

## 連続事件と単発事件における事件リンク分析の検討

萩野谷俊平\*

### Examining Linkage Analysis in Serial and Non-serial Crimes

Shumpei HAGINOYA\*

A growing body of research indicates that geographical and temporal proximity can be used to discriminate between linked and unlinked crimes. Nevertheless, the question as to whether non-serial crimes affect the accuracy of linking crimes remains unresolved. This problem was investigated by using spatio-temporal proximity, and serial crimes across crime types, as well as the proportion of non-serial crimes in a sample into consideration. Four datasets of crime pairs that varied in the proportion of non-serial crimes (0%, 25%, 50%, 75%) in a sample were developed from 840 serial offences and 630 non-serial offences in Tochigi prefecture of Japan. The power of geographical and temporal proximity for distinguishing between pairs of crimes committed by the same offender (linked pairs) and different offenders (unlinked pairs) was tested using logistic regression analysis and receiver operating characteristic (ROC) analysis. Results indicated that discrimination accuracies of these measures in each dataset were comparable. This suggests that a crime series across multiple crime types can be identified, regardless of the serial, or non-serial structure of a sample.

**key words:** offender profiling, non-serial crime, linkage analysis, logistic regression analysis, receiver operating characteristic analysis

#### 問題と目的

事件リンク分析は、連続発生している事件の中から同一犯による一連の事件を抽出する手法である。実務の分析では、DNA型や指紋などの法科学的資料、および目撃者から得られる犯人の特徴などに加えて、犯罪行動の特徴から犯人の同一性が推定される。

特に、犯罪行動に基づく事件リンクは、「人は複数の状況にわたってある程度一貫した行動を示す」という行動の一貫性 (behavioral consistency) と、「同じ状況においても違う人であれば異なった行動を示す」という行動の識別性 (inter-individual variation) を理論的な前提としている (Woodhams, 2008)。また、近年のパーソナリティ心理学の知見から、行動の一

貫性は、犯行の目的や状況的な特性、過去の学習経験に依存していることが示唆されている (Woodhams, Hollin, & Bull, 2007)。したがって、事件リンク分析では、さまざまな要因の影響下においても一貫性の高い行動に依拠した事件リンクを行うことが重要である。

事件リンク分析は、事例分析と統計分析に大別され (横田・倉石・小野・和智・大塚・渡邊, 2013)、近年の研究では、統計的手法による事件リンクを検討したものが大幅に増加している (Bennell, Mugford, Ellingwood, & Woodhams, 2014; 横田・渡邊・和智・大塚・倉石・藤田, 2015)。これらの研究の多くは、事件リンクの精度を評価するために、同一犯による事件のペア (以下、リンクペア) と異なる犯人による事件のペア (以下、非リンクペア) を判別するモ

\* 栃木県警察本部刑事部科学捜査研究所  
Forensic Science Laboratory, Tochigi Prefectural Police Headquarters, 1-1-20 Hanawada, Utsunomiya-shi, Tochigi 320-8510, Japan

デルを、ロジスティック回帰分析で構築している。

ロジスティック回帰分析による事件リンクの研究は、Bennell & Canter (2002) によって初めて採用された。この研究では、商業施設を対象とする侵入窃盗犯(43名)が取行した事件群のうち、任意に選択した2件が、リンクペアと非リンクペアのいずれかを判別するモデルを、ロジスティック回帰分析により構築した。その結果、犯罪手口(侵入方法、犯行対象、目的物の種類)に比べて事件間の地理的近接性(事件間の直線距離)による判別精度が高いことが示されている。また、その後の侵入窃盗(Bennell, Bloomfield, Snook, Taylor, & Barnes, 2010; Bennell & Jones, 2005; 萩野谷, 2014; Markson, Woodhams, & Bond, 2010; Tonkin, Woodhams, Bull, Bond, & Santtila, 2012c), 自動車盗(Davies, Tonkin, Bull, & Bond, 2012; Tonkin, Grant, & Bond, 2008), 強盗(Burrell, Bull, & Bond, 2012; Woodhams & Toye, 2007)を対象とした研究においても、Bennell & Canter (2002)と同様に地理的近接性について高い判別精度が報告されている。

地理的近接性と同程度の高い精度を示す指標として、事件間の時間的な近接性がある。地理的近接性に加えて時間的近接性についても事件リンクへの有効性を検討したMarkson et al. (2010)は、ロジスティック回帰分析の結果、時間的近接性が地理的近接性と同程度の高い精度であることを示している。また、地理的近接性と同様に、時間的近接性についても他の複数の研究において比較的高い精度が報告されている(Burrell et al., 2012; Davies et al., 2012; Tonkin, Santtila, & Bull, 2012a)。

しかしながら、こうしたロジスティック回帰分析を用いた研究の多くに共通する課題として、分析に使用するデータが連続事件のみで構成されていることがあげられる。過去に連続事件のみに基づく検討を行った研究では、より実務の分析に近い条件での検討を行うために、単発事件を含めたサンプルに基づく研究の必要性を提起している(Bennell & Canter, 2002; Goodwill & Alison, 2006; Woodhams & Labuschagne, 2012)。現実場面では、犯行が単発に終わる被疑者と連続犯行に及ぶ被疑者の両方が混在しており、現実の分析場面に近い条件下での事件リンクを検討するためには、連続事件のみの事件群だけではなく、連続事件と単発事件の両方が含まれたサンプルに基づく検証も必要といえよう。

この課題を検討した先行研究としては、Tonkin et al. (2012a)があげられる。この研究では、フィンランドの首都圏地域(Greater Helsinki)における侵入窃盗事件について、連続事件と単発事件の両方を含むサンプルを分析に使用し、モデルの構築と検証を行った。その結果、サンプルに単発事件を含めた場合のリンクペアと非リンクペアの判別精度は、連続事件のみのサンプルで算出した精度と同様に高く、両者の精度には差が認められなかったことを報告している。しかしながら、Tonkin et al. (2012a)が行った分析には、以下に述べる2つの課題がある。

1つ目は、Tonkin et al. (2012a)の研究が侵入窃盗事件のみを対象として行われた点である。前述のとおり、地理的・時間的近接性による事件リンクの有効性を示した多くの研究は、特定の罪種<sup>1)</sup>を対象として行われている。

しかしながら、現実の分析場面では、複数の罪種にまたがった連続事件が対象となる場合もあることから、近年の研究では、罪種が異なる事件ペアのリンクも検討されている(Tonkin, Woodhams, Bull, & Bond, 2012b; Tonkin, Woodhams, Bull, Bond, & Palmer, 2011)。これらの研究では、地理的・時間的近接性を説明変数として、英国の罪種分類に基づき、罪種が異なる事件ペアにおけるリンクペアと非リンクペアの判別精度を、同一罪種の事件ペアにおける判別精度と比較した。その結果、罪種が同じであるか否かにかかわらず、同程度の精度で有意な予測モデルが構築され、地理的・時間的近接性による事件リンクが可能なが示されている。加えて、日本の侵入盗における犯罪種別(空き巣、忍込み、出店荒しなど)の一貫性を検討した渡辺(1982)は、1つの罪種を一貫して反復する傾向がある被疑者が全体の半数にも満たなかったことを報告している。

以上のことから、単発事件を含めた事件リンク分析の検討においても、複数の罪種にまたがって一連の犯行に及んだ被疑者を含める必要があると考えら

<sup>1)</sup> 警察庁の犯罪統計書による罪種分類では、とくに犯行態様の異なる複数の犯罪が含まれる罪種(窃盗、強盗など)について、手口分類(たとえば、空き巣、忍込みなど)を採用している。したがって、本研究においても犯行態様の異なる犯罪を区別して扱うために、警察庁の定義における罪種分類に加えて、手口分類に含まれる項目も「罪種」として扱うこととした。

れる。

Tonkin et al. (2012a) の研究における 2 つ目の課題は、サンプルに含む連続事件と単発事件の比率を 3:1 に設定したことである。Tonkin et al. (2012a) は、この比率を採用した根拠として、先行研究 (Bennell & Canter, 2002; Goodwill & Alison, 2006) が侵入窃盗において連続事件に比べて単発事件の発生がまれであると述べていること、および連続事件と単発事件の構成比率を示した文献が見当たらないことをあげている。しかしながら、連続事件に比べて単発事件の発生がまれであるという Bennell & Canter (2002) と Goodwill & Alison (2006) の主張は、いずれも非行少年を対象とした Hinderlang, Hirschi, & Weis (1981) の調査を引用したものであり、比較的古い断片的な知見に基づく主張と言わざるを得ない。また、サンプルに含まれる単発事件が結果に与える影響は、その比率が大きいほど影響度も大きく、反対に比率が小さいほど影響度も小さくなると考えられる。

以上のことから、Tonkin et al. (2012a) が用いた単発事件の比率は十分な根拠に欠けており、サンプルに含まれる単発事件の比率が小さく設定されたことで、単発事件が結果に与える影響を過小評価した可能性がある。したがって、単発事件が事件リンクの精度に与える影響をより妥当性の高い方法で検証するためには、分析に用いるサンプルにおいて、連続事件と単発事件の比率が同じである場合や、単発事件の比率が大きい場合についても同時に検討する必要があると考えられる。

以上の背景を踏まえて、本研究では、単一罪種または複数の罪種を対象とした連続事件、および単発事件のデータを含むサンプルを収集し、分析サンプルにおける単発事件の比率について複数の段階を設定することで、地理的・時間的な事件リンクの精度に単発事件が与える影響を包括的に検討することを目的とした。

## 方 法

### データ

2010 年から 2014 年の間に、栃木県で犯行に及び検挙された連続犯 420 名による 1290 件と、単発犯 1883 名による 1883 件の事件に関する資料を収集した。複数犯による事件の場合、事件の重複を避けるために主犯（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。連続犯における被疑者ごとの犯行件数は、2~36 件（平均: 3.0, 標準偏差: 2.7）であり、複数の罪種にまたがって犯行に及んだ者は 178 名 (42.4%) であった。

連続事件については、複数の先行研究が採用している方法 (Bennell et al., 2014) に従って、被疑者ごとに 2 件ずつの事件をランダムに抽出した計 840 件を分析に使用した。この手続きは、犯行件数が多い被疑者の行動特徴が過度に結果に反映されることを避けるために必要なものと考えられる。単発事件については、前記の 1883 件からランダムに抽出した 630 件を使用した。分析に用いた 1470 件における罪種の構成を Table 1 に示す。

本研究では、サンプルに含まれる単発事件の比率について段階的な検討をするため、Table 2 に示す 4

Table 1 事件データの罪種の構成

罪種	件数	罪種	件数
殺人	2	乗り物盗	
強盗		自動車盗	11
住宅強盗	2	オートバイ盗	1
コンビニ強盗	5	自転車盗	45
その他の店舗強盗	1	乗り物盗その他	2
侵入強盗その他	1	非侵入盗	
路上強盗	5	職権盗	1
非侵入強盗その他	1	買物盗	5
放火	6	訪問盗	1
強姦	2	払出盗	12
強制わいせつ	23	ひったくり	5
公然わいせつ	8	すり	4
暴行	94	置引き	28
傷害	78	車上ねらい	36
脅迫	8	部品ねらい	4
恐喝	15	脱衣場ねらい	1
侵入盗		自動販売機ねらい	9
空き巣	46	色情ねらい	39
忍込み	11	工事場ねらい	5
金庫破り	3	万引き	637
官公署荒し	6	職場ねらい	14
学校荒し	3	同居ねらい	5
病院荒し	1	さい銭ねらい	11
給油所荒し	4	非侵入盗その他	80
事務所荒し	16	名誉毀損	2
出店荒し	19	死体遺棄	1
工場荒し	5	逮捕監禁	3
更衣室荒し	2	略取誘拐	1
倉庫荒し	7	器物損壊	60
侵入窃盗その他	22	建造物等損壊	3
		住居侵入	46
		迷惑防止条例	2

Table 2 分析に用いたデータセット

	連続事件	単発事件	単発事件の割合
DS1	840 (420)	0 ( 0)	0%
DS2	630 (315)	210 (210)	25%
DS3	420 (210)	420 (420)	50%
DS4	210 (105)	630 (630)	75%

Note. ( )内は人数

つのデータセット（以下、DSとする）を作成した。

DS2, 3, 4では、連続事件は前記の420名から、単発事件は前記の630名から、それぞれランダムに抽出したデータを用いた。4つのDSごとに、総当たりの事件の組み合わせから、105組のリンクペアと105組の非リンクペアをランダムに抽出した。各データセットを構成する同一罪種の事件ペアの比率は、リンクペアがいずれも50%以上(DS1: 63.8%, DS2: 66.7%, DS3: 57.1%, DS4: 61.0%), 非リンクペアがいずれも40%未満(DS1: 9.5%, DS2: 12.4%, DS3: 25.7%, DS4: 31.4%)であった。すべての事件ペアについて、現場の座標から事件間の直線距離を算出し、地理的近接性の指標とした。また、発生日から算出した事件間の日数間隔を算出し、時間的近接性の指標とした。

### 手続き

各DSのリンクペアおよび非リンクペアにおける地理的・時間的近接性の違いを検討するため、Friedman検定を実施した。Friedman検定は、対応がある3条件以上の中央値の比較に用いられるノンパラメトリック検定である(岡, 1990)。本研究のデータは、4つのDSについて2種類の事件ペア(リンクペア・非リンクペア)が含まれることから、地理的近接性と時間的近接性のそれぞれについて、8条件の検定を実施することとなる。また、本研究が用いたDSは、いずれも同じ被疑者のサンプルから抽出した対応のあるデータであり、DS1の非リンクペアにおける地理的近接性を除いたすべての条件において、Kolmogorov-Smirnov検定により有意( $p < .05$ )に正規分布とはいえないことが確認されていることから、Friedman検定の実施が妥当と考えられる。

次に、各DSについてリンクペアと非リンクペアを判別するモデルの構築と検証を行った。本研究では、構築したモデルの交差検証を目的として、DSごとに、105組のリンクペアからランダムに抽出し

た52組のデータをモデル構築に使用し、残りの53組をモデルの検証データとして使用した。同様に、非リンクペアについても、ランダムに抽出した52組をモデル構築に使用し、残りの53組をモデルの検証に使用した。各DSについて、リンクペアと非リンクペアを判別するモデルをロジスティック回帰分析により構築した。分析は、地理的近接性と時間的近接性の2変数について、それぞれ、1変数のみを説明変数に用いた場合と、 $p$ 値の5%を基準とした変数増減法による変数選択を行った場合の3通りの分析をDSごとに実施し、計12モデルを構築した。

最後に、構築した予測モデルを検証データに適用し、各モデルの精度を評価した。精度評価では、ROC分析(Receiver Operating Characteristic analysis)によって算出されるROC曲線下の面積(AUC: Area Under the Curve)を用いた。AUCは、陽性・陰性の2値からなる目的変数の予測精度を包括的に評価する指標であり、ロジスティック回帰分析による事件リンク分析の研究で多く用いられている指標である。ROC分析では、データの真陽性率(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、ROC曲線が作図される。このとき、 $1$ (真陽性率) $\times$  $1$ (偽陽性率)の正方形の面積に対する曲線下の面積の割合として得られるAUCは、すべての閾値の判別の中率を集約してモデルの予測精度を評価することができる。加えて、モデル間の予測精度の比較も、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。また、最適な判別基準を選択する指標としてYouden indexを採用し、検証データについて予測モデルによる判別の中率を算出した。Youden indexは真陽性率と偽陽性率の差の最大値であり、Youden indexに対応する閾値は、しばしば最適な判別基準として採用される(Krzanowski & Hand, 2009)。

なお、事件間の直線距離の算出は、「ゼンリン電子地図帳Zi16(ゼンリン)」、ロジスティック回帰分析およびROC分析は、「エクセル統計2010(社会情報サービス)」により実施した。

## 結 果

## Friedman 検定

Friedman 検定の結果、地理的近接性 ( $\chi^2(7)=402.23$ ,  $n=105$ ,  $p<.001$ ) および時間的近接性 ( $\chi^2(7)=432.45$ ,  $n=105$ ,  $p<.001$ ) において有意な結果が得られた。Scheffe の方法による多重比較の結果を Table 3 に示す。Table 3 から、DS 間のリンクペアの比較、および DS 間の非リンクペアの比較では、有意差はみられなかった。また、すべての DS について、非リンクペアに比べてリンクペアの地理的・時間的近接性が有意に高いことが示された ( $p<.001$ )。

## ロジスティック回帰分析

ロジスティック回帰分析により構築したすべてのモデルについて、尤度比検定の結果から、有意なモデルが構築されていた (Table 4)。寄与率 ( $R^2$ ) の比較から、地理的近接性と時間的近接性をそれぞれ単独で予測に用いたモデルについて、各 DS で近いレベルの値が得られた (0.50-0.69)。また、混合モデルについて、1 変数のみを説明変数に用いた場合に比べて高い寄与率が得られた (0.76-0.86)。

なお、混合モデルにおける地理的近接性と時間的近接性の相関係数は、いずれも太郎丸 (2005) が多重共線性の問題が生じる目安として提示している基準

値 (0.70) を下回っていた。

## ROC 分析

ROC 分析の結果を Table 5 に示す。Hosmer, Lemeshow, & Sturdivant (2013) は、AUC の評価基準として、0.7 から 0.8 の間を許容レベル、0.8 から 0.9 の間を良レベル、0.9 以上を最良レベルとしている。この基準に従えば、すべてのモデルにおいて AUC は最良レベル (0.90-0.99) であった。

検証データに対する判別の中率では、1 変数のみを説明変数に用いた場合 (0.85-0.92) に比べて混合モデルにおいてやや高い値が得られた (0.91-0.95)。

## 考 察

本研究では、地理的・時間的な事件リンクの精度に単発事件が与える影響を、単一罪種または複数の罪種を対象とした連続事件を含むサンプルで検討するとともに、サンプルに含まれる単発事件の比率によって事件リンクの精度に差があるかを検討した。

Friedman 検定において非リンクペアに比べてリンクペアの地理的・時間的近接性が有意に高かったこと、ロジスティック回帰分析により、すべての条件で有意なモデルが構築されたことから、すべての DS において地理的・時間的近接性による事件リンクが可能であることが示唆された。また、AUC は

Table 3 データセットごとのリンクペア・非リンクペアにおける地理的・時間的近接性と多重比較

地理的近接性 (km)			時間的近接性 (日)		
条件 1 (中央値)	条件 2 (中央値)	$\chi^2$	条件 1 (中央値)	条件 2 (中央値)	$\chi^2$
DS1/L (1.16)	DS2/L (1.27)	0.01	DS1/L (19)	DS2/L (15)	0.24
DS1/L (1.16)	DS3/L (0.85)	0.44	DS1/L (19)	DS3/L (10)	0.69
DS1/L (1.16)	DS4/L (1.18)	0.06	DS1/L (19)	DS4/L (10)	0.38
DS2/L (1.27)	DS3/L (0.85)	0.34	DS2/L (15)	DS3/L (10)	1.75
DS2/L (1.27)	DS4/L (1.18)	0.02	DS2/L (15)	DS4/L (10)	1.24
DS3/L (0.85)	DS4/L (1.18)	0.18	DS3/L (10)	DS4/L (10)	0.04
DS1/UL (27.33)	DS2/UL (24.76)	0.32	DS1/UL (548)	DS2/UL (512)	0.00
DS1/UL (27.33)	DS3/UL (25.73)	0.12	DS1/UL (548)	DS3/UL (599)	0.02
DS1/UL (27.33)	DS4/UL (24.70)	0.43	DS1/UL (548)	DS4/UL (562)	0.18
DS2/UL (24.76)	DS3/UL (25.73)	0.05	DS2/UL (512)	DS3/UL (599)	0.02
DS2/UL (24.76)	DS4/UL (24.70)	0.01	DS2/UL (512)	DS4/UL (562)	0.18
DS3/UL (25.73)	DS4/UL (24.70)	0.10	DS3/UL (599)	DS4/UL (562)	0.32
DS1/L (1.16)	DS1/UL (27.33)	104.69***	DS1/L (19)	DS1/UL (548)	101.16***
DS2/L (1.27)	DS2/UL (24.76)	95.05***	DS2/L (15)	DS2/UL (512)	91.49***
DS3/L (0.85)	DS3/UL (25.73)	111.47***	DS3/L (10)	DS3/UL (599)	115.52***
DS4/L (1.18)	DS4/UL (24.70)	96.43***	DS4/L (10)	DS4/UL (562)	123.22***

\*\*\*  $p<.001$ .

Note. L=リンクペア, UL=非リンクペア

Table 4 ロジスティック回帰分析の結果

モデル	OR	95%CI	尤度比	Nagelkerke's R <sup>2</sup>
地理的近接性 (km)				
DS1	0.86	0.81-0.91	72.91***	0.67
DS2	0.86	0.80-0.92	60.45***	0.59
DS3	0.88	0.84-0.93	50.68***	0.51
DS4	0.82	0.75-0.89	71.54***	0.66
時間的近接性 (日)				
DS1	0.99	0.99-1.00	48.35***	0.50
DS2	0.99	0.99-0.99	74.60***	0.68
DS3	0.99	0.99-1.00	69.70***	0.65
DS4	0.99	0.99-0.99	76.13***	0.69
混合モデル				
DS1	地理: 0.86	地理: 0.81-0.92	96.30***	0.81
	時間: 0.99	時間: 0.99-1.00		
DS2	地理: 0.84	地理: 0.76-0.92	107.82***	0.86
	時間: 0.99	時間: 0.98-0.99		
DS3	地理: 0.90	地理: 0.85-0.96	87.28***	0.76
	時間: 0.99	時間: 0.99-1.00		
DS4	地理: 0.86	地理: 0.78-0.94	100.94***	0.83
	時間: 0.99	時間: 0.99-1.00		

Table 5 ROC 分析の結果

説明変数	AUC	95%CI	的中率
地理的近接性 (km)			
DS1	0.90***	0.85-0.96	0.85
DS2	0.93***	0.89-0.98	0.86
DS3	0.97***	0.94-1.00	0.91
DS4	0.94***	0.89-0.98	0.86
時間的近接性 (日)			
DS1	0.97***	0.94-0.99	0.90
DS2	0.93***	0.88-0.97	0.87
DS3	0.96***	0.92-0.99	0.92
DS4	0.98***	0.95-1.00	0.92
混合モデル			
DS1	0.97***	0.94-1.00	0.95
DS2	0.97***	0.94-1.00	0.91
DS3	0.99***	0.98-1.00	0.95
DS4	0.99***	0.97-1.00	0.94

\*\*\* $p < .001$ .

Note. 的中率=Youden index に基づく判別的中率

いずれも最良レベルであり、判別の中率も高い値 (0.85~0.95) であったことから、連続事件のみに基づいて行われた先行研究 (Bennell & Canter, 2002; Bennell & Jones, 2005; Burrell, Bull, & Bond, 2012; Davies et al., 2012; 萩野谷, 2014; Markson et al., 2010; Tonkin et al., 2008, 2011, 2012a, 2012b, 2012c; Woodhams & Toye, 2007) と同様に高い精度が示された。

また、混合モデルにおける AUC と判別の中率が

1 変数のみを説明変数に用いた場合に比べて高かったことから、地理的近接性と時間的近接性を組み合わせることで精度が向上する可能性が示唆された。

分析サンプルにおける単発事件の比率と地理的・時間的近接性による事件リンクの精度との関連については、リンクペア間および非リンクペア間でのいずれの組み合わせにおいても Friedman 検定で有意差が見られなかったこと、および、各 DS の AUC と判別の中率において単発事件の比率の変動にもなう値の変化がほとんど認められなかったことから、サンプルに含まれる単発事件の比率は事件リンクの精度に影響しないことが示された。

事件リンクに関する先行研究では、特定罪種における連続事件の地理的・時間的近接性の有効性を示したが、本研究においては、異なる罪種における連続事件や単発事件を含む場合においても同様の結果が得られており、地理的・時間的近接性の頑健性、汎用性が示された。しかしながら、その成果は栃木県という 1 地域のみにおいて見出されたものであることから、今後は他の地域における事件データを用いた追試が必要である。なかでも、栃木県とは人口密度や公共交通機関の整備状況などの特性が異なる都市部の地域を対象とした検討を行うことが重要と考えられる。

本研究では、単発事件が事件リンクの精度に与え

る影響について、先行研究において高い有効性が示されている地理的・時間的近接性を用いた検討を行った。一方で、実際の分析では、こうした時空間的な情報だけでなく、現場での犯人の行動や周辺環境、被害者の特徴といった多様な情報が利用される。したがって、本研究が示した地理的・時間的近接性に基づく事件リンクは、分析者が他の利用可能な情報を用いてより精密なリンクを行う際の基礎的な情報として活用されることが望ましいといえよう。このような活用場面を考慮すれば、時空間情報に基づく予測モデルについては、分析の初期段階で連続事件の可能性のある事件をできるだけ多く抽出するために、真陽性率の高さを優先した閾値の選択もありえるだろう。同時に、今後は、より精度の高い事件リンクの予測モデルを構築することも重要である。そのためには、時空間情報以外の変数についても単発事件を含めた検討を行う必要があると考えられる。時空間情報以外の変数については、前述の Tonkin et al. (2012a) が、地理的・時間的近接性に加えて犯罪手口（侵入方法、犯行対象など）についても、単発事件を含めたサンプルによる事件リンクを検討している。この研究では、いずれの変数についても単発事件が事件リンクの精度に影響しない可能性を示している。しかしながら、現状において、こうした研究は、英国の侵入窃盗を対象とした Tonkin et al. (2012a) のみであることから、今後は、他の罪種や地域を対象とした研究を行う必要があるだろう。

本研究で行った単発事件を含むサンプルに基づく検討は、より現実の分析場面に近い条件において事件リンクの精度を検証することを目指すものである。現実に近い条件を目指す上では、単発事件と同様に分析サンプルに含まれるべき事件として、未解決事件があげられる。本研究が用いたデータと同様に、これまでに行われた事件リンク分析に関する研究の多くは、解決済みの事件のみに基づいて行われている (Bennell & Canter, 2002; Bennell & Jones, 2005; Burrell et al., 2012; Davies et al., 2012; 萩野谷, 2014; Markson et al., 2010; Tonkin et al., 2008, 2011, 2012a, 2012c)。しかしながら、実務の分析で対象となる事件群は、それらのすべて、または一部が未解決事件である。したがって、単発事件と同様に、未解決事件をサンプルを含めた検討が必要であろう。これま

で未解決事件をサンプルを含めた事件リンクの研究としては、地理的・時間的近接性によるリンクを検討した Tonkin et al. (2012b) があげられる。Tonkin et al. (2012b) は、前述の Tonkin et al. (2011) が見出した「連続事件が同一罪種のものか複数の罪種にまたがったものかにかかわらず地理的・時間的近接性によって同レベルの精度でリンクされる」という知見について、DNA 型によってリンクされた未解決事件を含むサンプルを用いた再検証を行った。その結果、Tonkin et al. (2011) と同様に罪種が同一か否かにかかわらず同程度の精度で事件をリンクできることが示されたが、未解決事件を含むサンプルで得られた精度は Tonkin et al. (2011) が示した精度に比べて低い傾向がみられた。この結果から、Tonkin et al. (2012b) は、解決事件のみに基づく検討が事件リンクの精度を過大に評価する可能性を指摘している。したがって、今後は事件リンクの精度に対する単発事件の影響についても、DNA 型などの法科学的資料でリンクされている未解決事件をサンプルを含めた検討が求められるであろう。

近年活発に行われているロジスティック回帰分析を用いた事件リンクの研究については、その成果をどういった形で現場へ提供するかという問題についても検討が必要である。成果を現場へ提供する方法には、たとえば、研究で構築した予測モデルをアルゴリズムとして捜査支援プログラムを開発する方法や、予測モデルの推定規則を分析者への研修資料としてまとめる方法などが考えられる。この問題に関わる先行研究としては、Bennell et al. (2010) があげられる。この研究では、ロジスティック回帰分析で構築した予測モデルによるリンクペアと非リンクペアの判別精度を、大学生と警察職員による判別精度と比較しており、回帰モデルによる判別精度が人による精度を上回ったことを示している。したがって、Bennell et al. (2010) の結果からは、研究成果に基づくプログラム開発を行う方が、より有効な研究成果の提供方法である可能性が考えられる。しかしながら、Bennell et al. (2010) が分析の説明変数として用いた変数は、犯罪手口（侵入方法、犯行対象、目的物）と地理的近接性（白地図上にプロットした犯行地点、ペアごとの事件間の直線距離）のみである。一方で、前述のとおり、実務で行う事件リンクではより多様で詳細な情報が分析に利用される。な

かでも、地理的近接性と同様に事件リンクにおいて重要な変数である時間的近接性を用いていないことは大きな課題である。Bennell et al. (2010) の実験に参加した警察職員から事件リンクの判断における時間的な情報の重要性が述べられていることから、今後は、時間的近接性を含めたより多くの説明変数を用いた検討を行う必要があると考えられる。

事件リンク分析に関する研究は、この10年余りの間に大幅な増加を見せているが<sup>3</sup>(Bennell et al., 2014)、現状では、それらの成果が分析実務へ直接的に活用されているとは言い難い。実際に、日本の実務場面では、事件リンク分析の多く(80%)が事例分析を用いており、統計分析を用いたケース(4%)は非常に少ない(横田他, 2013)。しかしながら、横田他(2015)は、こうした事例分析と併用して、手続きの明確さや客観性、結果の再現性の観点から、統計的な手法を発展させた事件リンク分析を行うことで、より精度の高い結果が得られる可能性を指摘している。したがって、今後も、先行研究での検討が不十分な行動特徴による事件リンクの有効性、サンプルの特性(地域、罪種、連続・単発、解決・未解決など)と事件リンクの精度の関連、さらには成果の活用方法を含めた幅広い研究が実施されることで、事件リンク分析の客観性と精度を高めていくことが期待される。

## 引用文献

- Bennell, C., Bloomfield, S., Snook, B., Taylor, P., & Barnes, C. 2010 Linkage analysis in cases of serial burglary: Comparing the performance of university students, police professionals, and a logistic regression model. *Psychology, Crime & Law*, **16**, 507-524.
- Bennell, C., & Canter, D. V. 2002 Linking commercial burglaries by modus operandi: Tests using regression and ROC analysis. *Science and Justice*, **42**, 153-164.
- Bennell, C., & Jones, N. J. 2005 Between a ROC and a hard place: A method for linking serial burglaries by modus operandi. *Journal of Investigative Psychology and Offender Profiling*, **2**, 23-41.
- Bennell, C., Mugford, R., Ellingwood, H., & Woodhams, J. 2014 Linking crimes using behavioural clues: Current levels of linking accuracy and strategies for moving forward. *Journal of Investigative Psychology and Offender Profiling*, **11**, 29-56.
- Burrell, A., Bull, R., & Bond, J. 2012 Linking personal robbery offences using offender behaviour. *Journal of Investigative Psychology and Offender Profiling*, **9**, 201-222.
- Davies, K., Tonkin, M., Bull, R., & Bond, J. W. 2012 The course of case linkage never did run smooth: A new investigation to tackle the behavioural changes in serial car theft. *Journal of Investigative Psychology and Offender Profiling*, **9**, 274-295.
- Goodwill, A. M., & Alison, L. J. 2006 The development of a filter model for prioritising suspects in burglary offences. *Psychology, Crime & Law*, **12**, 395-416.
- 萩野谷俊平 2014 住居を対象とする侵入窃盗の事件リンク分析 応用心理学研究, **40**, 45-53.
- Hindelang, M. J., Hirschi, T., & Weis, J. G. 1981 *Measuring Delinquency*. Beverly Hills: Sage Publications.
- Hosmer Jr, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. 2013 *Applied Logistic Regression*. Hoboken, NJ: Wiley.
- Krzanowski, W. J., & Hand, D. J. 2009 *ROC Curves for Continuous Data*. Boca Raton, FL: CRC Press.
- Markson, Woodhams, & Bond 2010 Linking serial residential burglary: Comparing the utility of modus operandi behaviours, geographical proximity, and temporal proximity. *Journal of Investigative Psychology and Offender Profiling*, **7**, 91-107.
- 岡 直樹 1990 質のデータの検定法 森 敏昭・吉田 寿夫(編著) 心理学のためのデータ解析テクニカルブック 北大路書房. pp. 176-216.
- 太郎丸博治 2005 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.
- Tonkin, M., Grant, T., & Bond, J. W. 2008 To link or not to link: A test of the case linkage principles using serial car theft data. *Journal of Investigative Psychology and Offender Profiling*, **5**, 59-77.
- Tonkin, M., Santtila, P., & Bull, R. 2012a The linking of burglary crimes using offender behaviour: Testing research cross-nationally and exploring methodology. *Legal and Criminological Psychology*, **17**, 276-293.
- Tonkin, M., Woodhams, J., Bull, R., & Bond, J. W. 2012b Behavioural case linkage with solved and unsolved crimes. *Forensic Science International*, **222**, 146-153.
- Tonkin, M., Woodhams, J., Bull, R., Bond, J. W., & Palmer, E. J. 2011 Linking different types of crime using geographical and temporal proximity. *Criminal Justice and Behavior*, **38**, 1069-1088.
- Tonkin, M., Woodhams, J., Bull, R., Bond, J. W., & Santtila, P. 2012c A comparison of logistic regression and classification tree analysis for behavioural case linkage. *Journal of Investigative Psychology and Offender Profiling*, **9**, 235-258.
- 渡辺昭一 1982 侵入窃盗犯の犯罪手口に関する研究:  
1. 中種別犯罪手口の反復性について 科学警察研究所報告(法科学編), **35**, 48-55.
- Woodhams, J. 2008 *Juvenile Sex Offending: An Investigative*

- Perspective* (Unpublished doctoral dissertation). University of Leicester, Leicester, UK.
- Woodhams, J., Hollin, C. R., & Bull, R. 2007 The psychology of linking crimes: A review of the evidence. *Legal and Criminological Psychology*, **12**, 233-249.
- Woodhams, J., & Labuschagne, G. 2012 A test of case linkage principles with solved and unsolved serial rapes. *Journal of Police and Criminal Psychology*, **27**, 85-98.
- Woodhams, J., & Toye, K. 2007 An empirical test of the assumptions of case linkage and offender profiling with serial commercial robberies. *Psychology, Public Policy, and Law*, **13**, 59-85.
- 横田賀英子・倉石宏樹・小野修一・和智妙子・大塚祐輔・渡邊和美 2013 犯罪者プロファイリングの評価方法に関する研究 1—分析の正確性に影響する要因に関する検討— 犯罪心理学研究, **51** (特別号), 176-177.
- 横田賀英子・渡邊和美・和智妙子・大塚祐輔・倉石宏樹・藤田悟郎 2015 連続性犯罪の事件リンク分析 心理学研究, **86**, 209-218.

(受稿: 2015.9.9; 受理: 2016.4.13)

---