

# ベイジアンネットワークを用いた 白質病変を含む交通事故要因の検討

浅川 大<sup>1</sup>・倉内 文孝<sup>2</sup>・朴 啓彰<sup>3</sup>・杉浦 聡志<sup>4</sup>

<sup>1</sup>学生会員 岐阜大学大学院 工学研究科社会基盤工学専攻 (〒501-1193 岐阜市柳戸1-1)

E-mail: dobokut3121002@edu.gifu-u.ac.jp

<sup>2</sup>正会員 岐阜大学教授 工学部社会基盤工学科 (〒501-1193 岐阜市柳戸1-1)

E-mail: kurauchi@gifu-u.ac.jp

<sup>3</sup>正会員 高知工科大学客員教授 (〒782-0003 高知県香美市土佐山田町宮ノ口185)

E-mail: park.kaechang@kochi-tech.ac.jp

<sup>4</sup>正会員 岐阜大学研究員 工学部社会基盤工学科 (〒501-1193 岐阜市柳戸1-1)

E-mail: sugi\_s@gifu-u.ac.jp

本稿は、朴らが進めている大脳白質病変と交通事故あるいはヒヤリ・ハットとの関係性を統計的に導く研究の一環である。ここでは、交通事故が様々な運転環境・運転車の状態、個人特性が重なることで発生しやすくなると考え、属性の相互作用を考慮可能なベイジアンネットワークを用いることによって交通事故経験率が高い個人属性の組み合わせを抽出した。その結果を用いることによって、その個人属性に該当する人に対して免許の返納を進めることや、移送サービスの利用のための判断基準とすることなどにより、潜在的に危険なドライバーの運転を抑制する対策を講じることができると考えられる。

**Key Words :** Bayesian Network, Leukoaraiosis, Traffic Accident Factors

## 1. はじめに

平成5年度以降、インフラ整備やエアバッグなどの安全装備の充実をはじめとした交通事故対策が進められてきたことが功を奏し、交通事故死者数は減少傾向にある。しかしながら、交通事故の死者の状況を年齢別で比較すると65歳以上のドライバー事故死亡者の割合は増大傾向にあり、平成24年度には、過去最高の51.3%に達している<sup>1)</sup>。これは加齢とともに状況判断能力、運動能力が低下することが原因にあげられ、他の年代と比較して事故を起こしやすい要素を含むドライバーの割合が高いことが予想される。今後も増加する高齢者人口を踏まえれば、事故減少のためにはこのような危険なドライバーに対する交通対策は急務である。事故を起こしやすいドライバーまたはその要因を抽出することができれば、その属性にあった交通対策を講じることが可能になる。たとえば免許の返納を進めることや、移送サービスの利用資格の判断基準とすることが考えられる。交通事故と個人属性については財団法人交通事故総合分析センターなどに多くの先行研究が蓄積されている<sup>2)3)</sup>が、事故を起こしやすい高齢ドライバーを抽出しようとしたとき、年齢以外

の個人属性による影響ををどのように考慮するかが課題となる。朴らは運転者の高齢者の個人属性と事故の関係を分析するために脳の状態に注目した<sup>4)</sup>。交通事故の発生と脳の状態には関係があると仮定して、MRIで直接脳を調べることで、交通事故に関わる高齢ドライバーの脳内特微量の一つを抽出した<sup>5)</sup>。具体的には、加齢による脳の異変である大脳皮質下白質病変（以下、白質病変）に注目し、交通事故、特に交差点事故との有意な相関性を見出した。白質病変 (leukoaraiosis: LA) とは、微細な髄質動脈網の動脈硬化や神経軸索の脱髄変性などによって生じた細胞レベルの隙間のことである。年齢と共に出現頻度は増え、広範囲の白質病変は脳卒中の再発や認知症の発症に有意の関連性があることが報告されている<sup>6)</sup>。朴らは、ロジスティック回帰分析を用いて、交差点事故とLAの関係性を導いているが<sup>7)</sup>、ロジスティック回帰分析では説明変数の尺度や分布型には限定されない一方、変数間の関係は考慮できない。本稿では、交通事故は様々な運転環境・運転者の状態、個人特性が重なることで発生しやすくなると考え、属性の重なりを考慮した条件付の事故確率の分析を用いることにした。そこで条件付の確率事象を取り扱えるベイジアンネットワークを

用いて、事故形態ごとに事故を起こしやすいドライバーの抽出を試みる。ベイジアンネットワークは、変数間の条件付確率をリンクとノードで構成される図として表すことができる手法である。筆者が知る限り、ベイジアンネットワークを用いて、脳ドックデータの情報を含む個人属性の組み合わせが事故率に与える影響を分析した知見はない。この手法を用いることにより、LAを含む個人属性と交通事故あるいはヒヤリ・ハットとの関係性をベイジアンネットワークにより分析し、定量的に把握することを試みる。

## 2. 研究方法

### (1) 使用するデータ

本稿で使用するデータは高知県検診クリニックの脳ドック受診者のうち、追加で行ったアンケート調査への協力を了承した者を対象にしている。被験者数は、2010年8月から収集した5,146名である。データの概要を以下に述べる。

#### a) LA：大脳皮質下白質病変

LAは、大脳に発生する細胞レベルの隙間のことであり、脳卒中の発症や再発、認知機能障害、抑うつ状態などと関連することが知られている<sup>7)</sup>。データの収集方法

表-1 深部皮質下白質病変の判断基準<sup>9)</sup>

| Shinoharaら2007（一部改変） |                     |
|----------------------|---------------------|
| グレード0<br>(LA=0)      | 無し                  |
| グレード1<br>(LA=1)      | 直径3mm未満の点状病変        |
| グレード2<br>(LA=2)      | 直径3mm以上の斑状の病変       |
| グレード3<br>(LA=3)      | 境界不鮮明な融合傾向を示す病変     |
| グレード4<br>(LA=4)      | 融合して白質の大部分に広く分布する病変 |

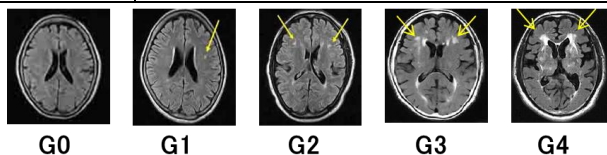


図-1 各グレードにおける白質病変の状態写真<sup>9)</sup>

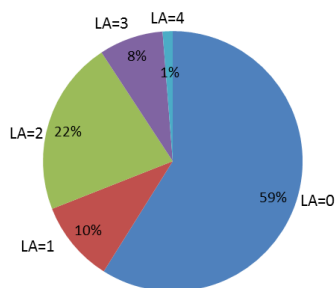


図-2 受診者5046名に対するLAグレードの割合

表-2 アンケート調査項目

| 名称          | 内容                                | カテゴリ分け                                           |
|-------------|-----------------------------------|--------------------------------------------------|
| 運転頻度        | 最近の運転頻度                           | 0: それ以下<br>1: 月に1~3回<br>2: 週に1~3回<br>3: ほぼ毎日     |
| 運転時間        | 週当たりの運転時間                         | 0: 2時間以下<br>1: 2~5時間<br>2: 5~20時間<br>3: 20時間以上   |
| 車種          | 最も運転する車両の種類                       | 1: バイク<br>2: 軽自動車<br>3: 普通自動車<br>4: 大型自動車        |
| 運転目的        | 運転する際の主な目的                        | 1: 通勤<br>2: 商用<br>3: 買い物・通院<br>4: レジャー<br>5: その他 |
| 運転範囲        | 日頃運転する範囲                          | 0: 自宅周辺<br>1: 通勤など特定路線<br>2: 不特定路線               |
| 追突事故経験      | 過去10年間に追突事故を起こしたことがある             | 0: なし<br>1: 1回<br>2: 2回以上                        |
| 交差点事故経験     | 過去10年間に交差点進入時に事故を起こしたことがある        | 0: なし<br>1: 1回<br>2: 2回以上                        |
| 自損事故経験      | 過去10年間に自損事故を起こしたことがある             | 0: なし<br>1: 1回<br>2: 2回以上                        |
| 物損事故経験      | 過去10年間に物損事故を起こしたことがある             | 0: なし<br>1: 1回<br>2: 2回以上                        |
| 人身事故経験      | 過去10年間に人身事故を起こしたことがある             | 0: なし<br>1: 1回<br>2: 2回以上                        |
| 駐車場内事故経験    | 過去10年間に駐車場内で事故を起こしたことがある          | 0: なし<br>1: 1回<br>2: 2回以上                        |
| 駐車場出ですぐ事故経験 | 過去10年間に駐車場を出てすぐに事故を起こしたことがある      | 0: なし<br>1: 1回<br>2: 2回以上                        |
| 単独事故経験      | 過去10年間に単独事故を起こしたことがある             | 0: なし<br>1: 1回<br>2: 2回以上                        |
| 追突ヒヤリ       | 過去3年間に追突しそうになったことがある              | 0: なし<br>1: 1~2回<br>2: 3回以上                      |
| 左折ヒヤリ       | 過去3年間に左折する際に事故を起こしそうになったことがある     | 0: なし<br>1: 1~2回<br>2: 3回以上                      |
| 右折ヒヤリ       | 過去3年間に右折する際に事故を起こしそうになったことがある     | 0: なし<br>1: 1~2回<br>2: 3回以上                      |
| 飛出しヒヤリ      | 過去3年間に人や自転車の飛出しで事故を起こしそうになったことがある | 0: なし<br>1: 1~2回<br>2: 3回以上                      |

は高知県検診クリニックの21歳から95歳の脳ドック受診者に対してMRI検査を行うことにより、LAのデータを収集した。図-1が、LAの各グレードにおける状態を示し、表-1が筆者らが定義するLA診断基準である。LAはLA=0~4の5段階にグレード分類する。すなわち、グレード0(LA=0)はLAが存在しない、グレード1(LA=1)は片側の脳半球に点状病変が存在する、グレード2(LA=2)は両側の脳半球に点状病変が存在する、グレード3(LA=3)は斑状病変が存在する、グレード4(LA=4)は島状病変が存在する、とした。LA=2以上は両側病変である。本稿で用いるデータをLAのランク別に占める割合を見ると、LA=0が約60%を占めている。LA=4は全体の1%と小さい。

#### b) アンケート調査項目

アンケート調査は、ヒヤリング形式にて、日常の運転に関する事項、事故を起こしそうになったかどうか、実際に事故を起こした経験があるかを質問している。具体的な質問事項は表-2に示す。分析の簡単のため、アンケート調査では0：「なし」、1：「1回」、2：「2回以上」であるが、各事故を起こした経験の有無の0：「経験なし」、1：「経験あり」の2種類に集約した。

#### c) 運転行動質問紙(Driving Behavior Questionnaire:DBQ)

DBQとは、Reason (1990)<sup>11)</sup>によって開発されたものであり、質問紙法による運転行動の調査手法として用いられる。調査票は50項目の日常的運転行動に関する質問で構成されており、質問の結果から各被験者は違反型、危険型、安全型の3分類に区分される。各グループの特徴は表-3に示す。本稿もDBQにより被験者を3グループに区分した。DBQの詳細については、駒田ら<sup>11)</sup>に詳しい。

#### d) 一般健康診断

上記のa)~c)の調査に加えて、労働安全衛生法で定められている一般健康診断を受診者に対して行った。その検査項目を表-4に示す。この検査項目の中には、連続値である変数が含まれる。ベイズアンネットワークでは連続値の変数は扱えないため、検査項目別に表-4で示す文献を参考にして、全ての変数をダミー変数で表現できるようにカテゴリーで区分した。

#### (2) 分析方法

本稿では、例えば、「(男、喫煙する、LA=4)のすべてに該当する個人は事故確率が上昇する」のように、条件付確率で事故確率を表現することで事故確率が高くなる個人属性の組み合わせを抽出することを目指す。ベイズアンネットワークについては本村ら<sup>15, 16)</sup>に詳しいが、ここでは読者の理解を図るために以下に概要を述べる。ベイズアンネットワークモデルは、変数間の関係をグラフ構造として表現することが可能で、視覚的に表現・理解しやすく、グラフィカルモデルによる確率推論の手法

を直接応用できる。グラフ構造は、変数をノードとして、変数間の依存関係は原因から結果となる変数の向きをもつ有向リンクで図示する。そしてリンクの先に来るノードを子ノード、リンクの元にあるノードを親ノードと呼ぶ。グラフ構造については情報量基準などによりデータから自動的に探索・構築することも可能であり、設計者の経験や物理的な法則をモデル内に取込み柔軟に決定することも可能である。作成されたモデルを用いることによって確率伝播法、Loopy BPなどの確率推論のアルゴリズムを用いることで、ある変数にエビデンスを与えたときの事後確率の計算や感度分析などができる。本稿では、ベイズアンネットワーク構築ソフトウェアであるBAYONET<sup>17)</sup>を用いて、Greedy searchによりAICを判断基準として確率構造を探索する。

### 3. ベイズアンネットワークによる分析

#### (1) 事故要因の抽出

ここでは、2章で述べたデータを用いて、ベイズアンネットワークモデルを構築した。本稿では、LAを含む個人属性と各事故形態の関係に注目したため、ヒヤリ・ハットのデータは説明変数に採用していない。ヒヤリ・ハットと各種データの関係分析については今後の課題と

表-3 運転者属性の特徴

| 運転者属性 | 特徴                                      |
|-------|-----------------------------------------|
| 違反型   | 意識的に不安全行動を起こすことの多いグループ                  |
| 危険型   | 注意力が足りないなどの理由で意図的ではないような失敗の多い行動タイプのグループ |
| 安全型   | 上記の2つに属さないグループ                          |

表-4 一般健康診断 調査項目

| 検査項目                        | カテゴリー分け                                          |
|-----------------------------|--------------------------------------------------|
| 性別                          | 1:男 45歳より小さい 2:男 45歳~64歳<br>3:男 65歳以上            |
| 年齢                          | 4:女 45歳より小さい 5:女 45歳~64歳<br>6:女 65歳以上            |
| 腹囲 <sup>12)</sup>           | 男 0:85cmより小さい 1:85cm以上<br>女 0:90cmより小さい 1:90cm以上 |
| BMI <sup>12)</sup>          | 0:18.5以下 1:18.5~25(正常) 2:25以上                    |
| 体脂肪<br>(東京慈恵会医科大学<br>の判定基準) | 男 0:25より小さい 1:25以上<br>女 0:30より小さい 1:30以上         |
| 最高血圧 <sup>13)</sup>         | 0:140mmHGより小さい<br>1:140mmHG以上(高血圧)               |
| 最低血圧 <sup>13)</sup>         | 0:90mmHGより小さい<br>1:90mmHG以上(高血圧)                 |
| 運動量 有無                      | 0:なし 1:高い                                        |
| 継続的な飲酒 有無                   | 0:いいえ 1:はい                                       |
| 喫煙経験 有無                     | 0:いいえ 1:はい                                       |
| タ/パ指数 <sup>14)</sup>        | 0:400以下 1:400~1000 2:1000以上                      |
| 副流煙                         | 0:なし 1:あり                                        |

する。ベイジアンネットワークは、設計者の経験や知見をモデルに制約条件として取り組むことができる。本稿では、以下の制約条件を設けて、モデルを構築した。

- 各事故形態は子ノードとし、どの変数に対しても親ノードにならない
- LAと各事故形態との関係を親ノード、子ノードとするリンクを作成する
- 各事故形態間、運転者属性間では親ノード、子ノードの関係をもたない

上記の制約条件を設けた理由を以下に示す。ベイジアンネットワークを用いて分析するとき、リンクで結ばれている変数間の関係のみしか子ノードに影響を与えない。そのため、各事故形態とLAの関係性を調べるためには、

両者のノード同士をリンクで結ぶ必要がある。次に、親ノード→子ノードは、原因→結果の関係にあるため、「結果」に該当する各事故形態は子ノードとする必要がある。また、ある事故形態が他の事故形態の親ノードとして存在することは、事故形態により他の事故形態を説明することである。今回は個人属性と事故率の関係に着目するため、事故形態間のリンクが生じないようにした。以上の制約条件を踏まえて、AICを判断基準としたモデルを構築した結果を図-3に示す。以降は構築したモデルの結果を示し、その考察を述べる。ここでは、事故形態8種類のうち交差点事故と追突事故の2つを示す。

#### a) 交差点事故

図-4はベイジアンネットワークから交差点事故に接合

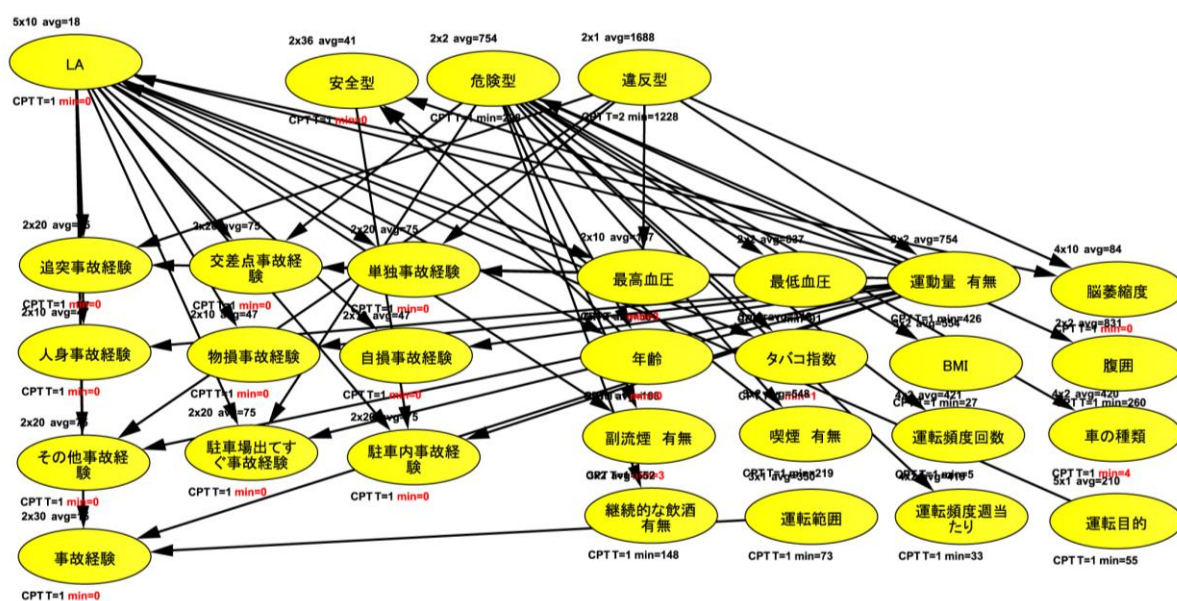


図-3 ベイジアンネットワークモデル

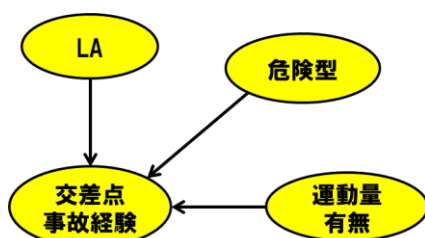


図-4 交差点事故に関するベイジアンネットワーク

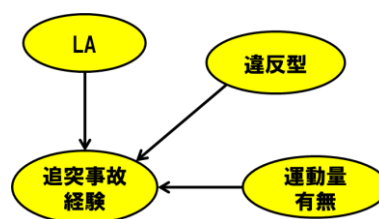


図-6 追突事故に関するベイジアンネットワーク

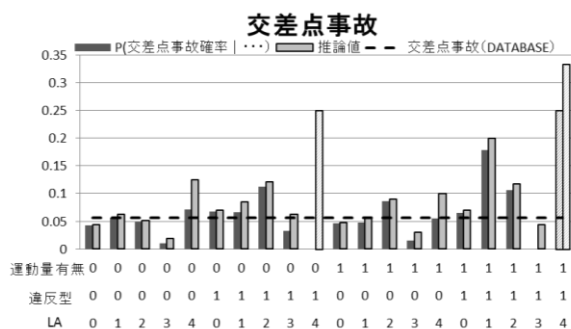


図-5 交差点事故に関する条件付確率

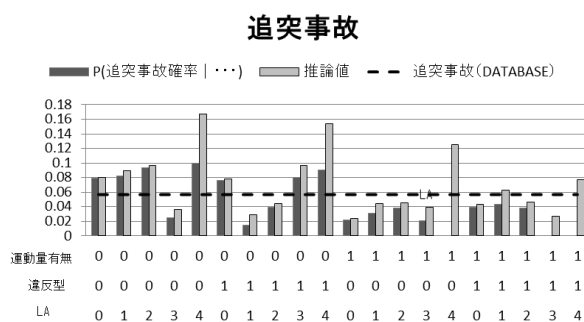


図-7 追突事故に関する条件付確率

するノードとリンクを抽出したものである。これは子ノードが「交差点事故」、親ノードが「LA」、「危険型」、「運動量有無」である。ベイジアンネットワークで抽出されたノードに基づいて被験者をグループ化する。そのグループ間での事故経験率を比較すると図-5に示す結果が得られた。例えば、(運動量有無, 危険型, LA) = (0, 0, 0) のときの事故経験率が4.23%である。黒の破線は、全被験者の10年間における交差点事故経験の期待値 (=5.46%) を示し、図中の縦棒が網掛けで表示されているのが、サンプル数が5に満たないものである。P(交差点事故|...)は、条件付確率により求めた交差点事故経験率であり、推定値はベイジアンネットワークのモデルから推論された事故経験率である。サンプルが5以下のグループを除けば、最も事故経験率が上昇する個人属性の組み合わせは(LA=1, 危険型である, 運動量あり) のときであり、交差点事故経験率は17.85%である。これは交差点事故経験の期待値5.46%と比較すると3.17倍と大きい。個人属性の組み合わせとして(運動量あり, LA=1,2)に着目すると、違反型の違いにより大きく交差点事故経験率が異なる。このことから(運動量あり, LA=1,2)を組み合わせを持つ個人属性に違反型が重なることにより、交差点事故経験率の上昇を招く。

#### b) 追突事故

追突事故においても交差点事故と同様の手順で分析した。図-6はベイジアンネットワークから追突事故に接合するノードとリンクを抽出したものである。これは子ノードが「追突事故」、親ノードが「LA」、「違反型」、「運動量有無」である。グループ間での事故経験率を比較すると図-7に示す結果が得られた。全被験者の10年間における追突事故経験の期待値は5.68%である。最も追突事故経験率が高くなる個人属性の組み合わせは(LA=4, 違反型でない, 運動量なし) のときであり、事故経験率は10.00%である。これは事故経験の期待値5.68%と比較すると1.76倍と大きい。違反型と運動量の組み合わせに注目すると、LAのランクに関係なく、違反型でない場合、運動量有無により大きく追突事故経験率が変化している。図より、追突事故経験率を読み取ると、(違反型でない, 運動量なし) の個人属性を持つ人は、(違反型でない, 運動量あり) と比較して3.31倍追突事故を起こしやすい。

### 4. ロジスティック回帰分析を用いた統計的検証

#### a) 分析手順

前節では、ベイジアンネットワークを用いて事故経験率の高い個人属性を抽出した。しかし、ベイジアンネットワークはノード間の関係を条件付確率で表現するため、子ノードを説明する親ノードが増えれば組み合わせ数が

増大する。これにより、親ノードの値の組み合わせに該当するデータ数が相対的に減少するため、計算結果の信頼性低下が懸念される。以上の理由から、ベイジアンネットワークによって求められた事故経験率が高くなる個人属性の組み合わせが統計的に有意であるかロジスティック回帰分析を用いて検証する。検証方法は以下とする。まず本稿で用いたデータ(N=5,146)を各事故形態における親ノードの各属性値の組み合わせによりグルーピングする。例えば交差点事故であれば、表-5に示す20通りである。目的変数を「事故形態の事故経験」、説明変数を各グループに該当するか否かのダミー変数(0,1)で表したデータを用いてロジスティック回帰分析を行う。個人属性値が0集合であるグループ、すなわち(交差点事故の場合：運動量なし・危険型でない・LA=0)のグループ(以下NO.1と呼ぶ)を基準として、事故経験率の違いにより有意な差があるグループを抽出する。有意な差があるグ

表-5 交差点事故 ロジスティック回帰分析の結果

| (運動量, 危険型, LA) | 係数      | 標準偏差     | P 値       |
|----------------|---------|----------|-----------|
| Intercept      | -3.120  | 0.172    | <2e-16*** |
| NO.2: (0,0,1)  | 0.310   | 0.403    | 0.442     |
| NO.3: (0,0,2)  | 0.150   | 0.324    | 0.643     |
| NO.4: (0,0,3)  | -1.474  | 1.020    | 0.148     |
| NO.5: (0,0,4)  | 0.556   | 1.052    | 0.597     |
| NO.6: (0,1,0)  | 0.501   | 0.280    | 0.074     |
| NO.7: (0,1,1)  | 0.481   | 0.622    | 0.439     |
| NO.8: (0,1,2)  | 1.053   | 0.378    | 0.005**   |
| NO.9: (0,1,3)  | -0.247  | 1.032    | 0.811     |
| NO.10: (0,1,4) | -13.446 | 1696.734 | 0.994     |
| NO.11: (1,0,0) | 0.085   | 0.278    | 0.761     |
| NO.12: (1,0,1) | 0.124   | 0.541    | 0.818     |
| NO.13: (1,0,2) | 0.753   | 0.301    | 0.012*    |
| NO.14: (1,0,3) | -1.023  | 1.023    | 0.317     |
| NO.15: (1,0,4) | 0.287   | 1.043    | 0.783     |
| NO.16: (1,1,0) | 0.449   | 0.356    | 0.207     |
| NO.17: (1,1,1) | 1.594   | 0.523    | 0.002**   |
| NO.18: (1,1,2) | 0.995   | 0.412    | 0.016*    |
| NO.19: (1,1,3) | -13.446 | 523.623  | 0.980     |
| NO.20: (1,1,4) | 2.021   | 1.168    | 0.083     |

\*\*\* : p<0.001 \*\* : p<0.01 \* : p<0.05 • p<0.1

表-6 有意水準を満たす  
個人属性パターンの交差点事故確率

| (運動量, 危険型, LA) | ロジスティック回帰分析による結果 | NO.1との比率 |
|----------------|------------------|----------|
| NO.1: (0,0,0)  | 4.23%            | 1.00     |
| NO.6: (0,1,0)  | 6.79%            | 1.61     |
| NO.8: (0,1,2)  | 11.24%           | 2.66     |
| NO.13: (1,0,2) | 8.57%            | 2.03     |
| NO.17: (1,1,1) | 17.86%           | 4.22     |
| NO.18: (1,1,2) | 10.67%           | 2.52     |
| NO.20: (1,1,4) | 25.00%           | 5.91     |



ループの事故経験率を算出する。

#### b) 交差点事故のロジスティック回帰分析による検証

交差点事故は親ノード「LA」，「危険型」，「運動量有無」の組み合わせ20グループでサンプルを区分する。このグループの該当有無を示すダミー変数を説明変数としてロジスティック回帰分析を行った結果を表-5に示す。p値により統計的有意性を確認すると、有意水準0.1以上が確認できたのは、NO.6, 8, 13, 17, 18, 20の6グループであり、これらについて交差点事故経験率を算出したものを表-6に示す。交差点事故経験率の高い個人属性はNO.20（運動量あり，危険型，LA=4）であり，NO.1と比較すると，5.91倍である。さらにNO.17, 18, 20に注目すると，NO.1と比較して3グループとも交差点事故経験率が2.5倍以上である。3グループの個人属性の組み合わせは（運動量あり，危険型）が共通であり，またLAのランクも1以上である。このことから（運動量あり，危険型である，LA=1以上）の個人属性に該当する人は，個人属性値が0集合の人と比較して交差点事故経験率が高いことがいえる。次にp値における統計的有意性がみられなかったNO.2~NO.5に注目する。これらは（運動量なし，危険型でない）が共通し，LAのランクの違いにより，組み合わせが分けられている。つまりNO.2~NO.5とNO.1を比較することにより，交差点事故経験率におけるLAの影響を図ることができるが，これらの組み合わせに対して統計的有意性は確認することができなかったためLAランクのみの違いにおける交差点事故への影響はないことがいえる。以上から，独立の変数では交差点事故経験率に大きく影響をあたえないとされる変数でも，条件付確率を用いて変数間の重なりを考慮することで交差点事故経験率を上昇させる要因になりえるといえる。

#### c) 追突事故のロジスティック回帰分析による検証

追突事故経験は親ノードは「LA」，「違反型」，「運動量有無」の組み合わせ20グループでサンプルを区分し，ロジスティック回帰分析を行った結果を表-7に示す。p値により有意水準0.1以上が確認できたのは，NO.4, 7, 8, 11, 16の5グループである。これらの追突事故経験率を算出したものを表-8に示す。NO.1の追突事故確率は7.91%であり，p値により有意が確認できたその他のグループと比較すると最も高い事故確率であるため，その他のグループの係数がマイナスとなっているため解釈に注意しなければならない。ここでは，有意水準0.05を満たすNO.16と有意水準0.001を満たすNO.11に注目する。両者は，違反型による違いはあるものの，（運動量あり，LA=0）の組み合わせは共通である。NO.1と比べると，NO.16は0.50倍，NO.11は0.28倍であり，追突事故経験率が減少している。そのため（運動量あり，LA=0）の個人属性に該当する人は個人属性値が0集合の人と比較し

て追突事故経験率が0.5倍以下となる。p値における統計的有意性が確認できないNO.12~15, NO.17~20に注目すると，違反型の違いによりNO.12~15とNO.17~20のグループに分けることができる。グループ中ではLAランクの違いにより分けられている。これらは統計的有意性は確認できていないことから，運動している場合，LAランクの違いによる追突事故経験率の影響はないといえる。

## 5. おわりに

本研究では，脳ドックの結果とアンケート調査によるデータを用いて，LAを含む個人特性と交通事故の関連性を統計的に分析した。交通事故が様々な運転環境・状態と個人属性が重なることで発生しやすくなると考え，属性の組み合わせを条件付き確率で表現するベイジアンネットワークを用いた。その結果，各事故形態について事故確率が高くなる個人属性の組み合わせを抽出し，その事故経験率を求めた。また，ベイジアンネットワーク

表-7 追突事故 ロジスティック回帰分析の結果

| (運動量, 違反型, LA) | 係数      | 標準誤差    | P値        |
|----------------|---------|---------|-----------|
| Intercept      | -2.455  | 0.136   | <2e-16*** |
| NO.2: (0,0,1)  | 0.048   | 0.357   | 0.893     |
| NO.3: (0,0,2)  | 0.183   | 0.258   | 0.477     |
| NO.4: (0,0,3)  | -1.222  | 0.729   | 0.093     |
| NO.5: (0,0,4)  | -0.258  | 1.062   | 0.809     |
| NO.6: (0,1,0)  | -0.046  | 0.229   | 0.842     |
| NO.7: (0,1,1)  | -1.720  | 1.017   | 0.090     |
| NO.8: (0,1,2)  | -0.753  | 0.409   | 0.066     |
| NO.9: (0,1,3)  | 0.013   | 0.539   | 0.982     |
| NO.10: (0,1,4) | 0.152   | 1.058   | 0.886     |
| NO.11: (1,0,0) | -1.334  | 0.363   | 0.001***  |
| NO.12: (1,0,1) | -0.995  | 0.730   | 0.173     |
| NO.13: (1,0,2) | -0.764  | 0.476   | 0.108     |
| NO.14: (1,0,3) | -1.416  | 1.019   | 0.165     |
| NO.15: (1,0,4) | -14.111 | 979.610 | 0.989     |
| NO.16: (1,1,0) | -0.737  | 0.366   | 0.044*    |
| NO.17: (1,1,1) | -0.636  | 0.736   | 0.387     |
| NO.18: (1,1,2) | -0.774  | 0.528   | 0.142     |
| NO.19: (1,1,3) | -14.111 | 405.597 | 0.972     |
| NO.20: (1,1,4) | -14.111 | 723.490 | 0.984     |

\*\*\* : p<0.001 \*\* : p<0.01 \* : p<0.05 · : p<0.1

表-8 p値により統計的有意性が確認できた個人属性による追突事故確率

| (運動量, 違反型, LA) | ロジスティック回帰分析による結果 | NO.1との比率 |
|----------------|------------------|----------|
| NO.1: (0,0,0)  | 791%             | 1.00     |
| NO.4: (0,0,3)  | 247%             | 0.31     |
| NO.7: (0,1,1)  | 152%             | 0.19     |
| NO.8: (0,1,2)  | 389%             | 0.49     |
| NO.11: (1,0,0) | 221%             | 0.28     |
| NO.16: (1,1,0) | 395%             | 0.50     |

で得られた結果が統計的に有意かどうかロジスティック回帰分析を用いて検証した。本稿で得られた知見は以下の通りである。

- ① ベイジアンネットワークを用いた分析により、各事故形態における事故経験を上昇させる個人属性の組み合わせを抽出することができた。
- ② ベイジアンネットワークを用いた分析により、交差点事故経験率が高い個人属性の組み合わせ（LA=1, 危険型である、運動量あり）が抽出でき、その事故経験率は17.85%である。これは交差点事故経験率の期待値（5.46%）と比較すると3.17倍である。
- ③ 交差点事故の場合、個人属性（運動量あり、LA=1,2）に該当する人に違反型が重なることにより、交差点事故経験率が高くなることがわかった。
- ④ ロジスティック回帰分析により、p値における統計的有意性が確認できた個人属性の組み合わせの中で最も交差点事故を起こしやすい個人属性の組み合わせは（LA=4, 危険型である、運動量あり）であった。そのときの事故経験率は25.00%であり、交差点事故経験率と比較すると4.58倍である。
- ⑤ 個人属性の組み合わせとして（運動量あり、危険型である、LA=1以上）に該当する人は、個人属性値が0集合の人と比較して交差点事故経験率が2.5倍以上である。
- ⑥ p値における統計的有意性を確認できなかった組み合わせに着目した結果、他の個人属性に関係なくLAランクを独立変数として扱った場合、LAランクの違いにおける交差点事故に与える影響はない。
- ⑦ ④⑤から独立の変数では交差点事故経験率に大きく影響をあたえないとされる変数でも、条件付確率を用いて変数間の重なりを考慮することで交差点事故経験率を上昇させる要因になりえることがある。
- ⑧ 追突事故経験率が高い個人属性の組み合わせ（LA=4, 違反型でない、運動量なし）が抽出でき、追突事故確率は16.76%である。これは追突事故経験率の期待値（5.68%）と比較すると、1.76倍である。
- ⑨ 追突事故に関して、違反型と運動量の組み合わせに注目すると、LAのランクに関係なく、違反型でない場合、運動量有無により大きく追突事故経験率が変わる。（違反型でない、運動量なし）の個人属性を持つ人は、（違反型でない、運動量あり）と比較して3.31倍追突事故を起こしやすい。
- ⑩ 個人属性（運動量あり、LA=0）に該当する人は、個人属性値が0集合の人と比較して追突事故経験率が0.5倍以下であったため追突事故を起こしにくい

属性といえる。

以上のように、ベイジアンネットワークを用いることで変数間の相互作用を見いだすことができ、その結果事故経験率が高まる条件を明らかにすることができた。一方、本研究では交通事故とLAを含む個人属性について分析したが、ヒヤリ・ハットと個人属性の分析はできていない。今後、ヒヤリ・ハットの分析と本稿の結果を比較することでより事故現象と個人属性の関係の知見を得ることができると考えられる。

## 参考文献

- 1) 警察庁交通局：平成 24 年中の交通事故死者数について、2012
- 2) 公益財団法人交通事故総合分析センター：信号交差点における事故発生状況と人的要因分析、2012.6
- 3) 公益財団法人交通事故総合分析センター：出会い頭事故における人的要因の分析、2005.5
- 4) 吉田伸一：右直事故発生における人的要因の分析、平成 20 年第 11 回交通事故調査・分析研究発表会、pp.15-26, 2008.
- 5) 藤田健二：四輪車と自転車の無信号交差点・出会い頭事故の人的要因分析、ITARDA 第 15 回研究発表会資料、pp.1-13, 2012.
- 6) 朴啓彰：危険運転をする健常高齢ドライバーの東部MRI 検査解析、平成 24 年度（中間報告）タカタ財団助成研究論文、2012
- 7) 日本脳卒中学会：脳卒中治療ガイドライン 2009、pp.220-222, 2009
- 8) Park K, Nakagawa Y, Kumagai Y, Nagahara M: Leukoaraiosis, a Common Brain Magnetic Resonance Imaging Finding, as a Predictor of Traffic Crashes, PLOS ONE 8(2): e57255. e57255 (2013)
- 9) 一般社団法人 日本脳ドック学会 脳ドック今後の課題検討委員会 脳ドックのガイドライン検証改訂委員会：脳ドックのガイドライン 2008, 2008.10
- 10) Reason, J.T., Manstead, A.S.R., Staring, S.G., Baxter, J.S., Campbell, K.K.: Errors and Violations on the road: A real distinction? Ergonomics, 33, pp.1315-1332, 1990
- 11) 駒田ら：運転者行動の自己報告による運転行動と行動特性の分類の試み、国際交通安全学会誌 Vol.34, No.2, pp.230-237, 2009.8
- 12) 日本肥満学会肥満症治療ガイドライン作成委員会：肥満症治療ガイドライン 2006, 肥満研究, 12 (臨時増刊号) (2006)
- 13) 日本高血圧学会高血圧治療ガイドライン作成委員会：高血圧治療ガイドライン 2009, 2009
- 14) 健康の森[日本医師会ホームページ], 「喫煙指数」, <https://www.med.or.jp/forest/check/copd/02.html> (2015.4.20 アクセス)
- 15) 本村陽一：ベイジアンネットによる確率的推論技術、計測と制御, Vol.42, No.8, pp.649-654, 2003
- 16) 本村陽一：ベイジアンネットワークソフトウェア, 人工知能学会誌, Vol.17, No.5, pp.559-565, 2002
- 17) 本村陽一：ベイジアンネットワークソフトウェア

BAYONET, 計測と制御, Vol.42, No.8, pp.693-694,  
2003

診者10761名を対象にした白質病変ドライバーの交通  
事故特性, 第12回ITSシンポジウム2014

18) 阿部玲佳, 大田学, 朴啓彰, 熊谷靖彦: 脳ドック受

## Analysis on Traffic Accident Factors Including Leukoaraiosis by Bayesian Network

Dai ASAKAWA, Fumitaka KURAUCHI, Kaechang Park and Satoshi SUGIURA