

走行シーンにおける運転者の認知構造のモデル化

本村 陽一¹²

1 産業技術総合研究所デジタルヒューマン研究センター

2 科学技術振興機構 CREST, JST

y.motomura@aist.go.jp, <http://staff.aist.go.jp/y.motomura/>

Keywords: ベイジアンネット, パーソナルコンストラクト理論, 認知構造.

1. はじめに

運転行動を支援するための情報技術の一つの重要な方向性は安全性の向上するための支援システムである。とくに自動車を新規に購入する初心者ドライバーが運転する場合に知的情報システムによって運転行動支援を行うことは実際にも非常に有用であると考えられる。そこで我々は運転中の状況や運転者の認知過程や意図の理解の研究プロジェクトを進めている[1]。

ところで、一般的に熟練ドライバーと初心者ドライバーでは運転中の目の前の走行シーンに対して、危険性をどのように判断しているか、という認知構造が大きく異なっていることが知られている。熟練ドライバーは効率的にもっとも重要なポイントを認知しているのに対して、初心者ドライバーは非常に高い緊張状態において注意をしているにも関わらず、重要なポイント以外における認知負荷が高く、これが運転中の疲労や緊張による他のポイントへの注意不足や操作ミスの原因ともなっていると思われる。そこで、本研究では、初心者ドライバーの運転行動支援の可能性の一つとして、走行シーンの危険性を自動的に判断する、という問題設定をあげる。

初心者ドライバーを支援するための、認識システムは熟練ドライバーの認知構造を模範とすべきであろう。そこで、本研究課題の具体化の一つの方向性は初心者ドライバーと熟練ドライバーの走行シーンにおける認知構造の違いを検証し、熟練ドライバーの認知構造をシステム上でモデル化できるようにし、最終的にはこのモデルの上で危険性を定量的に推定する確率推論を実行できるようにすることである。

以下ではそのための人の認知構造のモデル化と確率推論について述べる。

2. ヒトの認知・評価構造

古くからある人間の認知・心理機能のモデル化研究の基礎として臨床心理学者George A. Kellyが1955年に提唱したPersonal construct theory[2]がある。

これは、人間の行動を理解する上で、「個人が固有の認知構造 (Construct system) によって、外部の情報

を認知し、理解し、その結果を最適化するような選択や行動をとっている」、とする考え方である。認知構造とは「部屋の中が静か」などのヒトが感覚器を通じて得た情報を意味のある事象として理解する認知項目と、『「部屋の中が静か」であると「その空間では他人と話しやすい」』などのように関連する認知項目間の中に存在する因果関係が構成する階層的な構造である。

さらにこのパーソナルコンストラクト理論に基づき、Kellyはレパートリーグリッド法と総称される、他人の認知構造を知るための臨床心理分野における面接技術を開発した。マーケティング分野においては対象の認識から、価値観にいたる階層構造を面接によって抽出する技術としてラダリング法[3]が、また建築分野における環境評価手法としてレパートリーグリッド法を発展させた評価グリッド法[4]が開発され、多くの実務的な応用例とともに実用的な調査手法として日本でも定着してきている。

ラダリング法では対象 (製品) の属性、客観的ベネフィット、主観的ベネフィット、その人の価値、という4種類の認知項目クラスを想定し、その間の論理的な因果関係をインタビューにより、認知項目の抽出と項目間の主要な因果関係 (ラダー) を聞き取る。例えば「店内が静かなレストラン」、「食事中話しやすい」、「会話が弾む」、「友達と楽しく過ごせるので良い」というようなものがラダーである。マーケティング分野では主に複数被験者に対する聞き取りの結果、主要なラダーを選択し、できるだけ多くの人に強く訴求する、効果的なメッセージを発見することが主要な関心であった。

一方、評価グリッドも同様の対象の属性から客観的 (機能的) ベネフィット、主観的 (情緒的) ベネフィット、価値 (総合評価) へと至るラダーを網羅的に構築するための面接調査技法であるが、主にその目的は個人の認知構造の差異に注目し、特定の顧客を対象とする建築開発のコンセプト立案などに活用され、近年では建築に限らず、多様な対象に対してもその応用範囲が拡大してきたという背景の違いがある。

本研究では、まず個人の認知・評価構造の定量的なモデル化という観点から、評価グリッド法に基づいて

議論を進める。

3. 評価グリッド法

讃井氏が開発した当初、レポートリーグリッド発展手法[4]と呼んだ対面調査手法を基にした一連の手法は日本の研究コミュニティにより現在は評価グリッド法と総称されている。評価グリッドにはその取り扱い対象に応じて工夫された様々なバリエーションがあるが、ここでは基本的な例を簡単に説明する。

1. 対象となる建築物やシーンなどを被験者に提示し、「快適」と評価するモノと「不快」と評価するモノの2つに分け一対比較を行う。
2. 「快適と思ったのはなぜですか」と質問をすることにより評価に関連した認知項目を洗い出す。
3. 上位概念の抽出（ラダーアップ）：先に挙げられた認知項目について「そうするとどうして快適と感じられるのですか？」と質問することで隣接する上位の認知項目を洗い出す。
4. 下位概念の抽出（ラダーダウン）：先に挙げられた認知項目について「そうなるためには、何がどうなる必要がありますか」という質問をすることにより、隣接する下位の認知項目を洗い出す。
5. 対象の属性から総合評価に至る主要なラダーが出尽くされるまで、対象となるシーンを様々な組み合わせで上の1.から4.を繰り返す。

この評価グリッド法を実行することにより各認知項目や評価構造が被験者ごとに抽出し作成できる。ここでの評価構造はその被験者にとっての、論理的な因果関係に基づく定性モデルとなっている。

4. 確率的認知・評価構造モデル

各認知項目が別の被験者にも共通するものであれば、評価構造は頻度に基づき定量化することができる。定量モデル化を計算機上でシミュレーション可能な人間の認知構造モデルとして利用するために行うものとして位置付け、シミュレーションを効率的に行うための生成モデルとしてベイジアンネットワーク[5]を利用したモデル化と構築したモデル上での確率推論を考える。ベイジアンネットワークを適用する場合には変数を離散化する必要があるが、一方で非線形性、非正規性についても柔軟に取り扱えるというメリットがある。

ベイジアンネットワークは確率変数をノードで表し、これらを有向リンクで結合して依存関係を表現した確率分布として定義するものである。

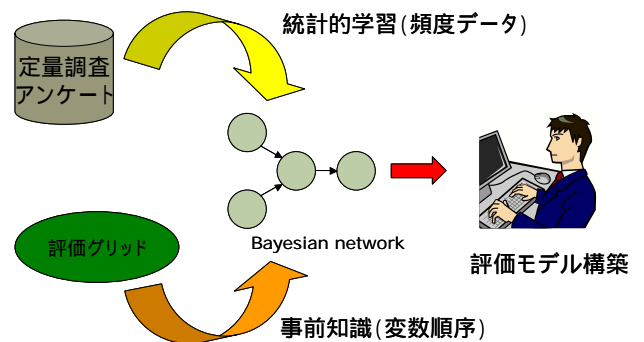
変数の間を結んで多段のネットワークにしたものがベイジアンネットワークになる。そして危険性や先に障害物がある、というような確率や可能性を予測する計算が

確率推論と呼ばれる。

確率推論は、モデルの中のいくつかの変数に観測結果を代入し、それ以外の観測が得られない全ての確率変数の確率分布を計算していくことで行われる。観測が得られない変数のうち、いくつかを潜在変数として扱うこともできる。ベイジアンネットワーク自体は全ての変数をとくに区別することなくモデル化しているので、変数の解釈は必要に応じて使う側が意味づけることになる。したがって、あるサンプルが実際にはいくつかのクラスに分類されているが、そのクラスを示す変数が観測できていない潜在クラス変数であると解釈することもできる。また、確率推論によって観測結果から、この潜在クラス変数についての分布を推定することができる。さらにその潜在クラスが影響する部分モデルについて見れば、混合モデルとなる。このような場合には潜在クラスの事後確率を計算した上で、事後確率最大のクラスを同定し、その上で対象となる部分モデルの確率推論を行うことも考えられる。

しかしながら、こうした潜在変数を積極的に導入してモデルを構築することはあまり容易ではない。数理的にはEMアルゴリズムを適用するなどして潜在変数のパラメータを求めることはできるものの、そこで表れる変数が必ずしも意味のある潜在変数になるとは限らない。現実的には事前知識から潜在変数の候補を用意しておく方法がとられている。しかし有用な潜在変数を事前に用意するための体系的な方法はこれまであまり考えられていない。

人間の認知構造のような心理的な構造においては、観測できない潜在変数が多く現れる。そこで先に述べた評価グリッド法により有用な潜在変数を抽出する方法が考えられる。以下で、人間の認知構造における潜在変数を評価グリッドにより抽出して、ベイジアンネットワークにより定量的にモデル化する方法[6]を紹介する。



対象の選択：まず評価対象となる走行風景の画像を選択する必要がある。被験者に20枚の画像を提示し、それを安全でリラックスできるか、危険を感じて緊張するか、という観点からその程度に応じて分類させ、その分類集合を選択対象とする。

認知項目の抽出：次に先の候補集合から対象を選び、

各認知項目を抽出するために評価グリッド法を適用する。この時、個別の被験者から異なる表現で表されるが意味的に同一と思われる認知項目を適切に判断する必要がある。そのために意味解析を行いやすい文型に統一して表記するなどの工夫が有効である。被験者の個人属性が認知・評価構造に強く影響する場合がある。例えば初心者と熟練者で評価構造が大きく違う場合などである。こうした個人属性となる重要な変数も事前に抽出しておくことが望ましい。後で行う定量調査項目に入れることができれば、モデルのグラフ構造を統計的に学習することにより各認知項目への影響の強さをモデル化することができる。また各認知項目が暗黙的に条件付けられている場合がある。例えば、走行シーンから「速度が出ている」という状況が想定される場合があり、その場合に限って認知される項目が考えられる。こうした状況依存性は重要であるため、モデルの中には、こうした重要な状況の変数を導入して、先の個人属性と同様に扱うことが重要である。

スケルトンの作成：複数人の被験者（今回は6名の被験者に調査を行った）による評価グリッド法を実行した後に、主要な認知項目とそれに隣接する上位、または下位の認知項目の候補を整理する。上位または下位の項目は大まかに属性と機能的ベネフィット、情緒的ベネフィット、総合評価の各クラスに分類しておく。

定量調査：各対象ごとに主要な認知項目についての質問表を作成し、幅広い被験者層に対して定量調査（アンケート）を実施する。評価グリッドの被験者が十分な数であれば、この結果を主要認知項目の頻度として利用してもよい。今回は多数の被験者を用意しての定量調査は時間的な限界から行わなかった。

ベイジアンネットの統計的学習：先に作成したスケルトンモデルから各認知項目の接続順序や、隣接可能性を考慮して変数の順序化と子ノード毎の親ノード候補の絞込みを行う。一般にグラフ構造の探索空間は指数的爆発を引き起こすが、スケルトンモデルから探索範囲を限定することで探索空間と計算時間を大幅に低減することができる。絞込んだ結果を制約条件として、グラフ構造の学習と、条件付パラメータの統計的学習を実行する。我々は統計的学習のためのソフトウェア[7]を開発しており、本研究のための機能も付加している。

ベイジアンネットの確率推論：以上の手順により構築したモデルの上で確率推論アルゴリズムを実行する。具体的には、観測できた個人属性や状況変数の値をエビデンスとして与えた後で、それ以外の認知項目に関する確率分布を計算する。とくに評価構造の中に循環（任意のノード間のラダーが複数存在する場合）があるため確率伝播法をそのまま適用することには問題がある。我々はそのために確率推論アルゴリズムの改良

なども行っており[8]、本研究で構築されたモデルは実用的な場面での性能評価としても重要なものである。

これにより、特定の状況、個人属性を設定した上で各対象に対する総合評価が高いかどうか、各認知項目が成立するかどうか、の確率値がベイジアンネットの出力として得られる。個人属性が不明な個人がある対象にたいする選択結果（良いと判断したかどうか）を与えた場合には、それをエビデンスとして潜在変数としての各認知項目や被験者属性についての確率をベイジアンネットの出力として得ることもできる。

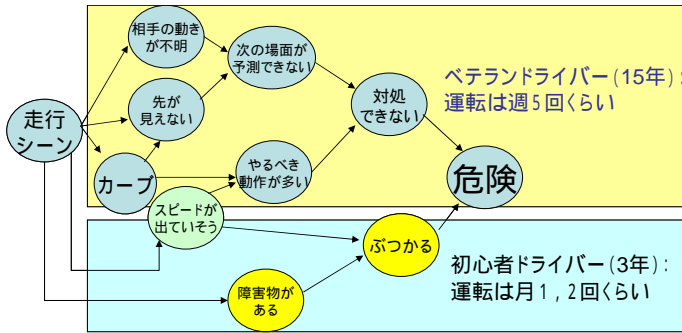
また定量調査調査を全ての調査項目について実施できない場合もある。その場合学習データが欠損を含むものになるが、スケルトンモデルに適切な条件付パラメータを付与した初期モデルと確率推論を使ったEM学習を適用することが考えられる。

5. 評価グリッド法による熟練者と初心者の認知構造の違い

下図に示すような走行シーンの画像20枚を被験者（つくば在住の運転歴15年の熟練ドライバーや東京都在住の運転歴3年程度の初心者ドライバーら）に提示し、先に述べた評価グリッドインタビューを実施し、認知項目の洗い出しと、コンストラクト図の構築をいった。評価対象は走行シーンの画像、評価項目は「危険」と「安全」である。



熟練ドライバーと初心者ドライバーのコンストラクト図を重ねて表示したものを下図に示す。



この結果から、初心者ドライバーは走行シーン画像の中から、進行中の自転車にとって障害物となるオブジェクトについての認知負荷が非常に高いことがわかった。またこれが複数存在する画像についてとくに高い危険性を認知する傾向もある。またスピードが出ていそうな走行シーンについても熟練ドライバーよりも危険性を高く評価する傾向があり、その理由は熟練ドライバーと異なり「ぶつかりそうだから」というものであった。一方、熟練ドライバーの場合には、ブラインドカーブなどの走行シーンを「先が見えない」ので、「次の場面が予測できない」から「自分で対処できない」ので危険、と判断している。また、同様に自転車やバイクなどが目視で自転車を確認していない時に強く「相手の動きが不明」であるとし、「次の場面が予測できない」ので同様に危険であると評価した。このような判定、およびこれに該当する走行シーンの危険度の評価は初心者ドライバーには見られないものであり、通常よく言われる初心者の過度の認知負荷による本質的に危険な場面での注意不足を示す結果とも見なせる。また、熟練ドライバーは自らの運転スキルを自覚し、これを超えた操作を要求される状況での危険性の認知に優れ、同じような対向車であった場合でも、カーブや上り坂のように自転車の運転でやるべき操作が多く、自分の負荷が高くなりそうな状況では、そうでない場合よりも危険性を高いと評価した。

6. まとめ

運転行動を支援する、という観点から道路環境を含む車外状況の認知問題について、熟練ドライバーと初心者ドライバーの認知構造の違いについて、評価グリッド法により分析した。その結果得られるコンストラクト図において、評価に影響する認知項目は大きく異なるものとなり、走行シーンの中でそれぞれが注目している画像特徴も異なることが判明した。

運転行動を支援するための知的情報処理としてありえる一つの方向性は、ドライバーが持つこうした認知構造を、すでに構築した熟練者のものと初心者のもので比較することにより、現在のドライバーの認知的な習熟度を判定することである。運転歴やステアリングやペダル操作などの行動スキルが十分高いとしても、危険性の認知スキルが必ずしも高いとは言えない。む

しろ危険性に関する認知スキルが低いにも関わらず、積極的な運転行動をとるドライバーの方が危険性は高いともいえる。そこで、ドライバーの認知スキルを判定し、それが不足している場合にはシステムが同時に走行シーンを認識し、危険性が高い場面においては警告を示すなどして注意を促すことが考えられる。

このような認知構造モデルへの適合性や、危険性の推定などはベイジアンネットワークを用いれば簡単に実現できる。今後取り組むべき課題は、1)走行シーン画像から、最初の認知項目(例えば、「カーブ」、「見通しが悪い」、「後ろ向きの自転車」など)を判定するいわゆるパターン認識部である。走行シーンの画像認識部の開発にあたっては画像特徴量設計が重要であるが、今回運転者の認知構造として抽出された項目を、危険性を評価する上で重要な特徴として採用することが考えられる。これは最終的に判定しなければならない「危険性」について、いわゆるサポートベクターのような有意な識別特徴となりえる。そのように設計した画像認識部の性能評価を行うことも今後の課題である。さらに多数の被験者から認知項目と認知構造の抽出を行い、真に取り組むべきパターン認識対象の絞込みと必要な識別精度の検討を行うことも必要だろう。多数の被験者により網羅的に認知項目を洗い出した後は、アンケート結果により定量的モデルが構築できる。サンプル数が十分で、各認知項目のクロス集計から条件付確率表が構成できるならば、アンケート結果からベイジアンネットワークを構築し、各認知項目が成立している可能性や、走行シーンの危険性の判定までが、ベイジアンネットワークの確率推論によって実行できる。最終的な運転者支援システムの実現のためにはいかに良い定量化モデルを構築できるか、ということが本質的な課題になる。

References

- [1] 栗田, 大津, 本村, 野口, "交通安全のための状況・意図理解に向けて", 信学技報SSS2004-6, 2004.
- [2] G.A.Kelly, "The Psychology of Personal Constructs", 1955.
- [3] J.Gutman, "A means-end chain model based on consumer categorization process", Journal of Marketing, 46, pp.60-72, 1982
- [4] 讚井, "レパトリ発展手法による住環境評価構造の抽出", 日本建築学会計画系論文報告集, pp.15-22, 1986.
- [5] 本村, "ベイジアンネットワーク", 学習システムの理論と実現(渡辺澄夫他著), pp.75-97, 森北出版, 2005.
- [6] Y.Motomura, T.Kanade, "Probabilistic Human Modeling based on Personal Construct Theory", Journal of Robotics and Mechatronics, in press.
- [7] 本村, "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, 2003.
- [8] 本村, "ベイジアンネットワークにおける確率推論アルゴリズムと実験評価", 信学技法, ニューロコンピューティング研究会, 103-734号 (2004).