

# ヒトの認知・評価構造の定量化モデリングと確率推論

本村 陽一<sup>†</sup> 金出 武雄<sup>‡</sup>

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

E-mail: † y.motomura@aist.go.jp, ‡ takeo.kanade@cs.cmu.edu

**あらまし** 我々は人間の認知・心理的な機能を数理的にモデル化し、計算機上で実行可能にすることを目指したプロジェクトを開始している。その中で対象となるモノや情報に関するヒトの認知・評価構造を定量的にモデル化することは、本質的に重要な課題であり、また情報工学的な観点からも非常に幅広い応用を持つ重要な課題である。本研究では評価グリッド法により抽出したスケルトン構造を基にしてベイジアンネットの統計的学習により定量的なモデルを構築し、確率推論アルゴリズムを適用する方法とその応用について述べる。

**キーワード** 認知構造, 評価構造, 確率推論, ベイジアンネット, 評価グリッド法

## Quantitative Modeling for Personal Construct and Probabilistic Reasoning

Yoichi MOTOMURA<sup>†</sup> Takeo KANADE<sup>‡</sup>

<sup>†</sup> Digital Human Research Center, National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

2-41-6, Aomi, Koto-ku, Tokyo, 135-0064 Japan

E-mail: † y.motomura@aist.go.jp, ‡ takeo.kanade@cs.cmu.edu

**Abstract** We start the research project that realizes computational models of human's cognitive and psychological functions. In this project, quantitative modeling for personal construct is essentially important and also it has many important applications from information technological point of view. In this research, we propose the method that constructs skeleton by evaluation grid method, applies statistical learning of Bayesian networks to obtain quantitative models, and then executes probabilistic reasoning algorithms. We also discuss about practical applications using this framework.

**Keyword** personal construct, probabilistic reasoning, Bayesian network, evaluation grid method

### 1. はじめに

情報処理技術の発展と普及が進んでいる。しかし、人間の認知・心理的機能に対する理解が不十分であることによる技術展開の困難が問題になってきている。例えば、情報検索タスクにおいてユーザに適切な情報を提示する上では、単なるキーワードによる照合では効率が悪く、これまでの検索履歴やユーザ固有の嗜好性を考慮してユーザの意図や要求に応じた情報選択を行うことが期待されている。同様に個人ユーザへ適応する仕組みはインターネットによる購買(e-commerce)や携帯電話、カーナビにおける情報サービスやインタフェースなどへの応用においても重要な課題である。

我々はこうした課題に対して、人間の認知・心理的

な機能を数理的にモデル化し、計算機上で実行可能にすることを旨としたプロジェクトを開始している[1]。

今回、ヒトの認知・評価構造を対象として、評価グリッド法により抽出したスケルトン構造を基に確率的なネットワークモデルであるベイジアンネットを認知・評価構造の定量化モデルとして構築し、先に述べたような個人に適応する情報技術として応用する枠組みを提案する。

大量のデータからの学習と推論可能なモデルとしてベイジアンネットがある。これをヒトの認知・評価構造のモデルとして応用する上での一つの問題点は隠れ変数(潜在変数)の存在である。ヒトの認知・心理的な状態を表す上では深層的な潜在変数を仮定せざるを得ない。しかし、こうした変数は統計データとして

網羅的に集めることは通常難しいので、統計的学習のみによりモデルを構築することは現実的ではない。

一方、個人の認知構造を構成的な固有の内部構造（コンストラクトシステム）として考える G.A.Kelly のパーソナルコンストラクト理論と、これを面接調査から抽出するレパトリートグリッド法がある[2]。

とくにある対象に対する良い、悪いという評価を行う場合の心理的機能に限定した評価に関する階層構造モデルを構築する研究がマーケティング分野においてはラダリング法[3]として、建築分野の定性的な調査手法としては評価グリッド法[4]がそれぞれ開発された。両者ともに近年、応用研究と適用事例が増え、広告分野、建築分野にとどまらず多くの対象についての成功事例が報告されている。

これらの研究では得られた認知・評価構造モデルは定性的なモデルとして取り扱われる。結果は階層的な構造図として得られるが、本来の目的では主に人間が見て解釈するものであり、モデルを計算機上で利用することはあまり考えられていない。最近、定性モデルとして得られた結果を基に、さらにアンケート項目を設計し、大量の被験者の回答を統計的に得られる定量調査を実施し、その結果から AHP[5]や共分散構造分析[6]による定量モデルを構築する研究が行われている。またその定量化モデルを活用することにより製品開発や顧客へのアクションを行い、その後の反応を追跡的に調査する 3step research[7]も提案されている。

同様に評価グリッドから設計した定量調査結果から得られた統計データからベイジアンネットを構築することが考えられる。ベイジアンネットの場合には構築したモデルの上での確率推論アルゴリズムを利用し、様々なシミュレーションを計算機上で実行できるというメリットがある。また線形性や非正規性を仮定しないことからモデル化できる対象がより広い。

そこで我々は、ヒトの評価構造の定量モデルをベイジアンネットとして構築し、これを計算機上で実行することにより多様な価値観を持つユーザや顧客の特性をシミュレートし、情報推奨などの IT サービスに応用するための枠組みを提案する。本報告では、ベイジアンネットと評価グリッド法を利用し、ヒトの認知・評価構造の定量化モデルを行う手順についての概説と応用について述べる。

## 2. ヒトの認知・評価構造 (personal construct)

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間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 はレパトリート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トリート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[8]。

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、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、レパトリートグリッド発展手法[2]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う対象に応じて工夫された様々なパ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. 対象となる製品や建築物などを被験者に提示し、「良い」と評価するモノと「悪い」と評価するモノの2つに分け一対比較を行う。
2. 「良い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与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良いと思うのですか？」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、何がどうなることが必要ですか」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、対象となるモノ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。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。異なる表現で説明された各認知項目を整理し、整理した主要な認知項目を使って作成された質問表を大量の被験者について再度調査するなどして、具体的な対象製品についての評価構造の定量化を AHP や共分散構造分析を用いて行った例がある[5,6]。

またこのように評価グリッド法の後に定量調査を行い、さらにその結果に基づき開発した試作品の定量調査を再度行い、検証を行う 3step-research も提案されている[7]。

我々はこの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。

#### 4. ベイジアンネットワークと確率推論

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。有向リンクの元にあるノードを親ノード、有向リンクの先にあるノードを子ノードと呼ぶ。有向リンクは親から子の向きに条件付の依存関係があることを示し、例えば子ノード X4 にリンクを張る親ノード（集合）を X2 とすると、この子ノードの確率変数は条件付確率分布  $P(X4|X2)$  に従う。確率変数が2通りの状態を持つ確率変数の場合、子ノードは0,1のそれぞれの値を取る可能性があるものと考え、それぞれの値を取る確率が X2=0 の時、0.8, 0.2, X2=1 の時に 0.4, 0.6 であるとすれば、これにより X4 の確率分布を与えることができる(図1)。

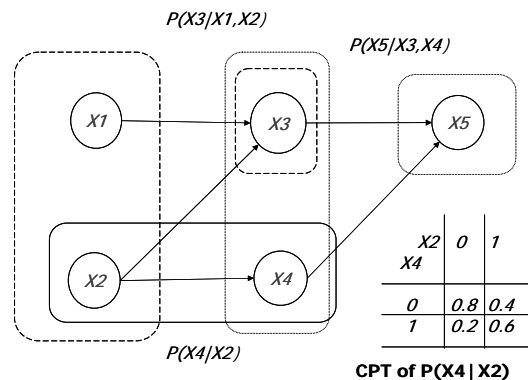


図1: ベイジアンネットワーク

離散的な確率変数ならば親ノード（集合）についても取る値の全ての組み合わせを列挙することができるので、全ての親ノードの取り得る値の組み合わせについての子ノードの各状態の確率値を並べた表、条件付確率表(CPT)としてこれを定義することができる。

つぎに変数間の依存関係、つまり各子ノードについてどの親ノードが結合しているかという親ノードの集合を定義するとベイジアンネットワークのグラフ構造が決定する。

ベイジアンネットワークのモデルは、ノード集合とグラフ構造と、各子ノードにそれぞれ一つ割り当てる条件付確率表(CPT)の集合によって完全に定義される(図1)。

モデルの構築は大量の統計データと変数の定義を与え、それらを最もよく説明するようにグラフ構造と条件付確率を決定する統計的学習により行うことができる。グラフ構造を仮定できれば、条件付確率表だけを求めれば良い。グラフ構造もデータから決定するにはデータをもっとも良く説明できるようなグラフ構造を AIC や MDL のような情報量規準に基づき候補集合の中から探索する。これはクロス集計表の独立性の検定や決定木の学習アルゴリズムとも関連が深い。

ベイジアンネットワークを使うことで、一部の変数を観測した時のその他の変数についての確率分布を求めたり、確率値が最も大きい状態、つまり可能性の最も高い状

態をその変数の予測結果として得ることができる。観測された変数の情報(e)から、求めたい確率変数(X)の確率値、すなわち事後確率  $P(X|e)$  を求め、それにより X の期待値や事後確率最大の値 (MAP 値)、ある仮説の確信度 (いくつかの変数が特定の値の組をとる同時確率) などを評価するわけである。こうした確率計算に基づく推論が確率推論と呼ばれており、これを実行する確率推論アルゴリズムが確立されていることがベイジアンネットによりモデル化する利点である。

例えば 20 代の女性 100 人のうち 30 人がある商品を買ったという統計情報があれば、条件付の購入確率は 30% である。このような  $P(\text{購入}|\text{年齢, 性別})$  という条件付確率を網羅的にモデル化できれば、目の前の新しい顧客についての購入見込みや、購入する可能性の高い商品を予測することが可能になる。またこの確率の変化率を計算することで年齢や性別の他にも予測に強く影響する要因を見付けられる。このような要因(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になる。そして購買可能性のような確率値や可能性の高い商品を予測する計算が確率推論と呼ばれている。

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。

例えば購買履歴やアンケート調査によって、多数の顧客集団をモデル化した上で、顧客をいくつかのクラスに分類することが、顧客セグメンテーションと呼ばれ、マーケティング分野では重要な課題となっている。ベイジアンネットを使い、潜在クラス変数によって下位の部分モデルを混合したモデルを顧客集団全体のモデルとした時、ある一人の顧客に対する最適な商品の推奨を行うことが考えられる。この場合、まず、いくつかの質問から顧客クラスを推定し、その推定結果が正しいとした時の部分モデルによって、最終的な最適な商品の推定を行うことができる。

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[9]。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。

そこで本研究では評価グリッド法により有用な潜在変数を抽出することを考える。

## 5. ヒトの認知・評価構造の定量モデル

ここではヒトの認知・評価構造モデリングを行う方法について述べる。基本的なアイデアは評価グリッド法により認知・評価構造モデルのスケルトンとなる変数群と主要なグラフ構造を求め、それを使って構築したベイジアンネットを用いて定量的なモデルの統計的学習、EM アルゴリズム、確率推論などを実行するものである。

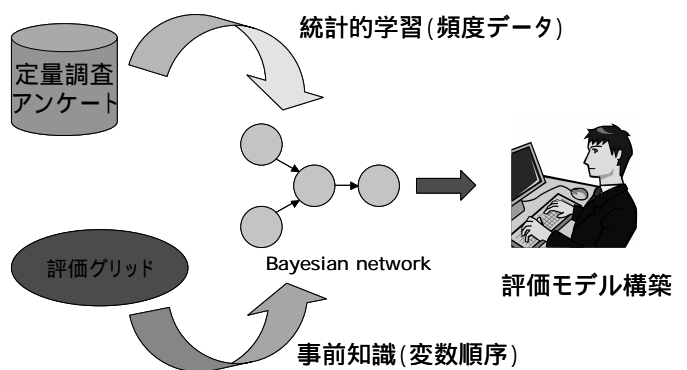


図 2: 評価グリッド法とベイジアンネットの統計的学習による認知・評価構造の定量化モデリング

**対象の選択:** まず評価対象となるモノや情報を選択する。例えばレストラン推奨の場合であれば、ある地域内に存在するレストランの情報を、主に被験者が知っている可能性の高いものから選んで候補とする。この時、評価構造において重要な属性を網羅的に含むような候補集合を用意することが必要である。そのため後で述べるような予備的な評価グリッド法を実行することも考えられる。例えばレストランのカテゴリとしては料理の種類だけでなく、接客形態(接客の質)の違いや、平均滞在時間などを考慮する必要のあることが予備的な評価グリッド法により判明している。

**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。例えば女性と男性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、「会話が円滑」という認知項目の中には一人ではなく、複数人で店にいる状況が仮定されている。こうした状況依存性は重要であるため、モデルの中に状況の変数を導入して、個人属性と同様に扱うことが必要である。

**スケルトンの作成：**複数人の被験者（必要な人数は対象によって異なる）による評価グリッド法を実行した後、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。

**ベイジアンネットワークの統計的学習：**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[10]を開発しており、本研究のための機能も付加している。

**ベイジアンネットワークの確率推論：**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[11]、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ワーク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ワーク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。

## 6. 評価構造モデル上の確率推論の応用

前節で述べた方法によって、次のような応用が考えられる。例えば特定のユーザや状況に適應して、適切な情報提供を行うカーナビ[12]や携帯電話サービス[13]が考えられる。各アプリケーションについての詳細については、あらためて報告する予定である。

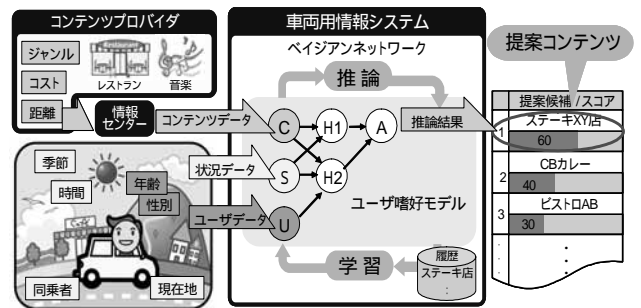


図 3: ユーザ適応型カーナビゲーション

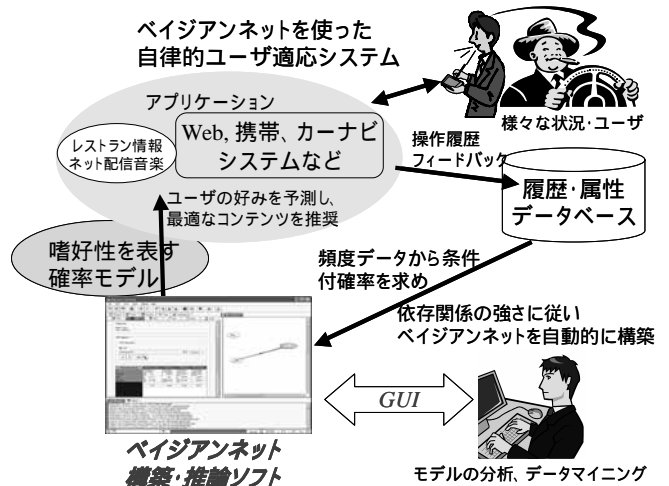


図 4: モデルの統計的学習と確率推論の応用

トの適用”, 信学技法, ニューロコンピューティング研究会,7月, 2004.

[13]小野,本村,麻生,“ベイジアンネットによる映画コンテンツ推薦方式の検討”, 信学技法, ニューロコンピューティング研究会,10月, 2004.

## 7. おわりに

評価グリッド法は従来景観評価やマーケティング調査などの分野において活用されてきたインタビュー技法である。インターネットやテキストマイニングと併用するなどの試みもあるが、本研究のように情報処理技術として積極的に活用されるのはまだこれからである。しかし本報告で述べた方法は評価グリッド法の結果の有効活用の点からも、ベイジアンネットにおける潜在変数の活用の点からもその有用性と意義は非常に大きい。今後は実際的な応用分野における成功事例を積み上げていくことが重要であろう。

## 謝辞

本研究にご協力いただいた女子栄養大学芳賀先生、好みの計量研究会の皆様、デンソーアイティラボトリーエージェントグループの皆様、KDDI 研究所小野様、ロジックデザイン佐藤宏喜様に感謝いたします。また本研究は科研費(課題番号 14084208)の支援を受けました。

## 文 献

- [1] 金出, 持丸, “デジタルヒューマン”, システム制御情報学会誌, 46巻8号, pp. 453-458, 2002.
- [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, “レパー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] 真柳, “バニラカップアイスの購買構造分析～評価グリッド法の応用による探索的構造分析および AHP による評価～”, 官能評価シンポジウム発表報文集, pp.105-112, 日科技連, 1999.
- [6] 真柳, “市販牛乳の買いたさ構造の解明～レパートリグリッド法による定性分析と SEM による定量分析”, 官能評価シンポジウム発表報文集, pp.41-46, 日科技連, 2000.
- [7] 芳賀, “魅力的なモノ作りに調査をとことん利用する～最新調査運用体系 3-step Research”, 感性工学会大会予稿集, 2004.
- [8] 「評価グリッド法」その理論と測定・分析法の現状と進化, 第 81 回行動計量シンポジウム, 2004.
- [9] 村上, 酢山, 折原, “・ベイジアンネットワークによる消費者行動分析”, 信学技法, ニューロコンピューティング研究会, 10月, 2004.
- [10] 本村, “ベイジアンネットソフトウェア BayoNet”, 計測と制御, vol.42, No.8, 2003.
- [11] 本村, “ベイジアンネット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).
- [12] 岩崎, 水野, 原, 本村, “ユーザの好みに合わせてコンテンツを推薦するカーナビへのベイジアンネッ