

③ 実世界上のユーザ行動に着目した嗜好抽出・情報推薦

2. 移動端末におけるユーザの状況を考慮した嗜好抽出技術

小野智弘*1 本村陽一*2 麻生英樹*2

*1 (株)KDDI 研究所 *2 産業技術総合研究所

状況を考慮した嗜好抽出

観たい映画や聴きたい音楽、食事など、ユーザの嗜好は場所や時間帯、天候などの個人や周囲の環境、利用シーンや気分（＝これらを総称して“状況”と呼ぶ）によって変化すると考えられている。近年、街中でのショッピング、美術館や博物館での鑑賞、車での移動中など、実世界で行動するユーザの嗜好をリアルタイムで捉え、移動端末上でユーザの行動や意思決定を支援する技術に対するニーズが高まっている。

本稿では、移動端末を中心とし、ユーザの実世界での行動や状況を考慮した嗜好抽出とそれに基づくユーザ行動支援に関する研究事例をコンテンツ推薦システムを中心に紹介する。コンテンツ推薦システムは図-1に示すようにユーザの嗜好にかかわる各種情報を収集し、多数のコンテンツから最適なもの提案するシステムである。

ユーザの嗜好に影響を与え得る状況には、ユーザの場所や位置、天気、時刻、気温などの環境情報、ビジネスやレジャーなどのシーン情報、一人、友達、家族とい

った同伴者情報、忙しい、暇、気分（笑いたい・泣きたいなど）などの心理情報などさまざまあり、context, situation, occasion などさまざまな呼ばれ方がされている。現状では、映画の推薦、レストランの推薦、など、タスクごとに定義がなされており統一的な定義が確立されていないが、嗜好の状況依存性が注目されるにつれて、概念の整理の試みも行われ始めている。その一例として、HeckmannらのGUMO: General User Model Ontologyでは、ユーザのモデル化のために有用な概念セットをOWL (Web Ontology Language) 上のオントロジーとして整備している。そこには、ユーザの Emotional State, Physiological State, Mental State といった、状況にかかわる概念が含まれている。

状況を考慮した嗜好抽出に関する要素技術は、大きく、1) GPSやRFIDなどのセンサを利用してユーザの行動をセンシングする技術、2) 位置情報やセンサ情報などのプリミティブな状況情報から、より高次な状況や未来の行動を推定する技術、3) ユーザの状況が分かった場合に、その状況を考慮してユーザの興味や嗜好を推定し、

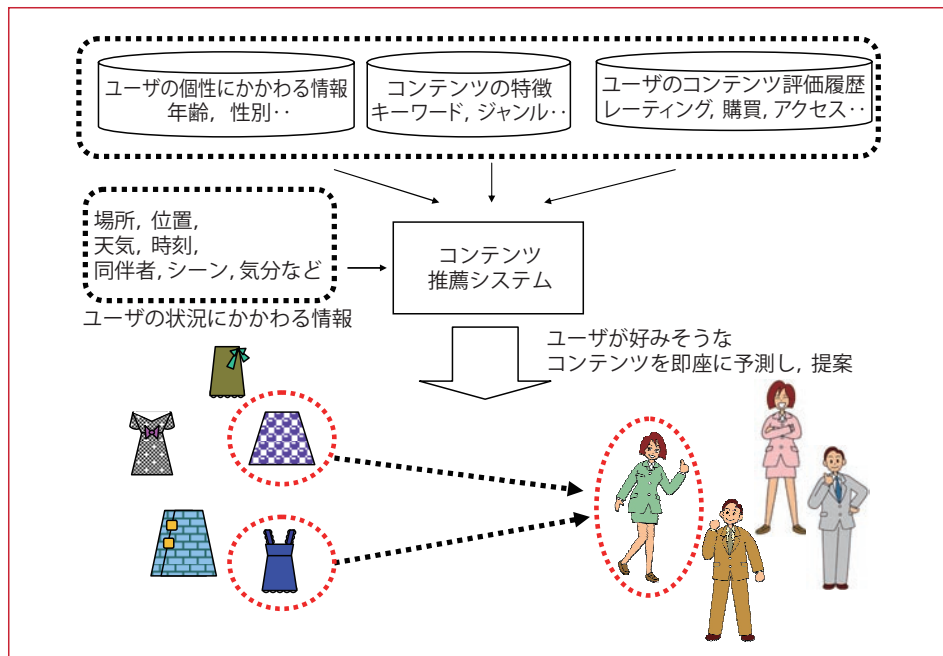


図-1 状況を考慮したコンテンツ推薦イメージ

コンテンツやサービスの推薦などを行う技術、に分けられる。これらの研究はユビキタスコンピューティング技術やモバイルコンピューティング技術を扱う、国際学術会議 UbiComp (International Conference on Ubiquitous Computing) や PerCom (IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications) などで積極的に扱われている。

1) については、すでに多くの解説が書かれていることもあり本稿では割愛する。2) については、本稿ではユーザの移動履歴からの状況推定や、Video や Audio データからのユーザの忙しさの推定などの技術について、次節で紹介する。3) については、ユーザの位置に応じて振舞いや検索結果を変更するなどの事例 (Location-based, Location-aware) がユビキタス・モバイル分野で数多く研究されているが、同一の状況におかれたユーザでも嗜好が異なることを考慮しているものは少ない。一方、推薦システムの研究分野では、ユーザの個性と状況を同時に考慮した嗜好抽出とコンテンツ推薦に関する研究が注目を集めはじめている。本稿では、こうした研究の中から、美術館におけるユーザの鑑賞行動履歴に基づいて嗜好を抽出し鑑賞支援を行うシステム、ユーザが入力した状況 (気分や同伴者) に基づいてユーザの嗜好を予測し携帯電話上で映画推薦を行うシステム、および、カーナビユーザを対象にしてレストラン推薦を行うシステムを、それぞれ各節で紹介する。

状況推定技術の研究事例

GPS などの位置同定技術や、センサネットワーク技術が発達したことに伴い、ユーザの移動履歴や情報システム操作履歴、環境とのインタラクション履歴、各種センサ情報などの情報を統合して、ユーザの現在の状況を推定する技術の研究が盛んになっている。たとえば、Liao らは、隠れマルコフモデルの拡張である関係マルコフモデルを用いて、ユーザの移動履歴に関する GPS データから、現在の活動状況を、「家」「仕事」「買い物」「食事」「訪問」「その他」の6クラスに分類することを試みている。

さらに、「忙しい」といったより高次のユーザの心的な状況情報を推定する技術に関する研究も行われている。Horvitz¹⁾ らは、context-sensitive call handling というテーマで、携帯電話に入呼した際に、ユーザのベルを鳴らすか転送するかを判断を時刻やユーザのスケジュールの情報を元にリアルタイムに決定する方式の研究を行っている。ここでは、「ユーザの仕事がさえぎられる可能性」と「ユーザが次の会議へ参加する可能性」をベイジアンネットワークにより推定し意思決定に利用している。

ベイジアンネットワークは複数の確率変数の同時確率分布をモデル化する手段である。確率変数はネットワーク上のノードとして表現し、変数間の依存関係はノード間の有向リンクと各ノードに付随する条件付き確率表 (CPT: Conditional Probability Tables) で表現する。変数間の条件付き独立性はネットワークの全体構造として表現され、効率的な確率推論に利用される。

Horvitz らのシステムの実装では、サーバ側でベイジアンネットワークモデルを用いて個人向けポリシーを事前計算した後、携帯電話側にダウンロードし、携帯電話上で個々のケースに対する意思決定を行っている。

また Horvitz らはマルチモーダルなセンサからユーザの状況を推定する研究も行っている。具体的には、センサ情報として、Video, Audio, PC (キーボードおよびマウス) の操作履歴を用いて、Phone conversation / Face-to-face conversation, Working on the PC, Presentation, Nobody Present, Distant conversation の6種類のいずれの状態にあるかを隠れマルコフモデルおよびダイナミックベイジアンネットワークモデルを利用して推定している。総じてダイナミックベイジアンネットワークモデルの方が精度は良いが、隠れマルコフモデルの方が計算負荷が低く連続値を扱いやすいという利点があるため、適宜使い分けるとよいという結論を導き出している。

美術館における鑑賞支援システム

実世界中のユーザの行動履歴データに基づいて、ユーザの嗜好や興味を推定し、行動を支援する試みとしては、旅行計画・観光案内システム、美術館、博物館における案内システム、ショッピングセンターにおける案内システム等が研究されてきている。たとえば、Cheverst らが構築したシステム GUIDE は、ユーザの行動履歴や興味に基づいて、近隣のイベントを推薦する旅行ガイドシステムである。Beer らも、携帯端末上での旅行情報ブッシュシステムを提案している。また、Oppermann と Specht の Hippie²⁾ は、ユーザの興味と知識および状況に基づいて、美術館内での鑑賞を支援するシステムである。角らもまた、同様の展示ガイドシステム C-MAP を提案しプロトタイプを実装している。Bajo らは、ユーザのプロファイルや購買履歴に基づいて、適切な情報を提供するショッピングモール内でのナビゲーションシステムを、マルチエージェントベースで試験的に実装している。以下では、これらの中から、Hippie について少し詳しく紹介する。

Hippie のユーザは、まず、事前に自宅でインターネットを通して展示物の情報を見たり、鑑賞計画を立てた

り、興味のある場所をチェックしたりすることができる。そして、実際の美術館や博物館では、システムはユーザの位置情報を追跡し、ユーザの場所とともに、興味や知識レベルに応じた解説文や、解説音声、推薦鑑賞対象などを、PDA上や会場内のスクリーン上で提示する。さらに、家に戻ってから、今回の訪問を振り返り、印象などをシステムにフィードバックすることもできるようになっている。

ユーザへの情報提供や鑑賞アイテムの推薦は、対象展示物や時空間に関する領域オントロジーの上に構築されたルールベースのシステムによってコントロールされている。すなわち、あらかじめ構築しておいた領域オントロジーの概念やキーワードを属性として鑑賞アイテムを表現し、ユーザの鑑賞計画データや会場内での行動履歴データから、ユーザが興味を持ったアイテムに共通する属性値を抽出することによって、ユーザの知識や興味、嗜好に関するユーザモデルを構築する。鑑賞中には、このユーザモデルに基づき、一定の規則に従って、ユーザが興味を持ちそうな鑑賞アイテムについての適切な情報提供が行われる。

システムの評価としては、実装されたプロトタイプを計算機科学や芸術文化、美術館展示等の専門家に評価してもらい、肯定的な評価を得ている。また、ポンの美術館でのユーザスタディも行われた。ここでは、Sub-Note PCを用いた情報提供システムやPDAを用いたシステムが、音声ガイド、ガイドブックなどと比較評価された。結果を一言でまとめるのは難しいが、たとえば、PDAによるシステムは、操作の簡単さや利用の楽しさなど多数の点で音声ガイドやガイドブックよりも高く評価されている。

Hippie以前にも、AbowdらによるCyberguideのように、モバイル端末による状況依存な情報提供サービスは存在したが、ユーザの位置情報に加えてユーザの予備知識や興味、嗜好をも考慮したものとしては、C-MAPなどと並んで、Hippieは最も早期の事例の1つである。また、事前の鑑賞計画や事後の評価も含む総合的なユーザ行動支援のサービスを実現していることも特徴的である。その後、同様の美術館／博物館鑑賞支援システムはEUのPEACH (Personal Experience with Active Cultural Heritage) プロジェクトやCHIP (Cultural Heritage Information Personalization) プロジェクトの中でも継続的に構築され、現在でも活発に研究が続けられている。

携帯電話ユーザのための映画推薦システム

映画を家族と観るか恋人と観るか、元気であるか沈んでいるか等、状況や気分に応じて変化する嗜好を的確に

捉えて個々のユーザのそれぞれの状況に最適な映画を推薦するためには、ユーザのプロファイルや履歴情報に加えて、状況情報と評価との相互関係を考慮する必要がある。そこで、Onoらは“女性だったら癒されたいと思いやすい”といった各種情報間の確率的な関係をベイジアンネットワークにより表現し、推薦に利用する取り組みを行っている³⁾。具体的には、ユーザが映画の総合的な評価にいたるまでの各種の情報の関係を表現し、その結果によって推薦する映画を決定する方式である。

映画嗜好モデルをバイズ情報処理の枠組みで定式化すると、観測可能なユーザ属性(U)、観測可能な映画属性(C)、観測可能なユーザの状況(S)、ユーザの映画評価(V)間の確率的依存関係を同時確率分布 $P(u, c, s, v)$ によってモデル化することとなる。

映画推薦の場合は、映画評価に関する条件付き確率 $P(v|u, c, s)$ を対象ユーザ $U=u$ 、ユーザの状況 $S=s$ と候補映画 $C=c$ について計算し、高い評価を得られる確率の高い映画から順に推薦する。あるいは、条件付き確率 $P(c|u, s, v)$ を対象ユーザ $U=u$ と要求時点での状況 $S=s$ 、評価 $V=positive$ について計算し、確率の高い映画作品を探すこともできる。

ベイジアンネットワークは前節で述べたようにネットワーク構造とネットワーク上の各ノードに付随する条件付き確率表(CPT)で規定される。ベイジアンネットワークにおけるモデル構築は大きく分けて、1) 対象とする分野や現象に関する知識を活用して、ネットワーク構造と条件付き確率表をすべて手動で構築する方式、2) データからネットワーク構造と条件付き確率表を自動で推定する方式、3) 大まかなネットワーク構造を手動で規定し個々のリンクの有無や条件付き確率表の値をデータから推定する方法がある。映画推薦では観測データに含まれる確率変数の数が膨大であるため、図-2に示すユーザの映画評価構造の仮説を立てて、3)のアプローチをとった。図-2の例では、ユーザのコンテンツ評価が、コンテンツに対する感じ方によって決まり、感じ方はユーザ属性、状況属性、コンテンツ属性によって決まることを意味している。

映画嗜好ベイジアンネットワークモデルはユーザがある状況である映画を評価した結果に関するアンケートデータから構築する。アンケートデータの収集は1) インタビューおよびWebでの定性調査による質問候補の抽出と選定、2) Webでの定量調査の2段階で実施した。

定性調査では被験者に視聴経験のある映画を提示して好きな映画グループと嫌いな映画グループに分類させ、好きな映画の好きな理由を収集する。被験者数はインタビュー形式が17人、Web形式が1,408人であった。Webによる定量調査では2,153人の映画鑑賞頻度が比較

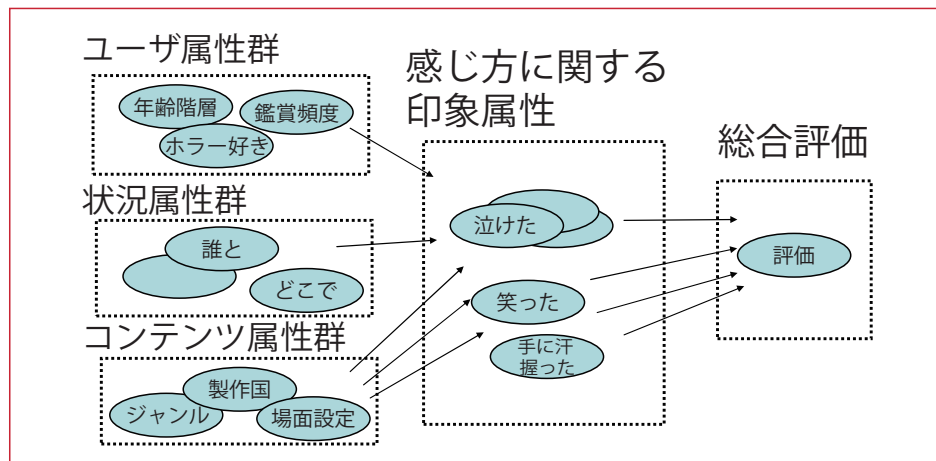


図-2
ベイジアンネットワークによる映画評価
構造の仮説例

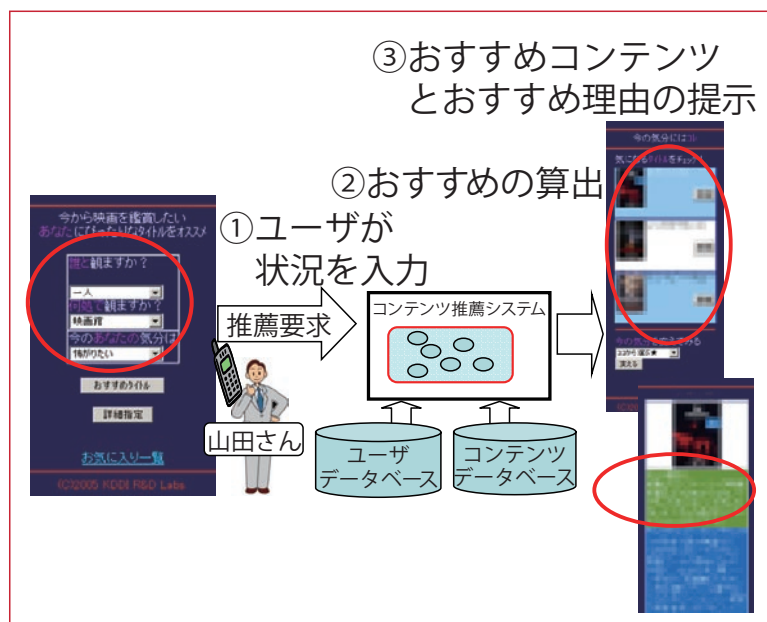


図-3 映画推薦システムの実装例



図-4 映画推薦システムの画面例

的高い被験者に対し、視聴経験のある作品からランダムに5～10件の映画を提示し、ユーザ属性、映画評価を収集した。

Webでの定量調査では、定性調査結果から抽出した映画の嗜好、印象に関するさまざまな属性と映画評価の関係についてアンケートを行った。質問項目は以下のとおりである。1) 年齢や性別などのデモグラフィック属性と、新製品には目がない、などのライフスタイルに関する属性をあわせた30種類のユーザ属性、2) 映画選択時の重視項目(俳優重視、映像重視)や主要目的(癒されたい、笑いたい)などの32種類の映画視聴態度属性、3) 誰と観たかなどの43種類の状況属性、4) 泣けた、怖かった、映画に入り込めた、など、鑑賞した映画に対する358種類の印象属性、5) 映画の総合評価。本アンケートの特徴はユーザの状況属性や印象属性など、他のデータセットに比べて属性数が非常に多いことが挙げられる。

映画属性としては、ジャンルや製作年、製作国、映画

紹介文から抽出したキーワードなど26種類を利用している。また、定量調査で対象とした印象属性群のうち、ユーザごとの評価の差が少なくかつ映画ごとの評価の差が大きい30属性を抽出し擬似映画属性として利用した。

図-2の仮説に基づき、これらの属性から効果的な属性を選択し、さらに、選択した属性間の依存関係を反映した部分ネットワーク構造を決定し、続いてデータを利用して条件付き確率表を推定した。構築したユーザモデルは、ユーザ属性群(20ノード)、コンテンツ属性群(23ノード)、状況属性群(7ノード)、印象属性群(24ノード)、総合評価の合計75ノードとなった。構築した映画推薦モデルの評価については、学習に利用していない正解付き検証用データを用いて複数の推薦手法間の予測精度の比較を行ったところ、状況を入れた場合に精度が向上することを確認した。

上記の方法によって得られた映画嗜好ベイジアンネットワークモデルを利用し、構築された携帯での映画推薦システムの実装例、画面をそれぞれ図-3、図-4に示す。なお

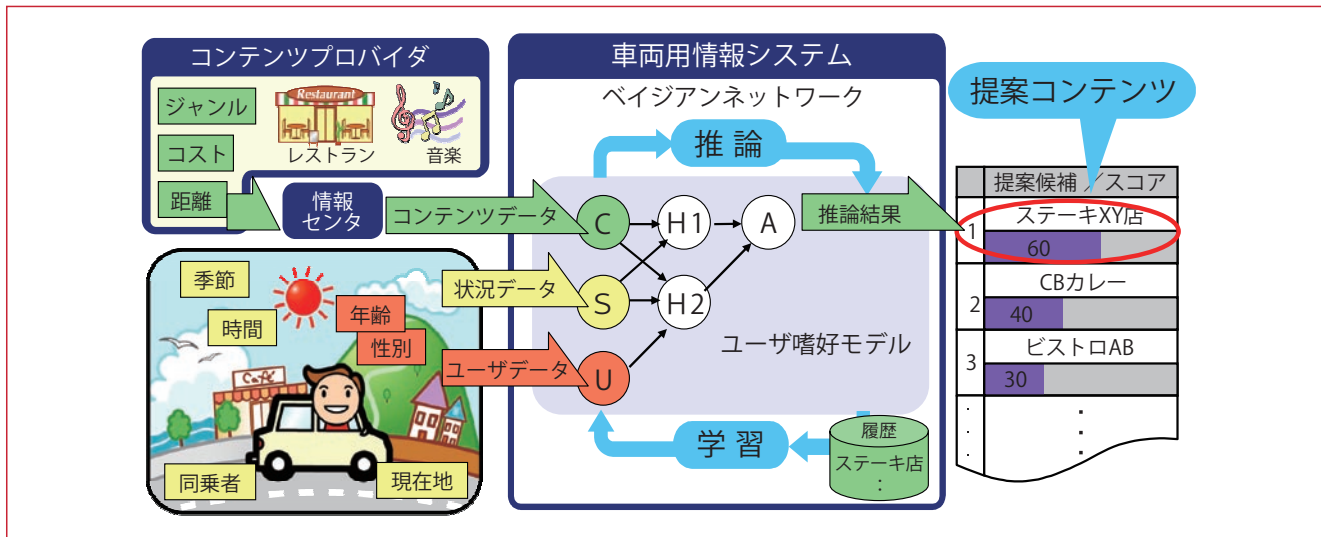


図-5 ユーザ適応カーナビの概略図

推薦映画の画像・タイトルは著作権上の理由から架空のものに置き換えてある。

図-3の例では、映画を推薦してもらおうと思っている「山田さん」が、推薦要求として映画を見ようとしている自らの状況、具体的には「誰と」「どこで」「どんな気分」に関する情報をシステムに入力する。システムでは、この入力された情報と併せて、あらかじめシステムに登録されている「山田さん」の属性情報（性別・年齢など）を使って確率推論を行う。その結果、選択される確率が高いと判断された映画を上位から推薦する。また、推薦した映画に対するフィードバックは予測精度向上のための学習データとして用いて、モデルは逐次自動更新される。また、家族や恋人などの自分以外のユーザ情報に置き換えたり別の状況での推薦結果を取得することもできる。なお、この映画推薦システムのPC Web版は、現在「DION ラボ」のサイト (<https://www3.dion.ne.jp/labs/>)^{☆1}にて一般ユーザ向けに公開されているので、興味のある方にはぜひお試しください。

カーナビユーザのための情報提供システム

近年のカーナビゲーションシステムでは、経路案内や渋滞情報に加えて、施設やレストランなどのコンテンツ情報を取得できるものが増えてきた。運転者にとっては、操作性や安全性の面から、運転時にコンテンツを自由に検索することは困難である。岩崎らはこの解決のために、カーナビ側がユーザの置かれている状況を考慮して嗜好にあったコンテンツを推薦する取り組み（ユーザ適応カーナビ）を行っている⁴⁾。ユーザ適応カーナビの概念図を図-5に示す。

このシステムは、それぞれのユーザの嗜好に合わせるため、ユーザ固有のユーザモデルを持つこととなる。システムはこのモデルを利用して、レストランや音楽など、コンテンツプロバイダから提供されるコンテンツを年齢、性別などのユーザデータに基づき、さらにそのときの場所、時間、同乗者などの状況データを考慮して適したコンテンツを推定し、ユーザに推薦する。さらに推薦に対するユーザの操作や行動から、個人用の学習データを収集し、これを用いてモデルを更新する。

ユーザモデルは映画推薦システムと同様に、ベイジアンネットにより実現されている。カーナビ出荷時に投入する「出荷時モデル」の構築にあたっては、品川付近の300名の車両ユーザに対するアンケートを実施した。アンケートでは6通りの状況を指定して、各状況ごとに行きたいレストランを最大2つ選択してもらい、その時の状況とレストラン情報を同時に取得した。収集したアンケートデータを用いて、図-6に示すように状況属性とユーザ属性から好みのコンテンツ属性を予測するモデルを構築した。

レストランの選択においては、予測したコンテンツ属性に近い属性を有するレストランを選択し、近いものから推薦する。また、個人のデータを重みをつけて加算してベイジアンネットモデルを追加学習させることにより、利用すればするほど予測精度を向上させることを目指している。

今後の展望

実空間で得られる情報を活用したユーザの状況推定や嗜好抽出、そしてそれらに基づく行動支援を行う技術は現在さまざまな分野でホットなテーマであり、産学連携のubilaプロジェクト (<http://www.ubila.org/>) や

☆1 9月末より auone ラボ (<https://labs.auone.jp>) に名称変更予定。

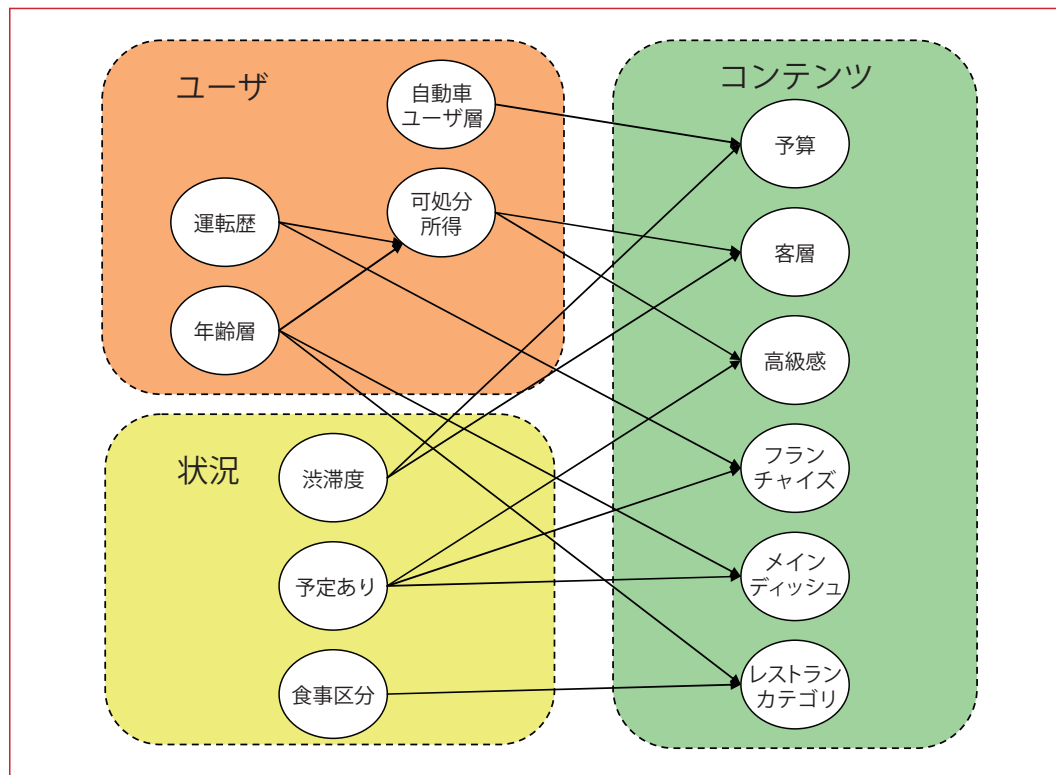


図-6 食事選好度モデル例

情報大航海プロジェクト・コンソーシアム (<http://www.jyouthoudaikoukai-consortium.jp/>)でも重要課題の1つとして挙げられている。現在、行動センシング、高次の状況推定、状況を考慮した嗜好抽出・推薦の各要素技術の研究は増えてきているが、これらの3つの技術を高度に連携させた研究事例はまだ少ない。また、コンテンツ推薦という側面からはユーザの疲労度や空腹度といったユーザの生理的な状況を考慮した推薦技術なども今後求められてゆく可能性が考えられる。今後は、これらを連携した実世界中での高度な情報サービス技術に関する取り組みが期待される。

参考文献

- 1) Horvitz, E., Koch, P., Sarin, R., Apacible, J. and Subramani, M. : Bayesphone : Precomputation of Context-Sensitive Policies for Inquiry and Action in Mobile Devices, In Proc. of UM 2005, LNCS Vol.3538, pp.251-260 (2005).
- 2) Oppermann, R. and Specht, M. : A Nomadic Information System for Adaptive Exhibition Guidance, Archives & Museum Informatics, Vol.13, No.2, pp.127-138 (1999).
- 3) Ono, C., Kurokawa, M., Motomura, Y. and Asoh, H. : A Context-Aware Movie Preference Model Using a Bayesian Network for Recommendation and Promotion, In Proc. of UM 2007, LNCS Vol.4511, pp.257-266 (2007).
- 4) 本村, 岩崎: ペイジアンネットワーク技術, 東京電気大学出版局(2006). (平成 19 年 7 月 24 日受付)

小野 智弘(正会員)

ono@kddilabs.jp

1992 年慶應義塾大学工学部電気工学科卒業。1994 年同大学院理工学研究科計算機科学専攻修士課程修了。同年国際電信電話(株)入社。現在 KDDI 研究所知能メディアグループ研究主査。嗜好抽出技術等の研究に従事。

本村 陽一

y.motomura@aist.go.jp

1993 年通産省工技院電子技術総合研究所入所。現在(独)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。ペイジアンネットワーク応用システムの開発、人の認知・行動モデリング研究に従事。

麻生 英樹

h.asoh@aist.go.jp

1981 年東京大学工学部計数工学科卒業。1983 年同大学院工学系研究科情報工学専攻修士課程修了。同年工業技術院電子技術総合研究所入所。現在、産業技術総合研究所情報技術研究部門主任研究員。統計的学習と知的情報処理の研究に従事。