

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

岐阜大学 学生会員 ○浅川 大
 岐阜大学 正会員 倉内 文孝
 高知工科大学 正会員 朴 啓彰
 岐阜大学 正会員 杉浦 聡志

1. はじめに

現在交通事故死者数は減少傾向にあるが、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者数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¹⁾。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、今後も増加する高齢者人口を踏まえれば、事故減少のために危険なドライバーを抽出し、交通対策を施すことは急務である。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、特定の状況を対象にした情報提供を行うことができる。しかしながら、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どのように考慮するかが課題となる。そこで私たちは高齢者ドライバー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²⁾。具体的には、加齢による脳の異変である大脳皮質化白質病変 (Leukoaraiosis: LA) に注目し、ロジスティック回帰分析を用いて交差点事故と白質病変との有意な相関性を見出した。しかし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。そこで本研究では、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。

2. 研究方法

(1) ベイジアンネットワークの概要

例えば、「(男+習慣的な喫煙経験がある+高齢者)とといった人的要因に該当する人は事故確率が上昇する」のように、条件付確率で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。ベイジアンネットワークモデルの例を図-1 に示す。このモデルは、変数間の関係をグラフ構造として表現したものであり、視覚的に表現・理解しやすい。またグラフ構造は、各変数を一つのノードとして、変数間の依存関係を有向リンクで図示する。そして上流に存在

するノードは親ノード、下流に存在するノードは子ノードと呼ぶ。各ノードには、条件付確率表と呼ばれる表が存在し、条件付確率表とリンク・ノードで表されたモデルを合わせてベイジアンネットワークモデルと表現される。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。

(2) 研究手順

以下にベイジアンネットワークを用いた研究手順を示す。はじめにベイジアンネットワーク構築ソフトウェアである BAYONET を用いて、AIC を判断基準としてモデル構築する³⁾。構築されたモデルから事故経験のノードに着目し、そのノードに直接リンクで接続されている親ノードを抽出する。その後、親ノードの組み合わせパターン毎における事故率を算出する。その際、親ノードの組み合わせパターンが多くなるほどサンプル数に偏りが出てしまうためロジスティック回帰分析を行い統計的有意性の検証を行う。その方法は、まず親ノードの組み合わせパターンよりグルーピングを行い、目的変数を「事故経験の有無」、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)」とし、ロジスティック回帰分析を行う。この結果から統計的有意性を確認できたパターンの中から事故率が高いパターンを事故率の高い事故要因の組み合わせとして抽出する。

(3) 使用するデータ

本研究で用いるデータは、高知県検診クリニックの脳ドック受診者のうち、追加で行った事故に関するアンケート調査への協力を了承した者 5,146 名を対象にしている。具体的には、脳ドック診断結果、一般健康診断結果、事故経験の有無を尋ねたアンケート調査結

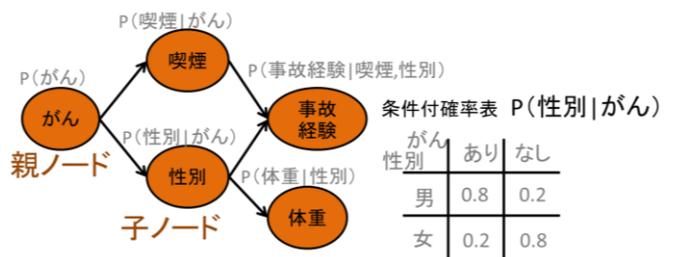


図-1 ベイジアンネットワークの例

果, Reason(1990)によって開発された運転者の運転行動を調査する運転行動質問紙⁴⁾のデータが存在する. このデータベースからLAを含む個人属性と交通事故との関係性を分析し, 定量的に把握することを試みる.

3. 結果・考察

図-2 に高知県検診クリニック脳ドックデータから構築されたベイジアンネットワークモデルを示す. このモデルの中から今回は交差点事故に着目した. 交差点事故を子ノードとした場合における親ノードの組み合わせは, 「LA」「運転者行動」「喫煙経験」であった. LAは[LA=0~4]の5段階, 運転者行動は[安全型・危険型・違反型]の3段階, 喫煙経験は[吸う・やめた・吸わない]の3段階に区分されており, 親ノードの組み合わせは $5 \times 3 \times 3 = 45$ パターン存在する. この45パターンについてロジスティック回帰分析を行った結果を表-1に示す. 本稿では, 45パターンのうちP値による有意水準5%を満たす28パターンのみ記載した. また灰色で示すのは10年間交差点事故経験率が非常に高い4パターンである. その中で最も交差点事故を起こしやすい事故要因の組み合わせは「喫煙なし」「危険型」「LA=2」であり, その10年間事故経験率は17.91%である. これは全被験者の10年間における交差点事故経験の期待値5.46%と比較すると約3.28倍であった. この組み合わせの特徴は, LA=2であり白質病変としての症状が確認できるため注意力・判断力の低下が懸念される. しかし, LA=3,4ほど重症ではないため自分の脳の能力低下を自覚し運転を回避する行動をとっていない可能性がある. その状態で即座の判断が要求されるような危険な運転行動を故意的にとるため, 処理能力が追いつかず交差点事故を起こしやすいといえる.

4. おわりに

本稿では, 複数の要因が重なることにより相乗的に交通事故率が上昇するような事象を捉えるため, ベイジアンネットワークを用いて白質病変を含む人的要因と交通事故の関連性について分析を行った. 今後

は, 他の事故形態に対する分析等を行う予定である.

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) 阿部玲佳, 大田学, 朴啓彰, 熊谷靖彦:脳ドック受診者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回シンポジウム2014
- (3) 木村陽一:ベイジアンネットワークによる確率的推論技術, 計画と制御 Vol.42,NO.8,pp.649-654,2003
- (4) 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

表-1 ロジスティック回帰分析 結果 (交差点事故)

(喫煙経験+運転者行動+LA)	係数	10年間交差点事故経験率	データ数	標準誤差	P値
(吸わない+安全型+LA=0)	-3.374	3.31%	453	0.263	0.000 ***
(吸わない+安全型+LA=1)	-3.232	3.80%	79	0.589	0.000 ***
(吸わない+安全型+LA=2)	-2.890	5.26%	152	0.363	0.000 ***
(吸わない+安全型+LA=3)	-3.136	4.17%	48	0.722	0.000 ***
(吸わない+危険型+LA=0)	-2.610	6.85%	219	0.268	0.000 ***
(吸わない+危険型+LA=1)	-2.037	11.54%	26	0.614	0.001 ***
(吸わない+危険型+LA=2)	-1.522	17.91%	67	0.319	0.000 ***
(吸わない+違反型+LA=0)	-3.118	4.24%	425	0.241	0.000 ***
(吸わない+違反型+LA=1)	-2.833	5.56%	72	0.515	0.000 ***
(吸わない+違反型+LA=2)	-2.793	5.77%	156	0.343	0.000 ***
(やめた+安全型+LA=0)	-2.532	7.36%	163	0.300	0.000 ***
(やめた+安全型+LA=1)	-3.296	3.57%	28	1.018	0.001 **
(やめた+安全型+LA=2)	-2.944	5.00%	80	0.513	0.000 ***
(やめた+安全型+LA=3)	-3.091	4.35%	23	1.023	0.003 **
(やめた+危険型+LA=0)	-2.909	5.17%	174	0.342	0.000 ***
(やめた+危険型+LA=1)	-1.723	15.15%	33	0.486	0.000 ***
(やめた+危険型+LA=2)	-2.890	5.26%	57	0.593	0.000 ***
(やめた+違反型+LA=0)	-3.490	2.96%	169	0.454	0.000 ***
(やめた+違反型+LA=1)	-2.351	8.70%	23	0.740	0.001 **
(やめた+違反型+LA=2)	-3.512	2.90%	69	0.718	0.000 ***
(吸う+安全型+LA=0)	-3.082	4.39%	114	0.457	0.000 ***
(吸う+安全型+LA=2)	-1.768	14.58%	48	0.409	0.000 ***
(吸う+危険型+LA=0)	-2.359	8.63%	139	0.302	0.000 ***
(吸う+危険型+LA=2)	-2.375	8.51%	47	0.523	0.000 ***
(吸う+危険型+LA=3)	-2.565	7.14%	14	1.038	0.013 *
(吸う+安全型+LA=0)	-3.045	4.55%	110	0.458	0.000 ***
(吸う+安全型+LA=1)	-3.091	4.35%	23	1.023	0.003 **
(吸う+安全型+LA=2)	-2.169	10.26%	39	0.528	0.000 ***

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

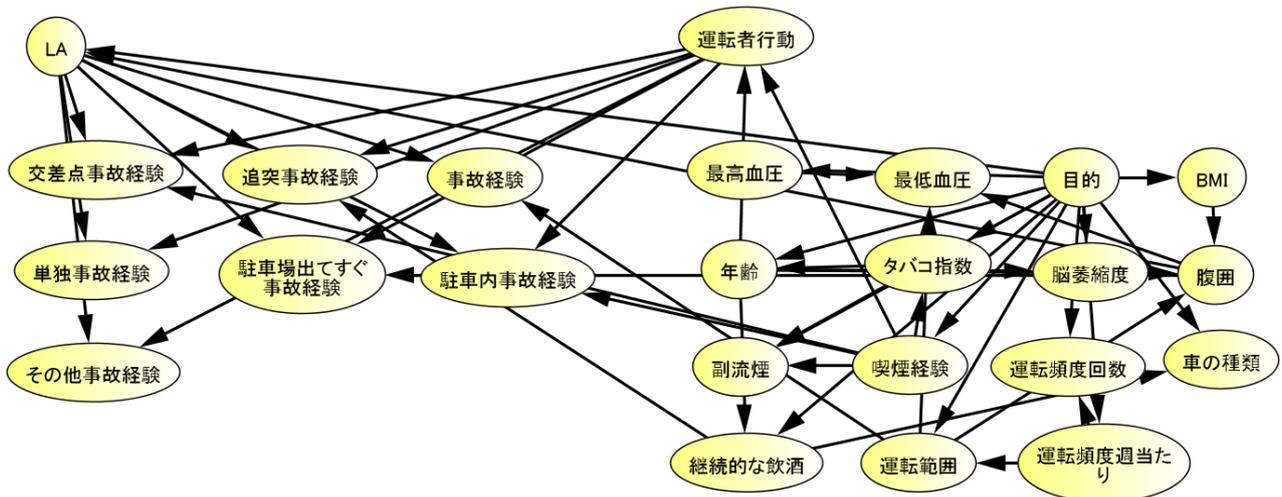


図-2 ベイジアンネットワークモデル推定結果