

# DSIUにおける Generative User Model

## Generative User Models for DSIU

本村 陽一<sup>†</sup>      吉田 香<sup>††</sup>      藤本 和則<sup>†††</sup>  
Yoichi Motomura<sup>†</sup>      Kaori Yoshida<sup>††</sup>      Kazumori Fujimoto<sup>†††</sup>

<sup>†</sup> 電子技術総合研究所      <sup>††</sup> 九州工業大学      <sup>†††</sup> NTT コミュニケーション科学基礎研究所  
<sup>†</sup> Electrotechnical Laboratory      <sup>††</sup> Kyushu Institute of Technology      <sup>†††</sup>  
NTT Communication Science Laboratory

**Abstract:** In Decision support for Internet user (DSIU) systems, adaptive ability to many type of users, like beginners and experts is important. In order to reflect individual difference of users, systems need suitable user models that can represent each user character. In this study, we introduce probabilistic user modeling approach called generative user models. Such probabilistic model has several remarkable features. We discuss pros and cons about the model in the context of DSIU.

## 1 はじめに

対話的な情報検索システムにおいて、ユーザの要求に適切にこたえるためには初心者から熟練者まで幅広く多様な嗜好性を持つユーザの真の意図や要求を正しく把握することが必要である。このためにユーザモデル [1, 2] の適用が行なわれている。DSIU システム (Decision Support for Internet User) [3] においても、ユーザごとに要求として入力した表現方法や、システムの出力に対する評価、満足仕方が異なることを考慮することが重要になる。例えば、ユーザ毎に異なる表現をシステムにとっての標準的な表現へ変換したり、ユーザの嗜好を反映した出力を生成することが必要になる。

そこで本研究では、言語表現に基づく情報提供システムである DSIU システムにユーザモデルを導入することを通じて、広く一般に適用可能なユーザモデルとして必要な性質、構築手法を明らかにすることを目指す。このためにまず確率的枠組に基づいた定式化を行い、その特長について考察する。特に本研究では、(i) 固有のシステムや固有のタスクに限られる特殊な表現ではなく、広く一般に適用できる表現によるモデル、(ii) ユーザを有限個のステレオタイプに分類するのではなく、各ユーザを連続空間上に射影して表現するモデル、(iii) ユーザの集団や履歴などの統計データに対する統計処理を可能にすることで、集団についての特徴や動的な変化を統計量として求めることのできるモデルであることを重視する。

## 2 生成的ユーザモデル

DSIU システム [3] はユーザの要求を単語列  $W$  (「小さい、デジタルカメラ」とその程度「とても」「ちょっと」など) を合わせて入力した時、ユーザの要求にもっとも適合する対象  $X$  (モデル  $A$ ) を出力するシステムと解釈することができる。このために、システムはインターネット上のカタログ、広告などのテキスト情報から、ある商品 ( $X$ ) を表現する単語 ( $W$ ) を抽出し、文法構造や

意味構造を解析した結果を知識として獲得する。

ユーザモデルを持たない DSIU ではどのユーザに対しても同じ入力に対しては同一の出力を与えるが、実際には  $X$  に対する主観的な印象はユーザ毎に異なることがあり、DSIU の出力結果が全てのユーザの要求を必ずしも満たすとは限らない。そこで、DSIU にユーザモデルを導入するための定式化を考える。

入力は複数の単語の集合  $W = \{w_1, \dots, w_n\}$  について、それらの各単語にユーザが主観的に重みをつけたものであるから、これを正規化すれば一種の確率分布とみることができる。これを  $W$  の主観確率分布とよび  $P(W)$  と書く。さらにある  $X$  が与えられたときには条件付き主観確率分布となり、 $P(W|X)$  と書く。

例:  $W = \{ \text{カッコいい, 小さい, 高級, } \dots \}$ ,  
 $P(W|X = \text{デジタルカメラ } A) = \{0.5, 0.3, 0.1, \dots\}$ .

ここで  $W, X$  はそれぞれ観測可能な変数である。しかしその背後にはユーザの性質を特徴づける直接観測のできない変数  $H$  が存在し、これがユーザごとに異なった主観を与えているのだと考える。直接の意味的な依存関係はこの隠れ変数  $H$  を介している、すなわち  $X$  と  $W$  は  $H$  によって依存性が分離されている場合、先の主観確率分布は  $H$  の不確実性を考慮すると

$$P(W|X) = \int_H P(W|H)P(H|X)dH. \quad (1)$$

のように書ける。つまり各ユーザは対象  $X$  を認識した時の印象、 $P(H|X)$  とその印象の言語的表現  $P(W|H)$  の2つの点で主観性と非決定性が存在し、これによってユーザの個性が表現できる。また直感的には  $W$  や  $X$  といった表層的な表現はその場面に依じて異なる確率空間を与えられる離散的な変数であるが、 $H$  は常に一定の有限次元ベクトル空間における連続変数であることにする。すると、この空間上で類似度を定義することが容易になるなど、ユーザモデルの記述に都合がよい。 $H$  は直接観測することのできない隠れ変数であるので、このモデルは隠れ変数を持つ確率モデルである Latent variable model [4] と呼ばれるものになる。特に、表層的な表現を生成するように構築したユーザモデルは生成的ユーザモデル (Generative usermodel) と呼ばれている。(逆に  $W$  から  $H$  を推定することのできるモデルは認識モデルと

呼ばれ、このような語法は Helmholtz machine[5] に見ることができる。)

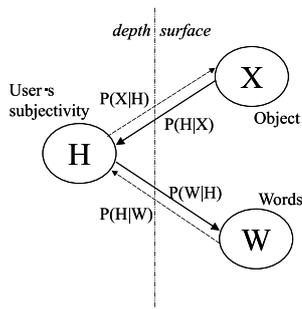


図 1: Generative user model

### 3 生成的ユーザモデルの利用

ここで生成的ユーザモデルを用いて DSIU の問題を整理してみる。DSIU はあるユーザが、何らかの要求 ( $H_{unknown}$ ) のもとで生成した言語表現を入力  $P(W|H_{unknown})$  として、そのユーザにとってもっとも適切な対象  $X$ 、つまり  $P(H_{unknown}|X)$  を最大にする  $X$  を検索するシステムだと考えることができる。ここで問題なのは、ユーザ毎に同じ対象  $X$  を見た場合の印象  $P(H|X)$  が異なること、印象  $H$  のもとでの言語的表現  $P(W|H)$  が異なることである。一方、ユーザモデルを意識しない DSIU システムがインターネットから収集し、内部で使用している知識は一般的なユーザを想定していることとみることができる。 $P(W)$  を入力として DSIU が提示した  $X_{out}$  をさらにユーザが評価して  $P(W|X_{out})$  を得たとする。これが初めの入力  $P(W)$  と十分に近ければ DSIU の出力は適切であったといえよう。一方この両者が一致しない場合には、現在のユーザの主観は DSIU 内部の知識表現が想定しているものと異なっていることになる。この場合には、ユーザ固有の  $H$  の違いを考慮する必要がある。これを評価するために、複数の仮説を生成的ユーザモデル式 (1) により生成し、それをユーザが再評価する過程を通じてモデルを対話的に学習することが考えられる。この学習過程は Helmholtz machine に見られる生成モデルと認識モデルを通じた学習にも類似している [5]。

こうしてユーザモデルが学習できれば、DSIU の出力  $X$  と、ユーザモデルから計算される確率  $P(X|W)$  によって出力の妥当性を事前に評価し、ユーザの満足度を推定することができる。これによって、ユーザの満足度が低い、すなわちユーザの個性が DSIU が想定している一般ユーザと大きく異なっている場合には、ユーザ固有の表現  $P(W)$  を一般的ユーザにとっての標準的な表現へと変換することによって、ユーザがより満足のできる結果を得ることが期待できる。

### 4 議論

特定のタスクやシステムへの依存度が低いユーザモデルの表現を確立することは、構築したユーザモデルを広範なタスクに再利用するためにも重要である。特にシステムが多機能になり複数のタスクを処理する一方、PDA や携帯電話のように情報機器の個人化が進む現在、その

重要性はこれまで以上に高まっていると言える。そのためにユーザモデルを主観的な言語表現と連続的な変数の関係によって考えることは重要であり、例えば感性情報処理の研究 [6, 7] においても視覚特徴と線形写像を基本とする枠組によって研究されている。その中ではユーザの主観を表す (本稿での  $H$  に相当するもの) は正準相関分析による固有ベクトルで張られた空間に現われている。これに対して本研究では画像特徴に由来する物理量のかわりに、 $X$  として絵画だけでなく任意の対象を取れるような一般化を行い、隠れ変数を持つ確率モデルによりユーザの深層的な主観性を取り扱う。

図 1 のような確率変数をグラフ状に結合した確率モデルとしてベイジアンネットがあり、これによるユーザモデル研究もある [8]。しかしこれまでのベイジアンネットでは確率変数が比較的少ない状態からなる離散変数であることが多く、そのため膨大な単語を用いる言語的表現にはそのまま適用することが難しい。一方、音声認識などで有効性が示されている確率的言語モデル [9] があるが、従来は表層的な隣接単語間の同時生起頻度 (N-gram) によるモデル化が中心である。したがって今後は一般的なユーザモデル研究のための、さらに複雑な構造を持った言語的な確率モデルの開発が必要である。こうした確率モデルを用いることにより次のような統計的な取り扱いが容易になる。あるユーザ内の各ユーザを表すパラメータの母集団  $\{H_1, \dots, H_n\}$  が得られれば、この集合における典型的なユーザの性質は  $\sum_{i=1}^n H_i/n \equiv \bar{H}$  で表せる。またこの標準的なユーザの生成的モデルは  $\sum_{i=1}^n P(W|H_i)/n$  (ベイズ推定量の場合)、あるいは  $P(W|\bar{H})$  (最尤推定量の場合) となる。また、ユーザの注意や先入観は  $X$  に対する事前確率  $P(X)$ 、ユーザごとに異なる語彙や表現の強さの差異などは事前確率  $P(W)$  として導入することもできる。今後はこうした確率モデルの特徴を活かした数理的解析と実験評価を進め、ユーザモデルの構築手法とその応用法を確立していく予定である。

#### 参考文献

- [1] E.Rich, "Building and exploiting user models", Proc. of sixth IJCAI (1979).
- [2] 杉本雅則, "情報収集システムにおけるユーザモデリングと適応的インタラクション", 人工知能学会論文誌, vol.14, No.1, pp.25-32 (1999).
- [3] 藤本, 賀沢, 佐藤, 阿部, 松澤, "DSIU システム: Decision Support for Internet Users", 人工知能学会論文誌, Vol. 15, No. 1, pp. 61-64 (2000).
- [4] Loehlin and C.John: "Latent variable models: An introduction to factor, path and structural analysis", Hillsdale, New Jersey: Erlbaum (1992).
- [5] G.Hinton, P.Dayan, J.Frey and R.Neal: "The "wake-sleep" algorithm for unsupervised neural networks", Science, vol. 268, pp. 1158-1161 (1995).
- [6] 吉田, 加藤, 矢鳴, "ART MUSEUM 感性を理解するコンピュータ", 第 12 回人工知能学会全国大会論文集, pp. 218-219 (1998).
- [7] K.Yoshida, T.Kato and T.Yanaru, "A Study of Database System with KANSEI Information", Proc. of IEEE SMC'99, VI, pp.253-256 (1999).
- [8] F.De Rosis, et.al.: "Modeling the User Knowledge by Belief Networks", Journal of User Models and User-Adapted Interaction, vol.2, No.4, pp.367-388 (1992).
- [9] 北研二: "確率的言語モデル", 東京大学出版会 (1999).