

ベイジアンネットワークを用いた生存率予測モデルの統計的学習と評価

The Statistical Learning and Evaluation of the Survival Prediction Model using Bayesian Networks.

藤木 直子^{*1*2} 阪本 雄一郎^{*4} 本村 陽一^{*2*3} 西田 佳史^{*2*3} 野口 昭治^{*1}
 Naoko Fujiki Yuichiro Sakamoto Yoichi Motomura Yoshifumi Nishida Shoji Noguchi

^{*1} 東京理科大学
 Tokyo University of Science

^{*2} 産業技術総合研究所
 National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

^{*3} 科学技術振興機構,CREST
 Japan Science and Technology Agency, CREST

^{*4} 日本医科大学千葉北総病院
 Nippon Medical School Chiba Hokusoh Hospital

The analysis based on JAPAN TRAUMA DATA BANK(JTDB) is introduced in this paper. We construct probabilistic models and select explanation variables to predict survival rate by using AIC and Bayesian network. Then, dominant variables are influence on survival prediction against patient's age and existence of emergency medical technician in the ambulance in our model. In order to improve predict survival rate, optimized cut-off age is also investigated.

1. 緒言

外傷患者の救命の可能性を算出するために、外傷重症度という指標が使用されている。外傷重症度の指標には生理学的指標と解剖学的指標、そして生理学的指標と解剖学的指標を合わせた指標がある。生理学的指標は生理学的な状態を評価し時間経過と共に変化するのに対し、解剖学的指標は解剖学的部位や損傷の局在、相対的な重症度を表現する。現在、一般的に外傷重症度の生理学的指標には RTS、解剖学的指標には ISS と呼ばれる指標が、そして生理学的指標と解剖学的指標を合わせた指標には TRISS 法が広く用いられている。しかし、いずれも北米のデータを基に算出されているため、体格差の生理学的指標への影響から日本人に合致する新たな RTS、TRISS 法のモデルが必要である。そこで本研究では、2004 年から 2007 年までに日本外傷データバンクに登録された 20,260 例のデータを用いて、ロジスティック回帰とベイジアンネットによる、日本人の生存率に関する分析と予測モデルの構築を行った。

2. 従来の外傷重症度モデル

2.1 外傷重症度について¹⁾

(1) RTS(Revised Trauma Score)

表 1 RTS のコード区分

コード(点数)	GCS	SBP	RR
4	13~15	90 以上	10~29
3	9~12	76~89	30 以上
2	6~8	50~75	6~9
1	4~5	1~49	1~5
0	3	0	0

RTS は外傷重症度の生理学的指標であり、意識レベル (GCS : Glasgow Coma Scale)、収縮期血圧 (SBP : Systolic Blood Pressure)、呼吸数 (RR : Respiratory Rate) を 0~4 点の 5 段階コード(点数)に区分し(表 1)、各々に重み付けした数値の総和として(1)式で算出される。

$$RTS = 0.9368(GCS) + 0.7326(SBP) + 0.2908(RR) \quad \dots(1)$$

RTS は最重症 0 から最軽症 7.8648 の間で分布し、RTS が 4 未満であると救命率が 50% 以下であるとされている。

(2) ISS(Injury Severity Score)

ISS は外傷重症度の解剖学的指標であり、AIS (Abbreviated Injury Scale) を基に算出される。AIS とは解剖学的な損傷を身体部位ごとにそれぞれ分類し、重症度を 6 段階で評価するシステム(表 2)で、損傷部位と損傷形態を表す 6 桁の数値と重症度スコアを表す 1 桁の数値によってコードが構成されている。ISS はその AIS を基に、損傷を 6 部位(頭頸部、顔面、胸部、腹部および骨盤内臓器、四肢および骨盤、体表)に分けて各部位の最高の AIS 重症度スコアの中から、上位 3 つを抽出しそれぞれを二乗して合計した値である。ただし AIS 重症度スコアが 6 点を示す部位がある場合は、他の損傷部位に関わらず 75 点としている。

表 2 AIS の重症度

AIS	重症度
1	Minor(軽症)
2	Moderate(中等症)
3	Serious(重症)
4	Severe(厳しい)
5	Critical(臨界状態)
6	Maximum(致命的)

(3) TRISS 法

TRISS 法は生理学的指標と解剖学的指標を合わせた外傷重症度の指標であり、救命の可能性、予測救命率 (Ps : probability of survival) を算出する方法である。RTS・ISS・年齢の 3 つの要素を基に、以下の(2)(3)(4)式から Ps を求める。

$$Ps = 1/(1 + e^{-b}) \quad \dots(2)$$

- 鈍的外傷(衝突など鈍的外力によって起こる損傷)の場合
 $b = -1.2470 + 0.9544(RTS) - 0.0768(ISS) - 1.9052(\text{age}) \quad \dots(3)$

- 鋭的外傷(鋭利な刃物などによる損傷)の場合
 $b = -0.6029 + 1.1430(RTS) - 0.1516(ISS) - 2.6676(\text{age}) \quad \dots(4)$

(age = 0 (0~54 歳) age = 1 (55 歳以上))

連絡先: 藤木直子, 産業技術総合研究所デジタルヒューマン研究センター, 〒135-0064 東京都江東区青海 2-41-6, 03-3599-8201, fujiki.n@aist.go.jp

3. JTDB を用いた RTS, TRISS 法モデルの構築

従来のモデルは北米のデータを基に算出されているため、体格差の生理学的指標への影響が懸念されている。そこで JTDB (日本外傷データバンク) を用いて、日本人に合致する新たな RTS, TRISS 法モデルの構築を行った。

3.1 解析対象データ

2004 年から 2007 年までに JTDB (日本外傷データバンク) に登録された 20,260 例の外傷患者データを用いた。本データには受傷患者の年齢や受傷原因、搬送手段や呼吸数・脈拍などの測定値、行われた処置などが含まれている。また本データ内訳は年齢が 0~105 歳、男性 68.3% 女性 31.7%、主な受傷原因は交通事故(45.3%)、転落(19.9%)となっている。

3.2 解析方法—ロジスティック回帰分析

新たなモデル開発にあたり、目的変数は生死、説明変数は RTS の場合 cBP, cRR, cGCS, TRISS 法の場合 newRTS, ISS, cAge となる。また、目的変数が質的変数(数や量で測れない変数)であること、そして両モデル共多変量解析(3 つ以上の変数に基づいて行う解析)にあたることから、ロジスティック回帰分析を用いた。ロジスティック回帰分析とは医療データの解析に多く用いられている手法であり、目的変数が 2 値の質的変数、説明変数が量的変数(数や量で測れる変数)である多変量解析に用いられる。本研究ではこのロジスティック回帰分析を行った。

3.3 結果

ロジスティック回帰分析の結果を以下に示す。(’付が今回算出された式、’なしが従来の式となる。)

<RTS>

(RTS: 予測救命率 Ps の関数 $\log(Ps / (1 - Ps)) + 5.1302$)

$$\bullet \text{ RTS}' = 0.9013(\text{GCS}) + 0.7365(\text{SBP}) + 0.4668(\text{RR}) \quad \dots(5)$$

$$\bullet \text{ RTS} = 0.9368(\text{GCS}) + 0.7326(\text{SBP}) + 0.2908(\text{RR}) \quad \dots(6)$$

<TRISS 法>

(Ps: $1 / (1 + e^{-b})$)

鈍的外傷の場合

$$\bullet b' = -2.1928 + 0.9325(\text{RTS}) - 0.0705(\text{ISS}) - 1.41778(\text{age}) \quad \dots(7)$$

$$\bullet b = -1.2470 + 0.9544(\text{RTS}) - 0.0768(\text{ISS}) - 1.90520(\text{age}) \quad \dots(8)$$

鋭的外傷の場合

$$\bullet b' = -0.8050 + 0.7359(\text{RTS}) - 0.0717(\text{ISS}) - 0.8222(\text{age}) \quad \dots(9)$$

$$\bullet b = -0.6029 + 1.1430(\text{RTS}) - 0.1516(\text{ISS}) - 2.6676(\text{age}) \quad \dots(10)$$

この結果から、RTS の場合、(5)(6)式から邦人は従来のモデルよりも呼吸数を重要視するべきであると考えられる。また、TRISS 法の場合、(9)(10)式から鋭的外傷モデルに大きな違いが見られた。これは北米の場合鋭的外傷に銃による銃創が本邦よりも多く含まれるためと予想され、鋭的外傷において TRISS 法モデルは本邦仕様に変更すべきであると考えられる。

3.4 TRISS 法の予測救命率最適化への試み

TRISS 法に用いられている age については 55 歳を区切りとした 0 か 1 の二値であるため、この 55 歳という cut off 年齢(区切り年齢)について再検討を行いモデルの最適化を目指す。以下に cut off 年齢を変更した例を挙げる。

- 死亡例での「生存率(予測救命率)Ps」と「(生存率 Ps の人数)/(死亡例全体人数)」の関係(cut off 年齢別比較)

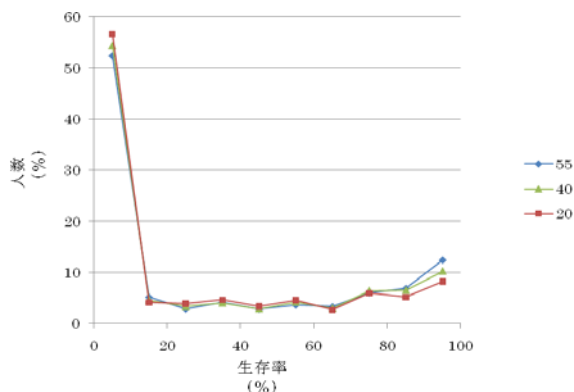


図1 「生存率 Ps」と「(生存率 Ps の人数)/(死亡例全体人数)」の関係

- 生存例での「生存率 Ps」と「(生存率 Ps の人数)/(生存例全体人数)」の関係(cut off 年齢別比較)

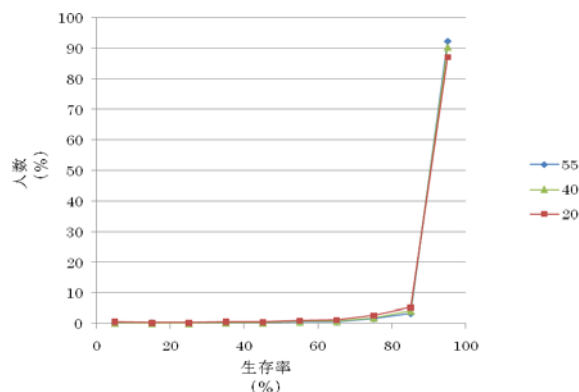


図2 「生存率 Ps」と「(生存率 Ps の人数)/(生存例全体人数)」の関係

生存率が実際のデータと最も合致するモデルを最適とし、最適 cut off 年齢を求めるために以下の 2 種類の方法で検討した。

1. 生存率 50%が救命の判断基準になるという理由から、「生存率 50%以上で死亡」した割合と「生存率 50%以下で生存」の割合(以下人数比)について算出し、前者はその値が最小になるもの、後者は最大となるものを最適とし算出する。

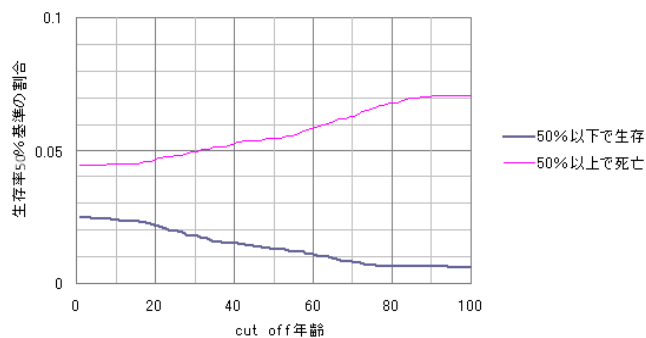


図3 生存率 50%基準の人数比と cut off 年齢

各場合の最適 cut off 年齢を以下に示す。

- 「生存率 50%以上で死亡」：1～7 歳(人数比 0.044519)
 - 「生存率 50%以下で生存」：1 歳(人数比 0.025134)
2. 生存率が p% のとき, 的中率 α を以下で定義する.
 生存例 $\alpha = p/100$
 死亡例 $\alpha = (100 - p)/100$
 このときの的中率の平均を各 cut off 年齢において算出したところ, 各場合の最適 cut off 年齢は以下になった.

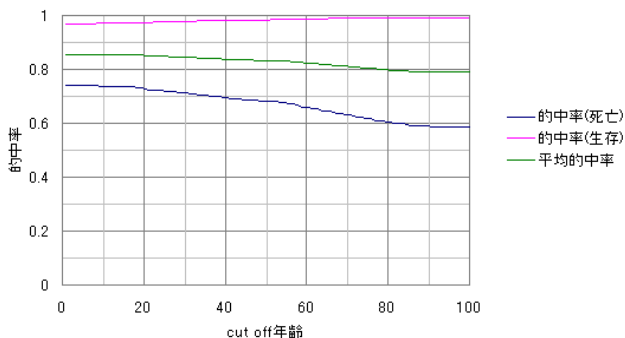


図 4 cut off 年齢と的中率の関係

- 生存例 : 94～100 歳(的中率 0.992047)
- 死亡例 : 1～7 歳(的中率 0.7411)
- 生存例+死亡例平均 : 7 歳(的中率 0.855765)

救急救命において, 「予測救命率が低かったが生存した例」よりも「予測救命率が高いにもかかわらず死亡した例」の方が問題であり重要視される. よって死亡例を優先的に考えると, 最適 cut off 年齢は 7 歳が妥当であるといえる.

4. ベイジアンネットワークによる救命率予測モデルの構築

解析対象データから, RTS や TRISS 法に用いられていた変数とは異なる「救命率予測のための説明変数」の選択とモデル化を RTS, TRISS 法それぞれについてベイジアンネットワークを用いて行った. 具体的には, 解析対象データから生死, つまり生存率と関係の深い因子を探し出し, それを基にしたモデルの構築を目的とする.

4.1 ベイジアンネットワーク^{2),3)}

ベイジアンネットワーク(Bayesian Network)とは, 因果関係を確率により記述するグラフィカルモデルの一つで, 個々の変数の関係を条件つき確率で表す確率推論のモデルである. これを用いることで, 一部の変数を観測したときのその他の任意の変数についての確率分布を求め, 確率値が最も大きい状態をその変数の予測結果として得ることができる. 解析対象データをベイジアンネットワークソフトウェア BayoNet に入力し, 情報量規準 AIC を用いて構造探索を行うことでモデルを構築した.

4.2 結果

ベイジアンネットワークによって構築されたモデルを, RTS は図 5 に RTISS は図 6 に示す. 矢印が太いほど関係が深いことを示している. 図 5, 6 から生存率の説明変数候補として以下のものが挙げられた.

<RTS>

- 年齢
- 飲酒の有無
- 救急救命士の同乗の有無
- 病院到着時の Japan Coma Scale(意識レベル)

<TRISS 法>

- 年齢
- 飲酒の有無
- 救急救命士の同乗の有無
- RTS'
- 24 時間以内の輸血の有無



図 5 RTS のモデル



図 6 TRISS 法のモデル

注目すべき説明変数候補に「救急救命士の同乗」がある. 救急救命士は救急車により搬送を行う救急隊の一員で, 救急隊員と呼ばれる者よりも行うことのできる処置が多い. 現在救急車に常時最低 1 名乗車させることが目標とされているが, 救急救命士不足により目標達成には至っていない. この問題について, 本データは救急救命士の必要性を示すデータであるといえる.

また, 24 時間以内の輸血の有無が生存率と深い関係があるという結果が得られたが, 救急救命士が輸血をする際には多くの制限があり, 輸血できない場合が多いという現状がある. そのため, 救急救命士の行える処置, 特に輸血に関する処置拡大の必要性が本研究の分析により示されたといえる.

5. 結言

RTS の場合邦人は従来モデルよりも呼吸数を重要視するべきであり, TRISS 法の場合北米と本邦における銃創の割合の違いから鋭的外傷において TRISS 法は本邦仕様に変更すべきであると考えられた. また, TRISS 法に用いられる区切り年齢は 7 歳が妥当であるという結果になった. ベイジアンネットワークにより構築されたモデルからは, 救急救命士の同乗, 24 時間以内の輸血の有無が生存率と関係が深い因子であるという結果となり, 本データは救急救命士の不足問題に関する有効なデータであり輸血に関する処置拡大の必要性を示したといえる.

参考文献

- 1) [益子 2007] 益子 邦洋, 上村 修二, 浅井 康文, 清水 正幸, 北野 光秀: "AIS, ISS", "Revised trauma score (RTS)", Triage-RTS 救急医学, 第 31 巻, 第 3 号, 特集「指標と数値算出法; 定義と使い方」, へるす出版, 2007.
- 2) [本村 2006] 本村陽一, 岩崎弘利著: 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, 2006.
- 3) [本村 2003] 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.