

ベイジアンネットワークによる 動物殺害犯罪の犯人像推定

目白大学心理学部 財津 亘

【要約】

本研究は、実務における犯罪者プロファイリングを想定し、動物殺害犯罪に関するベイジアンネットワーク（BN）モデルを用いた犯人像推定の妥当性を検討することを目的とした。BNモデルとは、非循環有向グラフ（DAG, Directed Acyclic Graph）と確率（条件付き確率など）で定義されるグラフィカルモデルの一種である。第一のステップとして、動物殺害犯による事件情報を学習用データとしてモデルを自動構築した。構築したBNモデルによると、動物殺害犯の「年齢層」が「人数」との関連を示し、「人数」が「被害動物（猫）」あるいは「（猫や犬を除く）その他の動物」との関連を示した。さらには、「被害動物（猫）」が「遺棄場所（公園）」とリンクした。第二ステップの1個抜き交差検証（LOOCV）を実施した結果、成人に関する適合率で95.8%、未成年に関する適合率で80.0%であった。以上から、本BNモデルは、実務の犯人像推定に応用できうることを示した。

キーワード：動物虐待、動物殺害、犯罪者プロファイリング、ベイジアンネットワーク、1個抜き交差検証法

問題

2023年3月埼玉県戸田市において、中学校に侵入のうえ教員をナイフで切りつけるといった殺人未遂事件が発生した。この事件は、二、三週間ほど前からその近隣において複数の動物を殺害するといった事案が報道されている最中の出来事であり、この事案が発生した段階で犯人の早期検挙が求められていた。しかしながら、この種の事件では、検挙に結びつく情報が少なく、犯罪捜査が難航することもある。そこで、本研究では、動物殺害事案の犯人像推定を視野に、犯罪捜査に資する知見を得ることを目的とする。なお、犯人像推定とは、いわゆる犯罪者プロファイリング（警察庁、2023）の一種で、地理的プロファイリング（犯人の活動拠点の推定）や犯行予測といった分析とともに実施され、犯罪捜査に貢献するための資料を捜査員に提供することが目的である。

日本の動物虐待は主に「動物の愛護及び管理

に関する法律（以下、動物愛護管理法とする）」第44条違反にかかる事犯として扱われている。具体的には、①みだりに殺傷する、②身体に外傷が生ずるおそれのある暴行を加える、③給餌や給水を意図的に止める、④適正を欠いた状態で飼養し衰弱させる、⑤疾病や負傷した場合に適切な対処をしない、⑥排せつ物の堆積した施設や他の愛護動物の死体が放置された施設で飼養・保管するといった行為が該当する。本研究では、①の行為の事案を取り扱い、中でも犯罪捜査上被疑者が特定しにくく、犯罪者プロファイリングを実施する可能性が高い事件である、「野良猫など飼育されていない愛護動物¹を意図的に殺害するにいたる事件」に焦点をあて議論を進める。なお、動物殺害事案を取り扱った犯人像推定研究の学術論文は管見の限り我が国ではみられない。

本研究では、動物殺害犯の特徴およびその犯行特徴の全体像を把握するとともに、ベイジア

ンネットワーク (Bayesian Network: 以下, BN とする) と呼ばれる手法を用いて, 動物殺害犯の特徴を推定するモデルの妥当性を検討した。BNはグラフィカルモデルの一種で, 変数 (BNでは「ノード」と呼ぶ) 間の関係を閉路のない一方向の「非循環有向グラフ (Directed Acyclic Graph: 以下, DAGとする)」と呼ばれる構造で「定性的」に表現すると同時に, ノード内は確率で定義された「定量的」なモデルであり, 各変数間の関連も条件付き確率として扱う (Scutari, & Denis, 2021)。心理学で多用されるパス解析や構造方程式モデリング (Structural Equation Model, SEM) もグラフィカルモデルの一種であるが, BNはデータセットを基にモデルを自動構築するデータ駆動型である点などが異なる。また, パス解析やSEMはモデルを構築して終了となるが, BNではモデル構築後のシミュレーションで真価を発揮する。本研究の具体的な分析ステップは次のとおりである。第一ステップでは, 過去に動物を殺害して検挙された解決済事件の情報を基にデータセットを作成し, そのデータセットを用いてBNモデルを自動構築した。BNモデルを構築することで, 変数間の関連がグラフィカルに把握できることから, 例えば犯人特徴に関する変数「性別 (男性/女性)」と犯行特徴に関する二つの変数「凶器準備 (あり/なし)」「移動手段 (自動車/自転車/徒歩)」の関連を検討するといったことが可能となる。そして, 第一ステップの結果として, 「性別 (男性/女性)」と「移動手段 (自動車/自転車/それ以外)」のみ関連がみられたとする (BNでは, ノード間が関連することを「リンク」と称し, モデル上でリンクを示すノード間の矢印を「アーク」と呼ぶ)。この段階で, ノード内を参照すると性別ノード「男性 (80%) / 女性 (20%)」, 移動手段ノード「自動車 (20%) / 自転車 (30%) / それ以外 (50%)」と確率で表示される。この確率はデータセット内の各カテゴリの割合 (事前確率) に相当し, p (男性) や p (女性) と表記する。続く第二ステップでは, 未解決事件が発生し, 犯人像を推定することを想定したシミュレーションを行うことで, 構築したモデルの妥当性を検討する。妥当性の検討に際しては, 犯罪捜査において把握し得る

犯行特徴 (被害動物や虐待行為など) の情報を基に, どの程度動物殺害犯の特徴 (年齢層など) を正確に推定ができるのか, その正確性を検討することで行った。より具体的に説明すると, 新たにある事件が発生し, 犯人に関する情報 (性別など) が不明であるものの, 犯罪捜査を進めた結果, 移動手段が「自動車」であったことがわかったとする。このような場合は, すでに既知である情報 (移動手段) をモデルに入力 (自動車の確率を100%と設定) し, 「移動手段が自動車である時の犯人の性別に関する確率を算出する (BNでは確定された情報を「エビデンス」と呼び, 上記のように100%にエビデンスを設定して固定することを「インスタンス化」という)。上記の計算は, p (男性 | 自動車) や p (女性 | 自動車) といった条件付き確率を算出しており, 前述の事前確率に対して事後確率と呼ぶ。上記のとおり, 新たに得られた情報 (エビデンス) を基に確率をインスタンス化して事後確率を算出することを「確率推論」と言う。さらに本研究では, この確率推論を利用した交差検証法 (クロスバリデーション) を実施し, 構築したモデルの妥当性を検証した (詳細は後述の「方法」にて記載)。加えて, 確率推論を利用することで, 事前確率から事後確率への「確率の変化 (差分)」の方向性や大きさといった影響力を検討すること (感度分析) が可能となる。例えば, 「移動手段 (自動車)」の確率のみをインスタンス化して確率推論を実行した場合に, 「性別 (男性)」の確率が「80%」から「90%」に変化するのであれば, 「犯人が自動車を使用した」という情報は, 「犯人が男性である」確率を10% (差分) 高める情報であることがわかる。以上のようなBNモデルを用いた犯人像推定は従来, 殺人 (Baumgartner, et al., 2008; Stahlschmidt, et al., 2011) や放火 (Delgado, et al., 2016; 財津, 2010) などの罪種で研究が行われ, その妥当性が検証されてきたものの, 動物殺害に関する先行研究はみられない。

以上から, 本研究では, 動物殺害犯罪を題材に, ①BNモデルの構築, ②構築されたモデルで動物殺害犯の特徴を推定する際の正確性の検証, ③感度分析を実施することとした。

方法

サンプル

「野良猫など飼育されていない動物を意図的に殺害するにいたる事件」を「動物殺害」の定義とし、オンライン新聞記事データベース（朝日新聞「聞蔵Ⅱ」、読売新聞「ヨミダス」、毎日新聞「毎策」）を利用して、1989年以降に検挙された「動物殺害」にかかる事件の情報を収集した。検索条件は、「動物愛護」、「器物損壊」、「逮捕」などとし、内容を精査することで事件情報を抽出した。新聞記事に掲載の情報は限定されるが、できる限り記載された情報を網羅的に収集することとした。

以上の結果、動物殺害犯58名のサンプルを収集した。収集したサンプルの動物虐待犯の人口統計学的特徴をTable 1に示す。概観すると、すべて国籍が日本、男性が98%以上を占めていた。年齢層については30代が最も多く、次に未成年と40代が多かった。就業状態は、有職が4割強を占めていたが、その内訳として公務員、税理士、銀行員などいわゆるホワイトカ

ラー系職種、あるいは塗装工、鉄筋工、土木作業員などのブルーカラー系職種など幅広かった。学生についても、中学生から大学生が該当した。犯行時の人数については8割強で単独犯であった。なお、本サンプルにかかる動物殺害犯罪にて検挙された後に、殺人・殺人未遂で検挙された者を参考までに確認したところ、58名のうち該当者は2名のみであった。

犯行特徴（Table 2）については、7割弱が猫を対象としていた。猫や犬、鳥類、うさぎ以外の動物の内訳としては、ハムスターや鹿といった動物が確認された。虐待行為は、殴打や叩きつけ、絞首といった行為で半数を占めていた。7割の動物殺害犯が犯行用具を準備しており、内訳はおおまかに、①鈍器（かなづち、ゴルフクラブ）、②着火物（ライター、ガスバーナー）、③ひも類（ロープなど）、④刃物類（包丁、ナイフ）、⑤毒物類（農薬など）の五つに分類された。遺棄場所は、海や池沼、川などの水中が最も多く、次いで路上や駐車場が多かった。その他の遺棄場所の内訳は、他人の民家や工場敷地

Table 1
動物殺害犯の特徴と該当率

動物殺害犯の特徴	該当率 (N = 58)
国籍	
日本	100.0%
性別	
男性	98.3%
女性	1.7%
年齢層	
10代	17.2%
20代	15.5%
30代	27.6%
40代	17.2%
50代	8.6%
60代	5.2%
70代	5.2%
80代	3.4%
就業状態	
有職	41.4%
無職	46.6%
学生	12.0%
人数	
1名	82.8%
2名	10.3%
3名	3.4%
4名	1.7%
5名以上	1.7%

Table 2
動物殺害にかかる犯行特徴と該当率

犯行特徴	該当率 (N = 58)	犯行特徴	該当率 (N = 58)
動物種別(重複あり)		犯行用具の準備	
猫	67.2%	あり	70.7%
犬	17.2%	遺棄場所(重複あり)	
鳥類(はとなど)	10.3%	水中(海、池沼、川など)	19.0%
うさぎ	8.6%	路上、駐車場	12.1%
その他	6.9%	公園	10.3%
虐待行為(重複あり)		飼い主宅	10.3%
殴打	24.1%	学校	6.9%
叩きつけ	19.0%	被疑者宅	5.2%
絞首	12.1%	空き地、草むら、田畑	3.4%
空気銃・矢使用	8.6%	その他	36.3%
身体焼燬	8.6%	場所移動	24.1%
毒物摂取	7.2%	被害動物数	
刺傷	7.2%	1匹	39.7%
踏みつけ	5.2%	2匹から9匹	39.7%
熱湯使用	5.2%	10匹以上	20.7%
身体切断	5.2%		

内がみられた。なお、殺害場所と遺棄場所が異なる割合は24.1%であった。被害動物数については、それぞれの動物殺害犯につき複数の動物が被害に遭っていることがわかる。

データセットの作成

国籍と性別のように、カテゴリが極端に偏った特徴が存在する場合は分析から除外するなど、変数を吟味することでデータセットを作成し、以下の(a)から(c)の動物殺害犯の特徴および(d)から(i)の犯行特徴を基にデータセットを作成して分析に用いた。なお、同一の被害動物に対して複数の虐待行為を行うといったことも見受けられたため、本研究ではダミー変数(該当ありのセルを「1」、該当なしあるいは確認できなかったセルを「0」と入力)を用いた「One-Hotエンコーディング」形式でデータセット(動物殺害犯58名×23カテゴリ)を作成した。

- (a) 年齢層：未成年，成人(2022年4月1日以降民法上の成年年齢が20歳から18歳へ引き下げとなったが、本研究では20歳以上を「成人」としている。)
- (b) 就業状態：有職，無職(学生含む)
- (c) 人数：単独，複数
- (d) 殺害対象の動物種別：猫，犬，その他動物
- (e) 虐待行為：殴打，(地面や壁に)叩きつけ，踏みつけ，絞首，刺傷，熱湯使用，空気銃・矢使用，毒物摂取，身体焼燬，身体切断
- (f) 犯行用具の準備：あり，なし
- (g) 場所移動：あり，なし
- (h) 被害動物数：10匹未満，10匹以上(動物はその被害が認知されにくいいため，ある程度範囲を設けた)。
- (i) 遺棄場所：(海，池沼，川など)水中，路上および駐車場，公園，学校(「飼い主宅」や「被疑者宅」は，通常の捜査で被疑者が浮上し，犯人像推定の対象とならないことが多いと判断したため除外し，その他該当割合の低い項目も除外した)

分析手続き

BNモデル構築 BNではモデルの自動構築

に先立ち，特定のノードが他のノードの親ノードにならないように制約を設けることがある(「親ノード」とは，直接リンクしたノード間における始点のノードで，「子ノード」は終点のノード)。例を挙げると，「インフルエンザに罹患して高熱となる」といった関係(親ノード「インフルエンザ」→子ノード「高熱」)は自然と言えるが，「高熱のためにインフルエンザに罹患する」といった親ノード「高熱」→子ノード「インフルエンザ」は考えにくい。このような場合は，「高熱」が親ノードにならないように制約「ブラックリスト(blacklist)」を設けたうえでモデル構築を実行する。本研究では，本データセット内の変数を分類し，動物殺害犯の「年齢層」を第1層，「就業状態」と「人数」を第2層，犯行特徴である「殺害対象の動物種別」を第3層，「虐待行為」，「犯行用具の準備」，「場所移動」，「被害動物数」を第4層(A)，「遺棄場所」を第4層(B)とした。制約の設定は時系列の流れなどを考慮し，第3層のノード(「殺害対象の動物種別」)が，第1層(「年齢層」)および第2層(「就業状態」と「共犯者」)の親ノードにならないなど，特定の層のノードが前層の親ノードとしてリンクしない，あるいは同じ第4層(A)と第4層(B)がお互い親ノードにならないように設定した(ブラックリストにかかるRコードは付録を参照)。

BNではモデルを自動構築する際に，探索アルゴリズムと情報量規準を設定する必要がある。探索アルゴリズムには制約ベースアルゴリズムやスコアベースアルゴリズムが代表されるが，本研究ではスコアベースアルゴリズム「欲張り法(Greedy Search)」の「山登り法(Hill-Climbing)」を用いることとした。また，情報量規準については，赤池情報量規準(Akaike Information Criterion, AIC)を採用した。AICには数式にてペナルティ項が設定されているため過学習を防ぐと同時に，ベイジアン情報量規準(Bayesian Information Criterion)に比べるとペナルティが厳しくないためリンクしやすい傾向にある。また，BNではノード間がリンクする確率を「ストレングス(strength)」指標として算出する。本研究では，このストレングスを80.0%と設定し，この確率未満のアークにつ

いてはリンクしないように設定した。さらに、本データセットへの依存の影響を最小限にすべく、ブートストラップ・リサンプリングによる複数標本の抽出ならびにそれらの標本を基にした複数のモデルを構築し、モデルを平均化することとした。Scutari & Denis (2021)によると、この方法によって頑健性の高いモデルを構築することが可能となる。なお、リサンプリング回数は1,000回とした。また、モデルの構造を探索すると同時に、パラメータの推定を行うが、その際はベイズ推定を用いた。

交差検証法 (LOOCV) による正確性の検証構築されるモデルは、本サンプルに適合したモデルであるとともに、新たな事象が生じた際にも予測力を有する汎化性能の高いモデルである必要がある。汎化性能の検証には、K分割交差検証法 (クロスバリデーション) が一般的となっている。パス解析やSEMではこの点を検証することができないが、BNでは次の手続きで可能となる。なお、本研究のサンプルサイズ ($N=58$) が小さいことから、交差検証法の中でも、 $K=1$ の1個抜き交差検証法 (leave-one-out cross-validation: 以下、LOOCVとする) を実施することとした。具体的には、58サンプルから1サンプルを除外し、残りの57サンプルを「学習用サンプル」としてモデルを構築した後に、除外した1サンプルを「テスト用サンプル」として用いる。この「テスト用サンプル」が、新たな事件が発生したことを想定したサンプルとなる。さらに、「テスト用サンプル」の犯行特徴に関する情報 (虐待行為など) を犯罪捜査上で得られた事件に関する既知の情報と想定し、これらの情報を基に犯人像を推定するといった分析を行う。BN上では犯行特徴に関するノードの確率をインスタンス化したうえで、動物虐待犯の特徴 (未成年か否かなど) に関するノードの確率を計算するといった確率推論を実行する。確率推論の結果として、未成年である確率が高い場合は、当該の事件における犯人を「未成年」とモデルが予測したこととする。LOOCVでは、同様の分析を58サンプルすべてに対して実施し、58のモデルを構築したうえで「テスト用サンプル」に対する58の推定結果を算出

Table 3
年齢層に関する混同行列の例

実際のカテゴリ	推定結果	
	未成年	成人
未成年	a	b
成人	c	d

した。58の推定結果が算出できれば、実際のカテゴリとのクロス集計表「混同行列 (Table 3)」を作成することができる。この混同行列から次に述べる評価指標を算出し、モデルの正確性を検証した。また、58のモデルがすべて同じモデルを構築するとは限らないことから、58のモデル構造を確認し、最も多かったモデルを「代表モデル」として、この一つの「代表モデル」を利用して、58のサンプルにおける犯人像推定の正確性を改めて検討した。

汎化性能の評価指標には、混同行列から算出する正解率、再現率、適合率、そしてF1値を用いた。

正解率 (accuracy) は、サンプル全体における正判定の割合である。

$$\text{正解率} = \frac{a + d}{a + b + c + d}$$

再現率 (recall) は、実際のカテゴリの中で、正しく判定した割合を表す指標であり、「感度」に相当する指標である。

$$\text{再現率 (未成年)} = \frac{a}{a + b}$$

$$\text{再現率 (成人)} = \frac{d}{c + d}$$

適合率 (precision) は、算出した判定結果の中で、正しかった割合を表し、「精度」とも呼称される。

$$\text{適合率 (未成年)} = \frac{a}{a + c}$$

$$\text{適合率 (成人)} = \frac{d}{b + d}$$

F1値は、再現率と適合率の調和平均を示した指標である。

$$F1 \text{ 値 (未成年)} = \frac{2 \times \text{再現率 (未成年)} \times \text{適合率 (未成年)}}{\text{再現率 (未成年)} + \text{適合率 (未成年)}}$$

$$F1 \text{ 値 (成人)} = \frac{2 \times \text{再現率 (成人)} \times \text{適合率 (成人)}}{\text{再現率 (成人)} + \text{適合率 (成人)}}$$

感度分析 動物殺害犯の特徴を推定する際に、犯行特徴にかかる変数がどの程度有効であるのか定量的に検討すべく、感度分析を実施した。実施に際しては、一つの犯行特徴ノードにかかる確率を「100%」にインスタンス化したうえで、動物殺害犯の特徴ノードの確率の変化（事前確率と事後確率の差分における正負の方向性とその程度）を調べた。

以上の分析（BNのモデル構築や交差検証法の実行、および感度分析）は、統計分析ソフトウェアR（ver.4.3.1: R Core Team, 2023）のbnlearn（ver4.7.1）パッケージを用いて実施した（Rコードの詳細は付録を参照）。

結果

BNモデルの構築

構築された58のモデルについて、その構造を確認したところ、Figure 1に示すモデルが28構築されていた。その他、20のモデルにおいて、Figure 1のモデルの基本構造を有していた。このことから、以降ではFigure 1のモデルを「代表モデル」として取り扱った。

Figure 1のノード内の確率は事前確率である。アークに併記している確率は、ノード間がリンクする確率、つまりはリンクの強さの指標（ストレングス）である。代表モデルを概観すると、「年齢」が「人数」とリンクするとともに、「人数」が被害動物の選定（「猫」や「その他動物」）に関連し、さらには被害動物「猫」と遺棄場所「公園」間がリンクした。この他のノード

はすべてリンクすることがなかったことから、「代表モデル」のどのノードとも直接的な関連がないことを示唆した。

なお、Figure 2は、「代表モデル」における被害動物「その他動物」をカテゴリ「あり」でインスタンス化して確率推論を実行した例であり、被害動物「その他動物」以外の確率が変化していることがわかる。このBNモデルの確率推論という機能を利用して、以下の交差検証および感度分析を実施した。

交差検証法（LOOCV）による正確性の検証

LOOCVを実施した結果、「年齢層」を推定対象とした場合の正解率は93.1%、再現率（未成年）で80.0%、再現率（成人）で95.8%、適合率（未成年）で80.0%、適合率（成人）で95.8%、F1値（未成年）で80.0%、F1値（成人）で87.2%であった。「人数」を推定対象として検証した結果、「年齢層」と同じ結果が得られた。

なお、上記のLOOCVは58モデルを構築したうえでの検証結果であるが、「代表モデル」を用いて動物虐待犯58名について特徴を推定したところ、正解率は91.4%、再現率（未成年）で80.0%、再現率（成人）で93.8%、適合率（未成年）で72.7%、適合率（成人）で95.7%、F1値（未成年）で76.2%、F1値（成人）で84.1%であった。「人数」についても、「年齢層」と同様の結果であった。

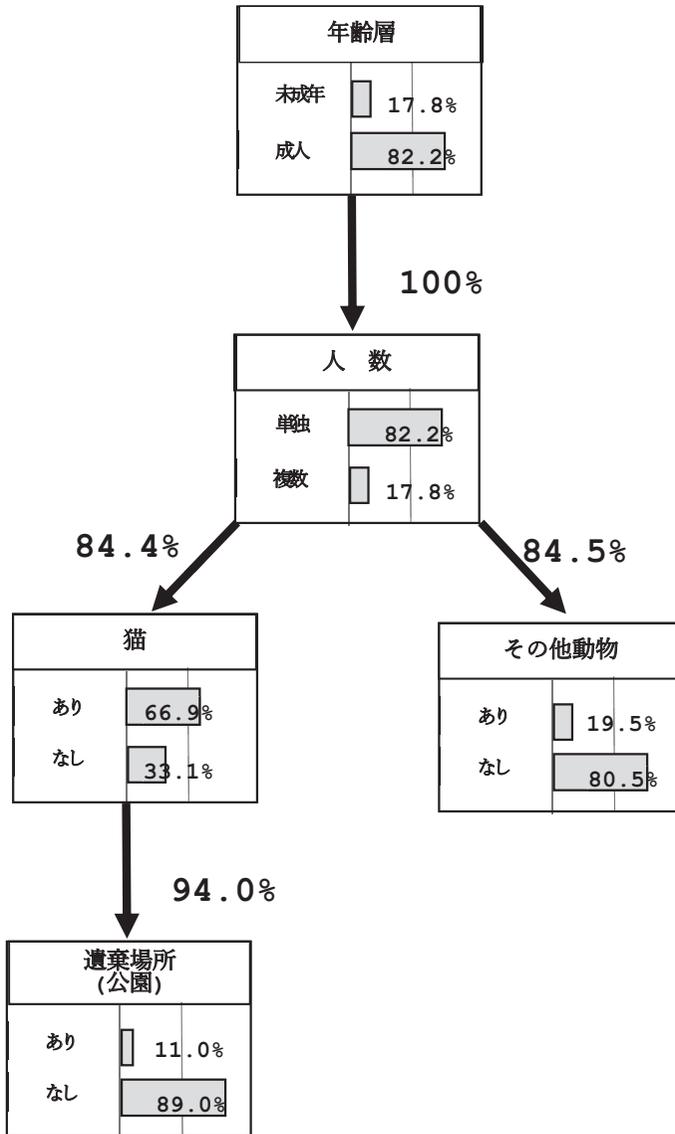


Figure 1 自動構築されたBNの代表モデル

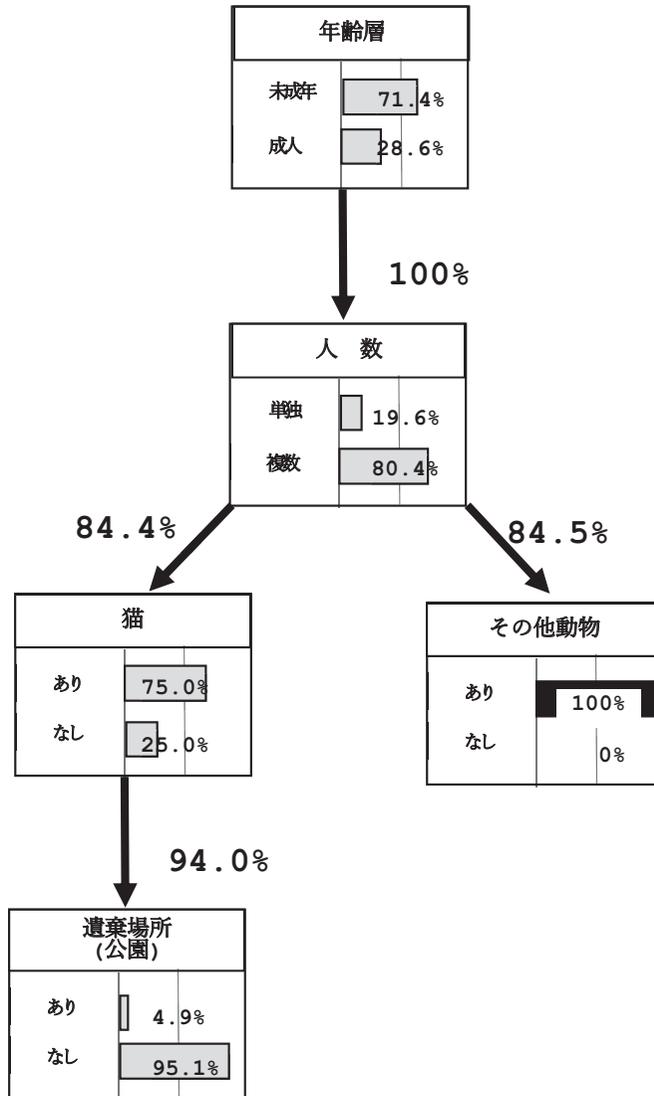


Figure 2 BNによる確率推論の例
 (「その他動物」のカテゴリ「あり」とした場合)

感度分析

感度分析の結果をTable 4に示した。Table 4の数値は、被害動物「猫」や「その他動物」、「遺棄場所（公園）」の確率をインスタンス化した場合の、「年齢層（未成年，成人）」および「人数（単独，複数）」における事前確率と事後確率の差分であり、インスタンス化した犯行特徴ノードの影響力を示している。正值であれば確率の上昇、負値であれば確率の低下を意味し、この数値が大きいほど影響力が大きいことを意味する。Table 4によれば、「猫（あり）」の確率をインスタンス化して確率推論を実行すると、「年齢層（未成年）」の確率が-12.5%と低下している一方で、「年齢層（成人）」の確率が12.5%

と上昇していることから、被害動物が「猫」であるといった情報は「動物虐待犯が成人」である可能性を高めることがわかる。また、「その他動物」が「あり」の場合に、「人数（複数）」や「年齢層（未成年）」の確率が50%以上上昇していることから、被害動物が猫や犬ではないという情報は、犯人の人数や年齢層を推定するうえで非常に重要であることが示唆された。

なお、参考までに「遺棄場所（公園）」を「あり」とインスタンス化したところ、「猫」が対象である確率が96.2%と非常に高かったものの、「遺棄場所（公園）」を「なし」とインスタンス化した場合であっても依然「猫」を対象とする確率（63.3%）が高かった。

Table 4
事前確率と事後確率の差分（犯人特徴の推定に有効な犯行特徴の検討のために、感度分析より算出）

ノード	猫		その他動物		遺棄場所(公園)	
	あり	なし	あり	なし	あり	なし
年齢層						
未成年	-12.5%	25.3%	53.6%	-13.0%	-11.1%	1.4%
成人	12.5%	-25.3%	-53.6%	13.0%	11.1%	-1.4%
人数						
単独	14.6%	-29.6%	-62.6%	15.2%	12.9%	-1.6%
複数	-14.6%	29.6%	62.6%	-15.2%	-12.9%	1.6%

考察

本研究では、実務における犯人像推定を視野に入れ、動物殺害犯罪の犯人像推定をBNによって試みた。

まず、サンプル全体の人口統計学的特徴を概観したところ、動物殺害犯は日本人のみで、かつ男性が多くを占めていた。年齢層については、30代が最も多く、次いで未成年と40代が多かった。本サンプルは動物愛護管理法違反などで検挙された被疑者を対象としているが、動物殺害については発生自体が認知されていない動物虐待事案、つまり暗数も多いことが推察されるほか、14歳未満の「触法少年」については研究対象に該当しないこと（本サンプルは14歳以上の検挙された「犯罪少年」対象）、14歳以上であっても未成年の場合は検挙にいたらない

ことも多いことなどから、新聞記事に掲載していない事案が存在する可能性は否めない。たとえば、動物を殺害した事例としては、「東京・埼玉連続幼女誘拐殺人事件（瀧野，1997）」や「神戸連続児童殺傷事件（高山，2001）」、「付属池田小事件（岡江，2013）」などの凶悪犯罪に及んだ者は、特に学童期（高学年）から中学生にかけて動物殺傷に及んだとされているが、その当時に検挙に結びついていないために本サンプルには含まれていない。未成年と成人では動物虐待の動機が異なり、未成年による動物虐待は、「探索／好奇心（Exploratory/curious）」型、「病的（Pathological）」型、「非行（Delinquent）」型といった3つに分類できるとされている（Ascione, 2001; Kellert & Felthous, 1985; Lockwood & Ascione, 1998）。ただし、「探索

／好奇心」型は就学前期から学童期の低学年に多いとされていることから本研究の対象ではない。したがって、本サンプルに限れば、家庭環境の問題に起因した「病的」型、あるいは青年期における非行集団における反社会的行動としての「非行」型が該当するかもしれないが、「病的」型は、「探索／好奇心」型に比べて年長者とされ、学童期（中学年）から中学1年生については本サンプルには含まれない。参考までに、新聞記事に掲載の動機面をみると、未成年者では「遊び半分に」、「ひまつぶしに」といった内容が散見された。一方で、成人に関しては「仕事のストレス」、「犬猫の糞尿の被害に憤り」といった供述が複数見受けられ、ここからも未成年と成人の動機に違いがあることが推測される。

前述のとおり、58名のうち2名が動物殺害で検挙された後に殺人・殺人未遂事件で検挙されていた。従来より、動物への殺傷行為から対人暴力へとエスカレートするといった見解は「卒業仮説 (graduation hypothesis)」として知られるものの、この卒業仮説についてメタ分析を行った Walters (2013) によると、動物虐待の経験を有する子どもの大半がそれ以後殺人といった凶悪犯罪には関わっていないことに加えて、このような見解に関する縦断的な「前向き研究」によって検討されたエビデンスはみられないと述べている。このことから、動物虐待研究の領域では今現在の定説とは言いがたい。ただし、そもそも動物殺傷事案において14歳未満の少年や14歳以上で検挙されていない少年の場合、データとして取得が困難であることから本研究のように研究対象として組上に載ってこないため改めて方法論を検討する必要がある。「病的」型のような単独の未成年による動物殺傷事案で、心理学的な問題を抱える少年に限定すると「卒業仮説」が当てはまる可能性も否めない。これに関連して、未成年の動物虐待と精神疾患との関連で指摘される「素行症」を含めた、いわゆる齋藤・原田 (1999) の発達段階における「DBD (Disruptive Behavior Disorder) マーチ」²との関係も無視できないことから、今後はより詳細な縦断的な前向き研究、特に動物虐待経験の有無を比較するコホート研究が求め

られる。

BNモデルの構築に加えて、感度分析を行った結果、未成年の場合に複数人による犯行となる可能性を示唆した。動物虐待事案に限らず、詐欺や強盗、恐喝、窃盗など多くの罪種で少年犯罪は成人犯罪に比べると共犯率が高い（警察庁, 2021）。また、非行少年の集団に特有の犯罪タイプとして「ヴァンダリズム (vandalism)」が挙げられる。ヴァンダリズムとは、他人の所有物の破壊や落書き、放火といった器物損壊行為を指し、非行少年が集団で遊び半分や悪ふざけの一環として行うものである。この点は、前述した本サンプルの未成年における動機と合致する。動物虐待といった犯罪が器物損壊罪として扱われることがある点も共通している。さらに、本モデルによると、複数人で動物殺害に及ぶ場合はその対象が猫や犬以外に向けられる傾向が示唆された。このヴァンダリズムは、個々人の心理学的問題に起因するというよりも、非行集団の集団力学的な要因が影響しており、遊び半分で様々な動物を対象とすることが多いようである。一方で、本モデルは単独犯の場合に猫を対象とする確率を高めることを示した。単独の少年による場合は前述の「病的」型に該当し、心理学的問題を抱えていることが推測される。この心理学的問題に起因して猫が選定されやすいのか、それとも単に猫が選定しやすい対象であるだけなのかは不明である。また、猫を対象とした場合に遺棄場所として公園が選ばれる傾向があることがBNモデルから判明した。ただし、これに関しては感度分析を行ったところ、「遺棄場所 (公園)」を「あり」「なし」どちらをインスタンス化しても「猫」を対象とする確率が比較的高かったことから、単に公園にいる動物として猫が多いために得られた結果と考えられる。加えて、本モデルを参照すると、この「遺棄場所」ノードは、動物殺害犯「年齢層」や「人数」から「猫」ノードを経由してつながっている連続結合のネットワークとなっている。この場合、BNでは、媒介するノードである「猫」をインスタンス化すると「遺棄場所」ノードを同時にインスタンス化してもその影響は「猫」ノードによってブロックされるため、上位のノードには何ら影響しない。遺棄場所と被害

対象の動物は犯罪捜査において同時に把握することを考えると、被害動物の情報のみが「年齢層」や「人数」を推定するために有効な情報となり、実質「遺棄場所」の情報はあまり有用とは言えないことになる。

犯人像推定の正確性を交差検証によって検討したが、実際に犯人像の分析結果を捜査員に説明する際には、提供した推定結果がどの程度正確であるかが重要となる。したがって、正確性の指標の中でも「適合率」が犯人像推定では最も重要と考えられる。本研究の「代表モデル」を用いて「成人」あるいは「単独犯」と推定した場合に正しく的中した割合（適合率）は95.7%であり、「未成年」あるいは「複数犯」と推定した場合は72.7%であった。したがって、実務上本モデルで推定する際は推定結果によって正確性が異なることを考慮する必要がある。

BNはデータ駆動型によるモデル構築と確率推論によるシミュレーションが特徴である。中丸（1999）によると、科学の目的は、現象の理解・説明・予測・制御にあり、説明の検証のために予測と制御が行われるとされる。このような視点でみると、従来心理学で多用されてきたパス解析やSEMはモデル構築に限定されるため、理解や説明までにとどまる。そのため、本来であれば、構築されたモデルを使って新たな現象を予測するといった検証が必要となるが、そもそもパス解析やSEMにはそのような機能がないため、検証が不可能である。もしかすると、単に手持ちのサンプルによく適合しているだけで過学習を起こしたモデルになってしまっていて、汎化性能がまったくない可能性も否めない。一方で、BNで扱うデータはカテゴリカルに限らず、心理尺度で扱う連続型データについても確率推論のシミュレーションが可能であることから、モデルを構築していくことで現象の理解や説明ができるほか、少なくとも予測を目的とした検証が可能である。特に、犯罪者プロファイリングのように、科学的知見を活用するような科学者—実践者モデルが求められる現場においてBNモデルは有用と言える。

動物虐待は動物福祉の問題に加えて、最近では児童虐待やドメスティックバイオレンスといった対人暴力との関連「LINK」が指摘されて

いる（Ascione, 2001）。また、虐待者の心理学的問題と密接に関連することが否めないものの、我が国の動物虐待研究は、諸外国と比べても極端に少ない。このことから、今後は前述の「卒業仮説」の検証をはじめ、どのような要因が対人暴力と結びつきやすいのか、その発達段階の問題や虐待行為の内容、虐待対象として選定される動物との関連など、詳細な犯罪心理学的検討が求められる。

利益相反

本論文に関して、開示すべき利益相反関連事項はない。

引用文献

- Ascione, F. R. (2001). Animal abuse and youth violence. *Office of Juvenile Justice and Delinquency Prevention*. U.S. Department of Justice.
- Baumgartner, K., Ferrari, S., & Palermo, G. (2008). Constructing Bayesian networks for criminal profiling from limited data. *Knowledge-Based Systems, 21*, 563-572.
<https://doi.org/10.1016/j.knosys.2008.03.019>
- Delgado, R., González, J.L., Sotoca, A., Tibau, XA. (2016). A Bayesian Network Profiler for Wildfire Arsonists. In P. Pardalos, P. Conca, G. Giuffrida, G. Nicosia (Eds) *Machine Learning, Optimization, and Big Data*. MOD 2016. Lecture Notes in Computer Science, 10122.
https://doi.org/10.1007/978-3-319-51469-7_31
- 警察庁(2021). 令和3年の犯罪 警察庁 Retrieved August 20, 2023 from
https://www.npa.go.jp/toukei/soubunkan/R03/pdf/R03_ALL.pdf
- 警察庁(2023). 警察白書 令和4年版 警察庁 Retrieved August 20, 2023 from
<https://www.npa.go.jp/hakusyo/r04/index.html>
- Kellert, S. R., & Felthous, A. R. (1985). Childhood cruelty toward animals among criminals and noncriminals. *Human Relations, 38*, 1113-1129.
<https://doi.org/10.1177/001872678503801202>
- Lockwood, R., & Ascione, F. R. (1998). *Cruelty to animals and interpersonal violence*. West

- Lafayette, Indiana: Purdue University Press.
- 中丸 茂(1999). 心理学者のための科学入門 北大路書房
- 岡江 晃(2013). 宅間守 精神鑑定書—精神医療と刑事司法のはざままで— 亜紀書房
- R Core Team(2023). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Retrieved August 20, 2023 from <https://www.R-project.org/>.
- 齊藤 万比古・原田 謙(1999). 反抗挑戦性障害 精神科治療学, 14, 153-159.
- Scutari, M., & Denis, J. B. (2021). *Bayesian Networks: With examples in R* (2nd ed.). Chapman and Hall/CRC.
- (Marco Scutari(著), Jean-Baptiste Denis(著), 金 明哲(監訳), 財津 亘(訳)(2022). Rと事例で学ぶベイジアンネットワーク (原著第2版) 共立出版)
- Stahlschmidt, S., Tausendteufel, H., & Härdle, W. K. (2011). *Bayesian networks and sex-related homicides*. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2894228>
- 高山 文彦(2001). 「少年A」14歳の肖像 新潮社
- 瀧野 隆浩(1997). 宮崎勤 精神鑑定書—「多重人格説」を検証する— 講談社
- Walters, G. D. (2013). Testing the specificity postulate of the violence graduation hypothesis: Meta-analyses of the animal

- cruelty-offending relationship. *Aggression and Violent Behavior*, 18, 797-802. <https://doi.org/10.1016/j.avb.2013.10.002>
- 財津 亘(2010). ベイジアンネットワークによる連続放火犯の分析 犯罪心理学研究, 47, 1-14. https://doi.org/10.20754/jjcp.47.2_1

脚注

1. 「愛護動物」の定義は、動物愛護管理法第44条にて「牛、馬、豚、めん羊、山羊、犬、猫、いえうさぎ、鶏、いえばと及びあひる」、「人が占有している動物で哺乳類、鳥類又は爬虫類に属するもの」と明記されているが、「人が占有していない猫」などへの殺傷の場合も動物愛護管理法違反で検挙されることから、本研究では「人が占有している動物」に限らなかった。
2. 発達段階が進むとともに「ADHD(Attention Deficit/Hyperactivity Disorder)」→「反抗挑発症／反抗挑戦性障害」→「素行症／素行障害」→「反社会性パーソナリティ障害」といった経緯を示す、破壊的行動障害に関する進行(マーチ)を示したモデル。

—2023年9.20.受稿, 2023年12.1.受理—

付録

データセット dat (動物殺害犯58名×23カテゴリ) についてBNの分析を行った際のRコードは以下のとおりである。

```
library(bnlearn)

### ブラックリストの設定#####
nodes1 <- c("age")
nodes2 <- c("employed", "accomplice")
nodes3 <- c("cat", "dog", "others")
nodes4 a <- c("beating", "smashing", "stamping", "choking", "stabing", "boilingwater", "airgun", "poison",
             "arson", "dismemberment", "tool", "moving", "victim10")
nodes4 b <- c("place_water", "place_road.parking", "place_park", "place_school")

bl2 <- set2blacklist(nodes2)
bl3 <- set2blacklist(nodes3)
bl4 a <- set2blacklist(nodes4 a)
bl4 b <- set2blacklist(nodes4 b)

black <- rbind(
  bl2, bl3, bl4 a, bl4 b,
  tiers2blacklist(list(nodes1, nodes2)),
  tiers2blacklist(list(nodes1, nodes3)),
  tiers2blacklist(list(nodes1, nodes4 a)),
  tiers2blacklist(list(nodes1, nodes4 b)),
  tiers2blacklist(list(nodes2, nodes3)),
  tiers2blacklist(list(nodes2, nodes4 a)),
  tiers2blacklist(list(nodes2, nodes4 b)),
  tiers2blacklist(list(nodes3, nodes4 a)),
  tiers2blacklist(list(nodes3, nodes4 b)),
  tiers2blacklist(list(nodes4 a, nodes4 b)),
  tiers2blacklist(list(nodes4 b, nodes4 a))
)

###BNを用いた交差検証 (LOOCV) #####
k = nrow(dat)
BNmodel <- NULL
pred <- NULL
set.seed(1234) # 「乱数の種」の設定
for(i in 1:k){
  training <- dat[-i,] # 「学習用データ」の準備
  test <- dat[i,] # 「テスト用データ」の準備
  boot <- boot.strength(training, R = 1000,
                        algorithm = "hc",
```

```
algorithm.args = list(score = "aic",
                      blacklist = black)
avg.boot <- averaged.network(boot, threshold = 0.80)
BNmodel <- bn.fit(avg.boot, training,
                 method = "bayes", iss = 1)
pred[i] = predict(BNmodel, node = "age",
                 data = test[,4:23],
                 method = "bayes-lw")
}

(table(dat$age, pred)) #混同行列の算出
```

Offender profiling for animal killing cases using Bayesian Networks

Wataru Zaitso

Mejiro University, Faculty of Psychology

Mejiro Journal of Psychology, 2024 vol.20

[Abstract]

The purpose of this study is to examine the validity of a Bayesian Network (BN) model of animal killing cases toward offender profiling. The BN model is a graphical model using a defined Directed Acyclic Graph and a probability definition such as conditional probability. In this study, first, BN models were automatically constructed on the basis of the training data. The constructed BN models mostly showed that the offenders' age was related to the number of offenders and that the number of offenders was related to the type of animal victim (cat or the other animals except for cat and dog). Furthermore, the data suggest that cat victims were associated with parks as places of abandonment. Second, this study examined the accuracy of inferring an offenders' age and the number of offenders by using a constructed BN model. The results of leave-one-out cross-validation showed that the precision rate for adults was 95.8% and that for underage offenders was 80.0%. This study demonstrates the validity of offender profiling for animal killing cases.

keywords : animal cruelty, animal killers, offender profiling, Bayesian Networks,
LOOCV (leave-one-out cross-validation)