

サービス工学におけるユーザモデリング

User Modeling in Service Engineering

本村陽一

Abstract

サービスの特性はサービス利用者（ユーザ）の価値観が多様である異質性に起因する。この異質性のもとで最適化を実現するためには、ユーザの嗜好性をデータから獲得し、予測や制御を可能にする計算モデル化、ユーザモデリングが必要である。ここではサービス現場において生成される大規模データからユーザのモデルを構築し、サービスの最適設計ループを実現するサービス工学とユーザモデリングの事例を紹介する。

キーワード：ユーザモデル，サービス工学，機械学習，ベイジアンネットワーク，需要予測

1. はじめに

我が国の産業構造は多くの先進国同様、サービス産業に大きく依存するようになってきている。その一方でサービス産業における生産性の伸びは製造業に比べて依然小さく、製造業における設計工学や品質管理技術のような工学的枠組みをサービス分野において確立することが望まれている。こうした実社会の要請からサービスにおける工学技術を理論的かつ体系的に論じるための枠組みとしてサービス工学^{(1),(2)}が提唱されている。また産業技術総合研究所においてはサービス工学研究センターが設立され、経済産業省でも2008年以降、サービス工学研究開発事業が進められている。

サービスの特性はサービス提供と消費が同時に行われ、その品質はサービス利用者や状況に依存し、保存できないという同時性、異質性、消滅性に起因している。また提供されるサービスの評価は利用者（ユーザ）と状況に依存していることから、現場の熟練者の属人的な経験と勘への依存性が強く、サービスが複数の人の相互作用（コト）として伝搬しており、人の心理や行動、状況といった情報の技術的な取扱いが本質的な課題になっている。

こうしたサービス特有の課題に対して、サービスの現場で起こる事象を客観的に「観測」し、それを「分析」して得られる計算論的モデルに基づいて、あるべきサービスを再「設計」し、それを現場に「適用」という「最適設計ループ」に基づくアプローチが提案されている（図1）^{(3),(4)}。この最適設計ループは制御工学的なアプローチともいえるが、サービス特有のモデル化が必要になる。具体的には、利用者の心理的要因や状況依存性や集団の偏りに基づく不確実性などに対処するために、大規模データに基づくユーザモデリングが有用である。本稿では、サービス現場で観測される大量のデータからユーザモデルを構築することで、最適設計ループを実現する取組みについて述べる。

2. 情報推奨のためのユーザモデル

サービスにおける異質性に対処するため、ユーザの嗜好性を表すユーザモデルを導入する必要がある。しかし、ユーザモデルは明示的に書き表すことは難しく、サービスを通じて得られた大規模な観測データから逐次構築する機械学習的アプローチを利用する。ユーザの嗜好性は多くの要素と関係しているが、それは線形独立な関係ではなく、状況にも依存するための交互作用を含むものになる。更にユーザの集団の偏りや、行動がいつも同じとは限らないといった不確実性を含むものであるが、そこでは正規性の仮定が成立するとは限らない。そこでベイジアンネットワーク（以下、ベイジアンネット

本村陽一 正員 独立行政法人産業技術総合研究所サービス工学研究センター
E-mail y.motomura@aist.go.jp
Yoichi MOTOMURA, Member (Center for Service Research, National Institute of Advanced Industrial Science and Technology, Tokyo, 135-0064 Japan).
電子情報通信学会誌 Vol.94 No.9 pp.783-787 2011年9月
©電子情報通信学会 2011

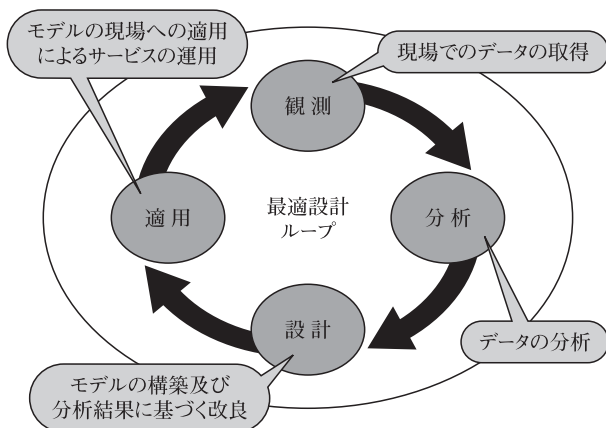


図1 サービス生産性向上のための設計ループ

と略す)⁶⁾などを適用し、非線形で交互作用を含む比較的複雑な計算モデルを利用する。ベイジアンネットは確率変数をノードとするグラフ構造と、各ノードに割り当てられた条件付確率分布群によってモデルが定義される。各変数の条件付確率分布は、条件付確率表 (CPT: Conditional Probability Table) として表現され、これは大量のデータがあれば簡単に求めることができ、分布系を仮定しないノンパラメトリックな分布であるため、非正規性、非線形性、交互作用を含んだモデル化に向いている。

このベイジアンネットを使って、消費者の嗜好性をモ

デル化し、提供するサービスの最適化に応用することができる。特に多種のコンテンツを提供する情報推薦サービスにおいてコンテンツ属性を変数として用い、更にユーザ属性や状況を表す変数もベイジアンネットのノードとしてモデルに組み込むことで、状況やユーザの傾向に応じたコンテンツ推薦によるサービス品質の向上が可能になる。携帯電話サービスのためにベイジアンネットを用いた映画コンテンツを推薦する事例^{6), 7)}では、約1,600名の被験者、200種類以上の映画コンテンツについてのアンケート調査により収集したユーザ属性、コンテンツ属性、コンテンツ評価履歴からベイジアンネットモデルを構築した(図2)。アンケートでは年齢・性別・職業などのデモグラフィック属性のほかにライフスタイルなどに関する質問項目、更に映画視聴に関する態度属性として鑑賞頻度、映画選択時の重視項目、映画を見る主要目的(感動したい等7項目)、コンテンツに対する評価(良い・悪い)、そのときの気分(感動した等7項目)などを収集し、更に約1,000人について別途、各映画コンテンツについて、どんな気持ちや状況で、どこで(映画館、DVDで家)、誰と何人で、どんなときに、鑑賞するか、を自由記述文により収集した。この延べ2,700件のデータからどのような映画(属性)をどのような状況(同行者、場所、気分)で見たいか、という関係を確率的に表現するベイジアンネットモデルを構築した。

このベイジアンネットをユーザモデルとして使うこと

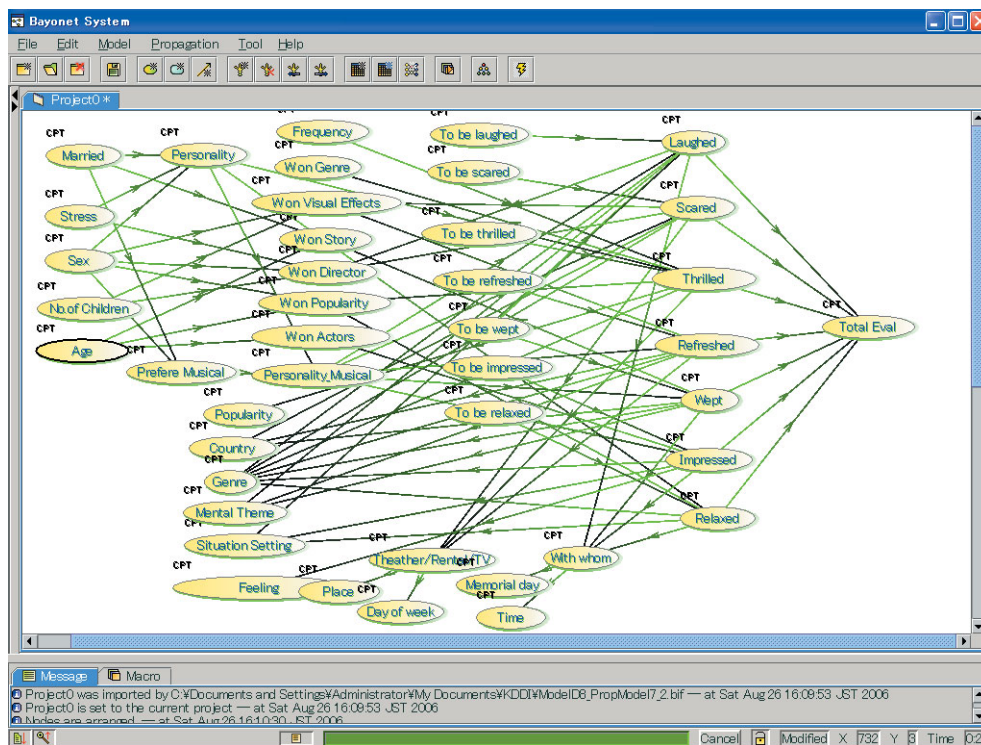


図2 映画推薦のために構築したベイジアンネット

で、あるユーザが特定の状況にあるということを条件として固定し、そのとき、そのユーザに見たいと思われる確率が高くなるような映画コンテンツの候補を求めることができる。つまり状況とユーザの嗜好性に応じて最適な映画を推薦することができる。

この映画推薦システムは KDDI 研究所が運営する auone ラボという一般に公開されたサイトにおいて 2007 年から延べ約 7,000 件の推薦を実行した。その推薦履歴から更にモデルの再学習を行うことで推薦精度が向上する仕組みにより、実際のユーザの嗜好性を反映することができる。またベイジアンネットは映画の属性やユーザ属性、状況属性のどれに対しても推論が実行できるため、あるユーザと状況に対して最適なコンテンツを求めるだけでなく、あるコンテンツに対して最も視聴する確率の高いユーザ層や、その際の状況なども推論することができる。この仕組みにより、映画として公開が終わった後の DVD 販売戦略の最適化への応用もできる⁽⁸⁾。これは映画推薦サービスを通じて得られた大規模データからユーザモデルを構築し、マーケティングに再利用した事例といえる。

3. ID-POS データからの顧客モデル構築

小売サービスにおける決済系のシステムを通じて商品

の購買履歴データが大量に集積されるようになっている。特に顧客の ID がひも付けられた購買履歴データが ID-POS データと呼ばれており、このデータの有効活用が課題になっている。顧客を有用なセグメントに分類することはマーケティング上も重要である。従来の顧客セグメンテーションの代表的なものは RFM 分析と呼ばれ、直近の購買日 (Recency)、購買頻度 (Frequency)、購入金額 (Monetary) の数値指標で顧客の特性をモデル化するものであるが、これでは直接ライフスタイルや商品ニーズなど真の生活者理解を行うことは難しい。そこで、特定の顧客層に向けて有効な施策の実施が可能なライフスタイルや心理、行動を考慮できるユーザモデルの活用技術が重要になる。ここでは、ID-POS データから顧客の購買行動をモデル化した事例^{(9),(10)}を紹介する。

まず、潜在クラスモデルの一種である確率的潜在意味解析⁽¹¹⁾により、同種の商品の買い方が似ている顧客と、同種の顧客への買われ方が似ている商品を同一クラスに併合する操作を繰り返すことによって ID 付き POS データから顧客と商品を同時に分類しカテゴリー生成を行う。カテゴリーの数は情報量規準 (AIC) により最適なクラス数を設定する。このアルゴリズムによって、数千から数万の膨大な数の顧客と商品に対して、比較的少数のカテゴリーへ所属する確率ベクトルが得られる。

この確率ベクトルは商品や顧客属性のように使うこと

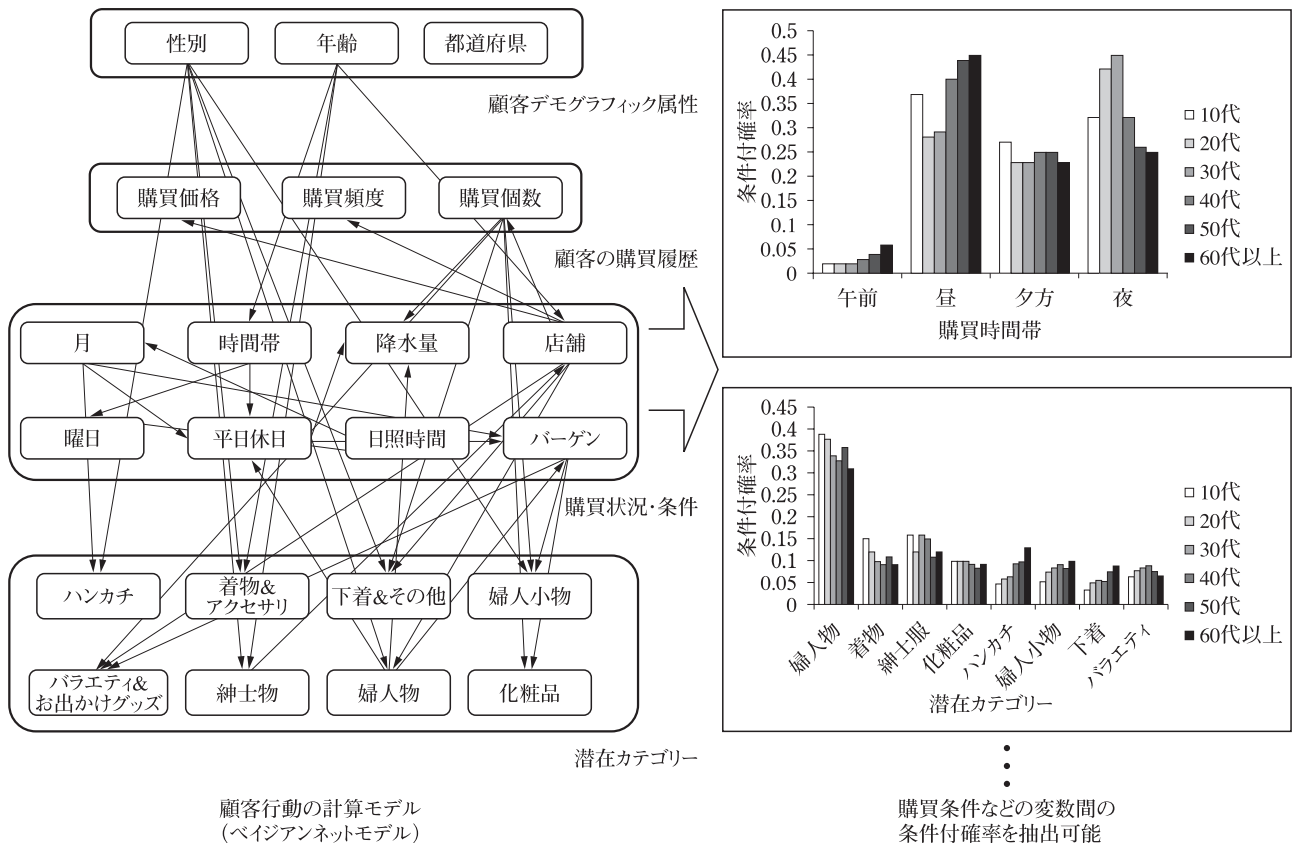
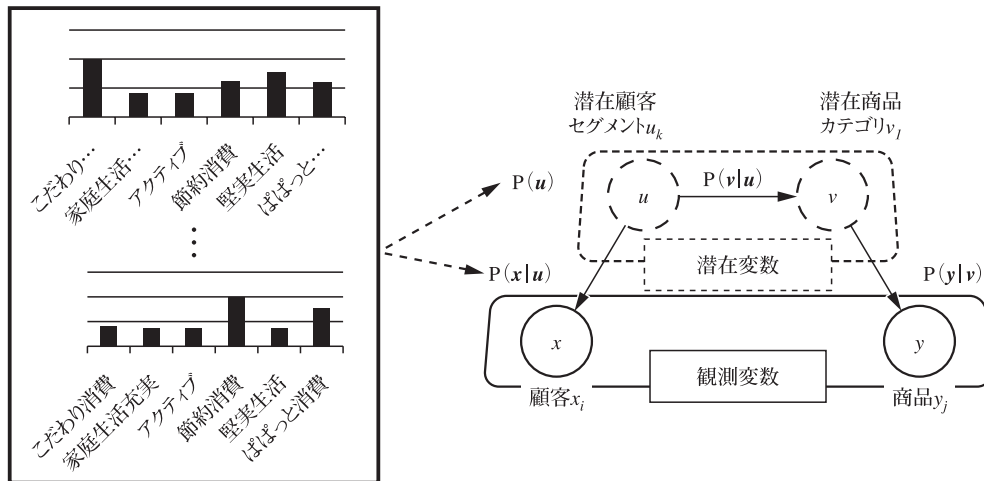
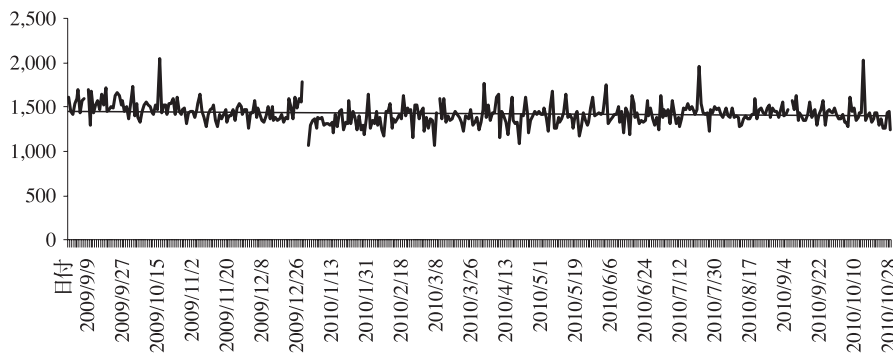


図3 顧客行動計算モデルと顧客購買行動予測



顧客ライフスタイルの導入

図4 多層潜在クラスモデル



(a)ある1店舗の日ごとの来店人数

	①前年同月 同曜日	②線形予測	③セグメント ごとの合計	①からの 改善率	②からの 改善率
残差合計	-2,835人	-762人	-516人	81.8%	32.3%
絶対残差合計	3,285人	1,599人	1,542人	53.1%	3.6%

※①からの改善率=1-(③の残差合計÷①の残差合計)
 ※②からの改善率=1-(③の残差合計÷②の残差合計)

(b)セグメントごと予測による予測結果の改善率

図5 ユーザモデルによる来店人数予測の効果

ができ、大量の商品群、顧客群をベイジアンネットで扱える変数表現に変換できる。更に、ID-POSデータに加え、コーザルデータと呼ばれる、そのときの天気、購買時間帯、バーゲンなどの状況変数を付与した大規模データからベイジアンネットを構築することで、ある顧客がその状況である商品を購入する条件付確率を表すユーザモデルが作れる(図3)。

心理的要素もユーザモデルに反映させることができる。潜在クラスを顧客セグメントと商品カテゴリーの二つに分けた多層潜在クラスモデルを考え、顧客セグメン

トにおいては会員アンケートから得られた顧客ライフスタイル(因子)を反映させ、これとID-POSデータによる潜在意味解析法の結果得られた商品カテゴリーを関連付ける(図4)。このモデルはどの顧客セグメントがどの商品カテゴリーを購入する傾向にあるのかが計算できるだけでなく、ある商品を買う確率が高い顧客セグメントの分布 $P(\text{顧客}|\text{商品})$ や、ある特定の顧客が購入する確率の高い商品セグメントの分布 $P(\text{商品}|\text{顧客})$ も計算できる。これは、実際に訪れる顧客の心理や行動を反映した店内の売り場や施策の最適化や、ユーザモデ

ルを導入したデジタルサイネージによる最適な情報推薦にも応用することができ、現在、幾つかの企業が実際に導入を進めている。

更に、このユーザモデルを用いることで、店舗への来店人数予測の精度を向上させる方法⁽¹²⁾、⁽¹³⁾も提案されている。実務上は来店人数予測は、前年同月同曜日の来店人数(図5①)を用いることが多い。そこで、各日の状況(曜日, 祝日, 雨量, 気温, イベント)からステップワイズ法で説明変数を選択した線形モデルによる予測(図5②)との比較を行う。更に、先に述べた顧客セグメントごとに来店人数を予測する線形モデルを作成し、これらの合計から店舗全体の来店人数予測とする方法(図5③)を提案した。提案手法を①, ②と比較した結果については図5(b)に示す。ユーザモデルを用いることで、予測結果の精度を改善できていることが分かる。

4. おわりに

サービス工学研究の難しさは現場における複数の人の相互作用(コト)を対象とすることにある。したがって日常場面におけるデータの収集と分析が必須になる。そのために実サービスと調査・研究を一体化すべきであるとする「サービスとしての調査・研究(Research as a service)」と呼ぶアプローチが考えられている⁽¹⁴⁾。ここでは調査・モデル化の段階とそのモデルを用いたサービスを切り離すことなく、サービスを日常環境で実行しながら、観測や利用者のフィードバック(心理的調査)の結果を網羅的に収集し、モデルを常に修正していく。更にそのモデル上であるべき理想的な状態の確率が高まるような最適化を行い、その良い状態を実社会に反映する、という一連の流れである。この枠組みはK. Lewinが提唱した研究を実フィールドの中で実践するというアクションリサーチにも通じるものである⁽¹⁵⁾、⁽¹⁶⁾。

謝辞 本研究は経済産業省委託費事業「サービスとITの融合による新市場創出事業(サービス工学研究事業)」の支援を受けた。

文 献

- (1) 吉川弘之, “サービス工学序説—サービスを理論的に取り扱うための枠組み—,” シンセシオロジー, vol. 1, no. 2, pp. 111-122, 2008.

- (2) 内藤 耕, サービス工学入門, 東京大学出版会, 2009.
- (3) 経済産業省サービス工学技術ロードマップ策定委員会報告書, 2007.
- (4) 本村陽一, 西田佳史, 持丸正明, 赤松幹之, 内藤 耕, 橋田浩一, “サービスイノベーションのための大規模データの観測・モデリング・サービス設計・適用のループ,” 人工知能誌, vol. 23, no. 6, pp. 736-742, 2008.
- (5) 本村陽一, 岩崎弘利, ベイジアンネットワーク技術, 東京電機大学出版局, 2006.
- (6) C. Ono, M. Kurokawa, Y. Motomura, and H. Asoh, “A context-aware movie preference model using a Bayesian network for recommendation and promotion,” Proc. User Modeling 2007, LNCS, vol. 4511, pp. 257-266, Springer, 2007.
- (7) 小野智弘, 黒川茂莉, 本村陽一, 麻生英樹, “ユーザ嗜好の個人差と状況差を考慮した映画推薦システムの実現と評価,” 情処学論, vol. 49, no. 1, pp. 130-140, 2007.
- (8) 落合 香, 下角哲也, 小野智弘, 麻生英樹, 本村陽一, “ベイジアンネットワークを用いた映画コンテンツのマーケティング支援,” 人工知能学会全国大会, no. 3D2-NFC1-1, 2009.
- (9) T. Ishigaki, T. Takenaka, and Y. Motomura, “Category mining by heterogeneous data fusion using PdLSI model in a retail service,” proc. on IEEE International Conference on Data Mining (ICDM), pp. 857-862, 2010.
- (10) 石垣 司, 竹中 毅, 本村陽一, “百貨店ID付きPOSデータからのカテゴリ別状況依存の変数間関係の自動抽出法,” オペレーションズ・リサーチ, vol. 56, no. 2, pp. 77-83, 2011.
- (11) T. Hofmann and J. Puzicha, “Latent class models for collaborative filtering,” Proc. 16th Int. Joint Conference on Artificial Intelligence, pp. 688-693, 1999.
- (12) 竹中 毅, 石垣 司, 本村陽一, “生活者行動に着目したサービス需要予測技術の検討,” 人工知能学会全国大会, no. 1B1-2, 2011.
- (13) 石垣 司, 竹中 毅, 本村陽一, “潜在クラスモデルによる流通量販店舗の来店人数予測の精度改善の評価,” 人工知能学会全国大会, no. 1B3-2, 2011.
- (14) 本村陽一, “大規模データからの日常生活行動予測モデリング,” シンセシオロジー, vol. 2, no. 1, pp. 1-11, 2009.
- (15) 本村陽一, “ベイジアンネットワークによる日常生活行動モデリング,” 信学誌, vol. 93, no. 9, pp. 774-778, Sept. 2010.
- (16) 本村陽一, 西田佳史, “サービス可能知識としての日常生活行動の計算モデル: 確率的因果構造モデリングによるアクションリサーチ,” 人工知能誌, vol. 25, no. 5, pp. 651-661, 2010.

(平成23年4月13日受付 平成23年4月28日最終受付)



もとむら よういち
本村 陽一 (正員)

1993 電通大大学院博士前期課程了。同年電子技術総合研究所入所, 2003~産業技術総合研究所デジタルヒューマン研究センター主任研究員, 2008~同研究所サービス工学研究センター大規模データモデリング研究チーム長兼任。2011~同研究所サービス工学研究センター副研究センター長, 博士(工学)。統計数理研究所客員教授, 東工大連携准教授兼務。ドコモモバイルサイエンス賞, 人工知能学会奨励賞など各受賞。