半身のみ裸にする，衣服を破る）の15変数である。以上が犯行形態ノード群に該当する。

犯行時間情報については，2件目までの間隔日数，2件目の犯行曜日，2件目の犯行時間の情報を次のように分類した。間隔日数は1日から1,148日の範囲で，中央値が41日，平均が129.8日であった。本研究では，これらの間隔日数を，平方ユークリッド距離によるWard法の階層クラスター分析によって分類した。その結果，75日未満と75日以上に分割され，これに関する変数を犯行間隔範囲ノードとした。2件目の犯行曜日は，月曜日が29日，火曜日が15日，水曜日が14日，木曜日22日，金曜日が21日，土曜日が25日，日曜日が19日であった。本研究では，月曜日から木曜日までの犯行曜日を平日，金曜日から日曜日までを週末として分類し，曜日範囲ノードとした。2件目の犯行時間は午前0時から午前6時までが70件，午前6時以降から午前12時までが7件，午後0時以降から午後6時が21件，午後6時以降から午後12時までが46件であった。Canter, Heritage, & Kovackit (1991) や田口 (2000) によると，性犯罪者の犯行時間帯の選択には一貫性がみられるという。このことから，2件目であってもある程度1件目の犯行時間帯に近い時間帯が選択されることが予想された。そのため，本研究ではCanter et al. (1991) や田口 (2000) の時間帯の分類幅をさらに狭め，1件目の犯行時間を基準に，2件目の犯行時間が基準の時間から2時間以上隔てているか2時間未満かという分類を行った。そのため，1件目と2件目の犯行時間の差を算出して2時間を基準に分類し，これを犯行時間範囲ノードとした。なお，犯行時間の差は日付に関係なく，午後10時と日付が変わった午前1時ならば3時間というように算出した。

**ソフトウェア**　研究1のモデル構築および研究2の精度検証には，株式会社数理システム製ベイジアンネットワーク構築支援システム BayoNet ver.3.0を用いた。

**手続き**　モデルは概要設計を行った上で，自動探索により構築した。概要設計では，時系列に矛盾が生じないように制約を設けた。例えば2件目の曜日範囲ノードが1件目の犯行形態の親ノードにならないよう制約を設けた。概要設計後，探索アルゴリズムにK2，モデル選択基準に最小記述長 (minimum description length: MDL) を用いてモデルを自動構築した。K2はノード間の時間的順序についての条件を与えることで子ノードごとに親ノードの候補を限定し，グラフ構造を適度に探索するヒューリスティクスなアルゴリズムである。MDL基準はベイジアン情報量基準に一致もしくは漸近収束する情報量基準であり，予測などの応用に適した基準とされており本研究で採用した（繁枡・植野・本村, 2006）。つづいて，各ノードのMDLを基準にして，双方向リンクやノードのサークルを修正し，因果構造の修正を行うことで，非循環有向グラフを構築した。

また，本研究では効果分析を行い，犯人属性の推定や犯行予測を行う際に，各犯行形態の情報や犯行結果が推定・予測に与える影響力（寄与率）を検討した。効果分析では，まず各事件で確認された犯行形態情報または犯行結果の1ノードの確率分布を1に固定し，サンプリング法による確率推論を行った。確率推論後，犯行時間情報と犯人属性の各ノードの事前確率と事後確率の差を算出し，確率変化を検討した。例えば，凶器ありの確率を1に固定し確率推論を行う。これによって犯行間隔75日以上の事後確率が，事前確率に比べて，高くなったとする。この場合，凶器ありという情報は，モデルが“2件目の犯行は75日以上経過した後に発生する”と予測する確率を高める情報であると解釈できる。また，確率の変化率は推定や予測への影響力を示すも

のである。

**結果と考察**

本研究で構築したモデルを Figure 2 に示す。モデル全体の MDL は 292.47，ノード数で割った平均 MDL は 36.57 であった。

Figure 2 の犯人属性内のノードについて概観すると，リンクしたノードは配偶者の有無と子供の有無に関するノードのみであった。配偶者を有する場合に，子供がいる可能性が高くなるという関連性は理解できる。また，犯行形態内のノードについては，凶器使用と隠蔽行為に関するノードのみがリンクし，残りの変数はリンクしなかったことが分かる。

それぞれのリンクを詳しくみると，配偶者がいる者に凶器使用が比較的少ないという関連性がみられた。配偶者がいる者は対人関係スキルが高く，凶器を使用せずとも被害者を支配下におくことができるなどが考えられるが，これについてはさらなる検討が必要といえる。

犯行形態の各ノードについては，凶器を使用する者に隠蔽行為をしない割合が高かった。この理由の一つとして，凶器で脅したことによって犯人に“被害者は通報しないだろう”という認識が生じたために隠蔽行為をする者が少なかったのではないだろうか。

また，凶器の使用と犯行結果に関連性がみられた。凶器を使用することで容易に被害者を支配下に置くことができたために，犯行の成功率が高まったと解釈できる。ただし，結果ノードには隠蔽行為と配偶者との同居に関するノードもリンクしていることから，犯行の結果が凶器の有無のみに依存するわけではない。

犯人属性と犯行時間情報については，犯行間隔が配偶者の有無と関連することを示した。配偶者がいることで犯行間隔が長くなるという関連性は，配偶者が性的なパートナーとして犯人の性犯罪への衝動を抑制することを示唆する。この他の理由として，同居している配偶者が監視の役割を果たし，自由な外出が妨げられるためとも考えられるが，75 日以上犯行の機会が得られないということも考えにくい。また，居住形態（同居・別居）のノードが犯行間隔範囲ノードとリンクしなかったことからも，同居者の監視による効果ではないと思われる。配偶者の存在が犯人の性犯罪を抑制する例として，連続強姦殺人犯の小平義雄が妻子と同居を始めた頃から，7 カ月以上犯行が途絶えたことも挙げられる（作田，2006）。ただし，犯行間隔の範囲は凶器や隠蔽

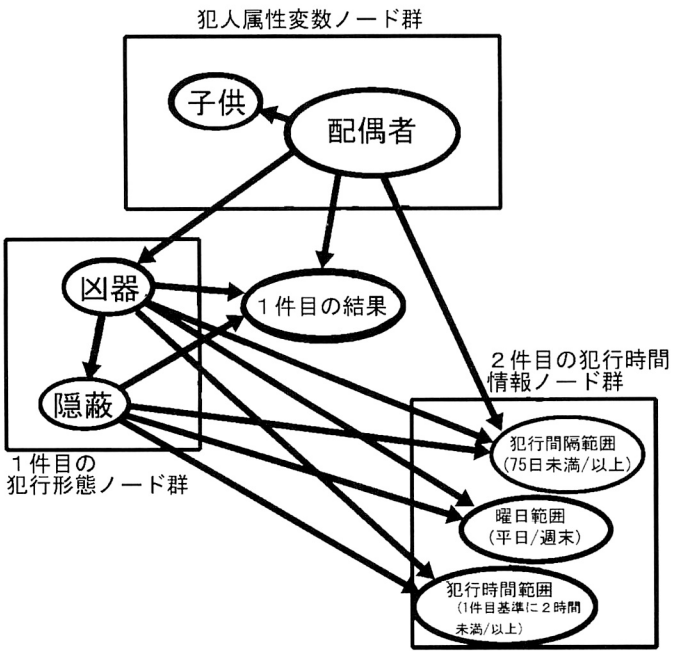


**Figure 2**　連続強姦事件において得られたベイジアンネットワークモデル

**Table 1**　犯行時間情報および犯人属性の推定に関する犯行形態および犯行結果の寄与率

| ランク | 本モデルが「犯人に子供がいる」と推定する可能性を高める情報 | | 本モデルが「犯人に配偶者がいる」と推定する可能性を高める情報 | | 本モデルが「75日以上の間隔日数」と予測する可能性を高める情報 | |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 犯行成功 | 2.67% | 犯行成功 | 4.98% | 隠蔽あり | 15.71% |
| 2 | 隠蔽あり | 0.25% | 隠蔽あり | 1.53% | 凶器あり | 10.17% |
| 3 | 犯行失敗 | −1.97% | 犯行失敗 | −3.67% | 犯行成功 | 2.98% |
| 4 | 凶器あり | −3.44% | 凶器あり | −6.89% | 犯行失敗 | −0.98% |

| ランク | 本モデルが「2件目は平日に犯行」と予測する可能性を高める情報 | | 本モデルが「2件目は1件目の犯行時間を基準に2時間以上隔てた時間に犯行」と予測する可能性を高める情報 | |
|---|---|---|---|---|
| 1 | 犯行失敗 | 0.72% | 隠蔽あり | 2.23% |
| 2 | 犯行成功 | −0.98% | 犯行成功 | 1.88% |
| 3 | 隠蔽あり | −18.37% | 犯行失敗 | −1.39% |
| 4 | 凶器あり | −35.79% | 凶器あり | −2.51% |

※数値は事後確率から事前確率を差し引いた値を示す.
これらの数値を絶対値化した数値が影響力を示す寄与率となる.

行為の有無とも関連性を示しており，配偶者の有無のみに影響を受けるわけではない。

結果ノードは，どの犯行時間情報ノードにもリンクしなかったことから，両変数間に直接的な関連はみられなかった。

次に，効果分析を行った結果を Table 1 に示す。Table 1 は，凶器の使用，隠蔽行為，犯行結果の情報がどれほど犯人属性の推定や次の犯行時間の予測に影響するかを示している。数値は事後確率から事前確率を差し引いた確率変化を表し，絶対値に置き換えた数値が寄与率に該当する。例えば，子供の有無を推定する場合，Table 1 の数値が正方向に高いほど，犯人に子供がいると推定する可能性を高めるカテゴリとなる。

Table 1 によると，隠蔽行為をした，犯行に凶器を使用した，犯行が成功したという情報は，本モデルが“2件目の犯行は75日以上後に発生する”と予測する可能性を高める情報といえる。また，犯行が失敗したという情報は，本モデルが“2件目の曜日は平日である”と予測する可能性を高めることが分かる。凶器の使用や隠蔽行為という情報の寄与率が高いことから，これらの情報が犯行時間情報を予測する上での決定要因となるものと思われる。ただし，実際には凶器を使わない，隠蔽行為をしない事件も多い。その場合，犯行時間に関する予測が犯行の成功失敗という情報に依存するため，犯行時間情報とリンクしなかった犯行結果も犯行予測に不可欠な情報といえよう。

## 研究2（モデルの予測精度の検証）

強姦事件の情報を新たに収集して未検挙事件として想定し，研究1で構築したモデルの予測精度を検証した。検証では，未検挙事件と想定した事件の1件目の犯行形態とその結果から次の項目を予測した。(1) 犯行間隔範囲：2件目までの間隔日数が75日未満か以上か (2) 犯行曜日範囲：2件目の犯行曜日が平日か週末か (3) 犯行時間範囲：2件目の犯行時間が1件目の犯行時間を基準として2時間未満か否かである。なお，犯人像の分析も視野に入れ (4) 犯人には配偶者がいるか (5) 子供がいるかという項目の推定精度も同時に検証した。

### 方法

**モデル検証用の事件情報データ**　研究1と同様に警察庁保有の捜査資料から新たに収集して作成したものである。内容は，2件以上の強姦事件に及んで検挙された20名の犯人属性（配偶者や子供の有無），1件目の犯行形態（凶器や隠蔽行為の有無），1件目の犯行結果，1件目および2件目の犯行時間情報（犯行間隔や曜日，時間帯）で構成されている。

**手続き**　仮想未検挙事件の凶器使用や隠蔽行為の

**Table 2**　仮想未検挙事件20件における推定・予測結果と的中率

| | 推定・予測結果 | | 推定予測された数 | 事前確率 | 的中率 | 精度の変化 |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 犯行時間 | 犯行間隔範囲 | 75日未満 | 9 | 61.5% | 77.8% | +16.3% |
| | | 75日以上 | 11 | 38.5% | 45.5% | + 7.0% |
| | 曜日範囲 | 平日 | 16 | 52.4% | 62.5% | +10.1% |
| | | 週末 | 4 | 47.6% | 100.0% | +52.4% |
| | 犯行時間範囲 | 2時間未満 | 9 | 47.5% | 55.6% | + 8.1% |
| | | 2時間以上 | 11 | 52.5% | 63.6% | +11.1% |
| 犯人属性 | 配偶者の有無 | あり | 7 | 43.5% | 71.4% | +27.9% |
| | | なし | 13 | 56.5% | 69.2% | +12.7% |
| | 子供の有無 | あり | 4 | 25.6% | 50.0% | +24.4% |
| | | なし | 10 | 74.4% | 70.0% | − 4.4% |

有無，犯行結果の情報を基に，確率推論を行った。例えば，1件目で犯人が凶器を使用し，隠蔽行為はせず，犯行が失敗だったことが確認されている事件とする。この場合，凶器ノードの凶器ありと結果ノードの失敗の確率分布を1に固定し，隠蔽行為に関するノードは事前確率のままで，サンプリング法による確率推論を行った。

また，本研究では事前確率と確率推論後の事後確率の差の正負によって推定・予測を行った。具体的には，犯行間隔範囲を予測する場合，75日以上の事後確率が事前確率に比べて高くなった場合を75日以上，低くなった場合を75日未満と予測した。このような方法を採用した理由に，確率推論を行っても事前確率からの変動が小さく，推定結果が一方向に偏ってしまったためである。

**結果と考察**

20名の仮想未検挙事件における犯行間隔範囲の的中率は全体で60%，曜日範囲の的中率は70%，犯行時間範囲の的中率は60%であった。また，犯人属性についてみると，配偶者の有無の的中率は全体で70%，子供の有無に関する的中率は70%であった。

そこで，推定・予測結果別で検討を行った。Table 2は推定・予測結果別の事前確率および的中率とその差を示している。

Table 2によると，75日未満と予測し，実際75日未満であった割合は77.8%であった。事前確率は61.5%のため，すべて75日未満と予測した場合の的中率61.5%と比較すると16%ほど精度が高い。ただし，75日以上と予測した場合の的中率は45.5%と低い。このことから，実務で犯行間隔範囲を予測する場合，75日未満と予測された場合にのみ分析の結論を出すというように使い分けする必要がある。曜日範囲については，平日と予測した場合の的中率は62.5%，週末と予測した場合では100%の的中率が得られた。週末と予測した事件数は4件と少ないが，元々強姦犯の週末の犯行が47.6%と半数以下であるため，少ない割合の曜日範囲を高確率で予測できる意味でも実務への応用が期待できる。犯行時間の範囲については，2件目の犯行時間が1件目の犯行時間を基準として2時間以上の隔たりがあると予測した場合に63.6%の的中率が得られた。事前確率の52.5%と比較すると精度は上がったように思えるが，6割程度の精度では誤った予測の危険性があり，さらなる精度の向上が求められる。

犯人属性に関して推定精度をみると，配偶者がいると推定した場合に71.4%，逆に配偶者がいないと推定した場合に69.2%の的中率が得られた。どの推定結果でも，7割程度の的中率が得られたため，今後の予測精度の向上によって，実務への応用が可能と思われる。子供の有無に関しても，子供がいないと推定した場合に70.0%の的中率が得られた。しかし，元々強姦犯には子供がいない者が多いことから，すべての事件で子供なしと推定する場合とさほど変わらないといえる。

## 総合考察

本研究では連続強姦事件の情報を基にベイジアンネットワークモデルを構築し，変数間の関連性を検討した。ネットワークのリンクは，配偶者の有無と犯行間隔の長さに関連性があることを示唆し，犯行時の凶器の使用や隠蔽行為の有無が次の犯行の曜日や犯行時間帯との関連性を示唆した。1件目の犯行結果と2件目の犯行時期には関連性はみられず，直接影響がないことが分かった。しかし，凶器を使用しないまたは隠蔽行為をしない犯行も多く，この場合2件目の犯行時期は1件目の犯行結果に依存することが考えられた。以上のことから，本研究のデータベースからは Figure 1 の③のリンクはみられなかったが，仮説モデル同様のネットワークが得られたといえよう。

また，モデルの精度を検証し，1件目の犯行における凶器の使用や隠蔽行為の有無または犯行結果から，配偶者や子供の有無の推定および2件目の犯行時間に関する予測も可能であることを示唆した。ただし，本研究で得られたモデルを当該事件で犯行予測に応用する場合，モデルから得られた推定結果によって精度が異なることを留意する必要がある。

犯罪捜査では捜査対象が広範囲に及ぶ場合，犯罪者プロファイリングのように優先順位をつけて捜査することが求められてくる。そのため，本研究では効率性の高い捜査，特によう撃捜査の範囲の絞り込みに向けて，犯行時間のみに着目した予測に関する検討を行った。次回の犯行が週末に発生する可能性が高いのであれば，週末に重点を置いたよう撃捜査などが可能となる。ただし，本研究で時間範囲の絞り込みが可能となることは示唆されたが，このような時間情報のみでは当然よう撃捜査は不可能である。つまり，地理的分析による犯行地域の絞り込みと合わせて検討する必要があることはいうまでもない。したがって，今後は地理的要因を含めた犯行の予測を検討する必要もあると思われる。また，本研究では犯行間隔を75日基準で2分割したが，実務に応用するためには，より捜査に有用な分割方法で，かつ精度の高いモデルを模索する必要がある。

さらに，モデルの予測精度向上は今後の課題である。ベイジアンネットワークは，従来の多変量解析と違い，柔軟にネットワークを構築することができるため，精度向上が期待できる手法である。例えば，本研究のようにデータベースからモデルを構築するといったボトムアップ形式のモデル構築のみならず，専門家の知識を組み込んだトップダウン形式のモデル構築も可能となる。また，本研究のようにデータベースのみでモデルを構築する場合であっても，選択する探索アルゴリズムや情報量基準によってモデルが変化するため，精度も異なることが予想される。例えば，Baumgartner et al. (2005) は本研究で採用した K2 を改良した K′2 によって，犯人像分析の精度が15%向上したと報告している。また，本研究では情報量基準に MDL 基準を採用した。赤池・甘利・北川・樺島・下平・室田・土谷 (2007) によると，情報量基準はある問題に対しては MDL が適しているが，別の問題に対しては AIC が適しているという。つまり，モデル選択に最適な情報量基準といったものがないことから，情報量基準の選択も探索的に行う必要がある。以上のことから，今後は探索的モデリングによって，より精度が高く実用可能なモデルの構築が求められるといえよう。

## 引用文献

赤池弘次・甘利俊一・北川源四郎・樺島祥介・下平英寿（著者）・室田一雄・土谷　隆（編著）2007 赤池情報量規準 AIC—モデリング・予測・知識発見—　共立出版.

Aitken, C. G. G., Connolly, T., Gammerman, A., Zhang, G., Bailey, D., Gordon, R., & Oldfield, R. 1996a Statistical modelling in specific case analysis. *Science & Justice,* **36**(4), 245–255.

Aitken, C. G. G., Gammerman, A., Zhang, G., Connolly, T., Bailey, D., Gordon, R., & Oldfield, R. 1996b Bayesian belief networks with an application in specific case analysis. In Gammerman, A. (Ed.) *Computational Learning and Probabilistic Reasoning.* Chichester: John Wiley & Sons Ltd.

Baumgartner, K. C., Ferrari, S., & Salfati, C. G. 2005 Bayesian network modeling of offender behavior for criminal profiling. Proc. of the 44th IEEE Conference on Decision and Control, and the European Control Conference 2005.

Canter, D., Heritage, R., & Kovackit, M. 1991 A Facet Approach to Offender Profiling. Final Report to the Home Office, University of Surrey, Psychology Department, 1 & 2.

Douglas, J. E., Ressler, R. K., Burgess, A. W., & Hartman, C. R. 1986 Criminal profiling from crime scene analysis. *Behavioral Sciences and the Law,* **4**, 401–421.

Egger, S. A., Lange, R., & Egger, K. A. 1996 Chaos from chaos: Using chaos and facet theory to predict the date of the serial killer's next kill. Paper presented at the American Society of Criminology 48th Annual Meeting. Chicago, IL, November 20–23.

浜井浩一 2006 犯罪統計入門　犯罪を科学する方法　日本評論社.

Lange, R. 1999 A cusp catastrophe approach to the prediction of temporal patterns in the kill dates of individual serial murderers. *Nonlinear Dynamics, Psychology, and Life Sciences,* **3**, 143–159.

本村陽一・岩崎弘利 2006 ベイジアンネットワーク技術 ユーザ・顧客のモデル化と不確実性推論　東京電機大学出版局.

Neapolitan, R. E. 2003 Learning Bayesian Networks. Upper Saddle River: Pearson Education Inc. Pearson Prentice Hall.

Oatley, G. C., & Ewart, B. W. 2003 Crimes analysis software: 'pins in maps,' clustering and bayes net prediction. *Expert Systems with Applications,* **25**, 569–588.

Rossmo, D. K. 2000 *Geographic profiling.* Boca Raton: CRC Press.

龍島秀広 2006 犯罪者プロファイリングの歴史と方法　渡邉和美・高村　茂（編著）・桐生正幸　行動科学と情報分析からの多様なアプローチ　犯罪者プロファイリング入門　北大路書房.

作田　明 2006 性犯罪の心理　河出書房新社.

繁枡算男・植野真臣・本村陽一 2006 ベイジアンネットワーク概説　培風館.

田口真二 2000 連続強姦犯の犯罪行動の一貫性—犯行の時間と場所，被害者の年齢，接近法について—. 犯罪心理学研究 **38**（特別号），30–31.

Taroni, F., Aitken, C., Garbolino, P., & Biedermann, A. 2006 *Bayesian Networks and Probabilistic Inference in Forensic Science.* Chichester: John Wiley & Sons Ltd.

渡邉和美・池上聖次郎・小林　敦 2000 プロファイリングとは何か　田村雅幸（監修）・高村　茂・桐生正幸（編著）　プロファイリングとは何か　立花書房.

財津　亘 2007 連続強姦事件における時間情報と犯人属性との関連性　科学警察研究所報告，**58**(1), 59–65.

（受稿：2007. 9. 18, 受理：2008. 4. 28）