

ベイジアンネットによるユーザ行動モデルの体験記録からの学習

Learning a Bayesian Network of User Life Pattern from Life-log.

山城 貴久[†]
Takahisa Yamashiro

平野 靖[‡]
Yasushi Hirano

梶田 将司[‡]
Shoji Kajita

間瀬 健二[‡]
Kenji Mase

1. はじめに

コンピュータや記憶装置などの小型化・大容量化に伴い、センサを常に身につけて、身の周りで発生する事象を常時記録することが可能となりつつある。ユーザと常に行動を共にするセンサが記録したデータからは、日常生活におけるユーザの行動パターンが抽出できると考えられる。このパターンをモデル化できれば、ある場所を出た時点で次に行く場所を予想し、その場所における活動の準備を支援するサービスが可能となる。このような体験の常時記録に関する研究には文献 [1][2]、ベイジアンネットによる行動のモデル化には文献 [3] 等があるが日常生活のユーザ行動モデルや行動予測に関する研究は十分に行われていない。

我々はこれまで、ある被験者(大学院生)の20日間にわたる日常生活の体験記録を収集し、ベイジアンネットによる行動モデルを作成してきた [4]。本研究ではさらに、拠点移動型の生活パターンに着目した推論結果の重み付けと、データからのベイジアンネットの構造選択を行った。その結果、提案モデルによって推定精度が向上することが確認された。

2. 行動パターンの利用の意義

2.1 モデル化の利点

我々の日常生活には、「火曜日に図書館に行く」、「学校に来る前には電車に乗る」というように、行動の繰り返しや順序に規則性がある。日常生活における体験記録にはこの規則性と対応したパターンが反映されていると考えられる。このパターンをモデル化することで、ユーザが現在いる場所を出た時点で次に行く場所を予測することを考える。

2.2 予測に基づくサービス

ユーザが次に行く場所を予測することで実現可能なサービスは大きく分けて2つある。

1つ目は、次に向かう場所での活動に対する、ユーザ側の準備支援である。例えば、「研究室から講義室に行くことを予想し、その講義への持ち物に関する情報を提示する」、もしくは、「駅に行くことを予想し、駅に着く時間に合わせた時刻表を提示する」等が考えられる。いづれの場合も、研究室を出た時点で予測することで、次の活動に対する判断を早く行うことが可能となる。

2つ目は、ユーザを受け入れる場所側の準備である。ユーザが身につけている端末と受け入れ場所の端末が通信できれば、ユーザが到着する前にパソコンや空調の起動などの準備ができる。

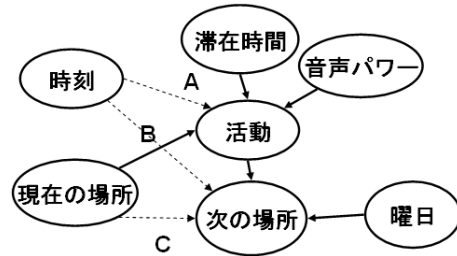


図 1: ベイジアンネットによる行動モデル

表 1: 場所と活動の関係

場所	活動内容					
駅	登校	帰宅				
生協	昼食	買い物				
カフェ	パン購入					
講義室	講義					
研究室	ミーティング	デスクワーク	雑談	移動	電話	

3. ベイジアンネットによる行動モデル

本研究では、図1に示すようなノードを持つベイジアンネットによる行動モデルの検討を行う。ネットワークは、(1)現在の場所、(2)次の場所、(3)現在の場所での活動内容、(4)音声パワーの平均、(5)滞在時間、(6)時刻、および、(7)曜日という7つのノードを持つ。場所は被験者の主な活動場所5箇所(駅、生協、カフェ、講義室、研究室)、時刻は8時から23時までを2時間あるいは3時間ごとに6つの時間帯に分けた、曜日は平日の5種類である。各場所における活動内容を表1に示す。

ベイジアンネットのネットワーク構造は経験的に決定できる部分もあるが、図1の点線で示した依存関係などは経験的判断が難しい。したがって、これらの依存関係はデータから決定する必要がある。

4. 体験記録データを用いた構造の選択

4.1 拠点型移動パターン

データからの構造選択を考える場合、日常生活における場所移動の特徴について留意すべき問題がある。我々は、生活の大部分の時間を過ごし、他の場所への移動の拠点となるような場所をいくつか持っている(図2)。拠点となる場所は研究室や自宅などがあり、多くの人間はこのパターンで行動していると考えられる。このような場合、拠点に出入りする移動と、拠点を出て短時間で拠点に戻るといった移動が多い(例:トイレに行く、携帯電話を使うために部屋を出る)。被験者である大学院生の場合、「研究室から出る」、「研究室に向かう」という行動が多いことから、拠点は研究室であるといえる(表2)。以上のような特徴を持つデータでは、拠点に関するサンプル数の割合が多いため、それを用いてベイジアンネットの各ノードの確率分布を学習した場合、ネットワークの

[†]名古屋大学大学院情報科学研究科

[‡]名古屋大学情報連携基盤センター

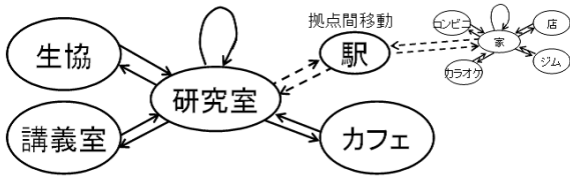


図 2: 拠点型移動パターン例

表 2: 行き先別データ数

現在の場所	次の場所						合計
	Se	S	L	C	K		
Se	0	0	16	0	0	16	
S	0	0	12	1	7	20	
L	16	18	54	6	1	95	
C	0	0	8	0	0	8	
K	0	0	6	2	0	8	
合計	16	18	96	9	8	147	

Se は生協、S は駅、L は研究室、C はカフェ、K は講義室を表す

構造と関係なく、ほとんどのテストサンプルで拠点に向かうと推論されてしまう。したがって、このようなデータを用いた学習方法では構造の評価は難しい。

4.2 拠点ループ確率への重み付け

行動を予測し、次の場所での活動の準備を支援するシステムでは、拠点を出て拠点に戻るという予測よりも他の場所に行くという予想の方が利用価値が高い。よって、拠点以外の場所を多く予想することが望ましい。そこで、拠点から拠点に移動する確率に重み係数を掛けて、他の場所に行く予想を優先することで、拠点以外の場所の再現率を向上させる実験を行った。全体の正解率と平均適合率、平均再現率を、以下の leave-one-out 法による推論実験から求めた。

推論実験の手順

1. 体験記録から、時刻 T 、現在の場所 L 、滞在時間 Tr 、平均音声パワー Pw 、活動内容 A 、曜日 D 、次の場所 N の情報を取り出す。
2. テストサンプルを一つ残し、その他のサンプルで各ノード X_i の確率分布 $p(X_i|Pa_i)$ を求める。
3. テストサンプルから、 T, L, Tr, Pw, D を入力し、 N の状態 N_i の確率 $p(N_i|T, L, Tr, Pw, D)$ を推論する。最も確率の高い場所と実際に行った場所を比較し一致したら正解とする。ただし、確率が同じ場所が複数あった場合はそれらの場所に正解の場所が含まれれば正解とする。ここで、現在の場所と次の場所が共に研究室である場合には、重み係数 a を掛けて、 $a \times p(N_i|T, L, Tr, Pw, D)$ を用いる。
4. 全てのサンプルが一回ずつテストサンプルになるように手順 2,3 を繰り返し、全体の正解率(全正解数/全予想数)、場所ごとの適合率 P_i (正解数/予想数)、再現率 R_i (正解数/サンプル数) の平均値 $(\sum_i P_i/5, \sum_i R_i/5)$ を計算する。

重み係数 a を 0 から 1 まで、0.05 ずつ変化させて実験を行った結果を図 3 に示す。重み係数を 0.4 もしくは 0.6 とした時に、平均再現率の極大値が観察された。

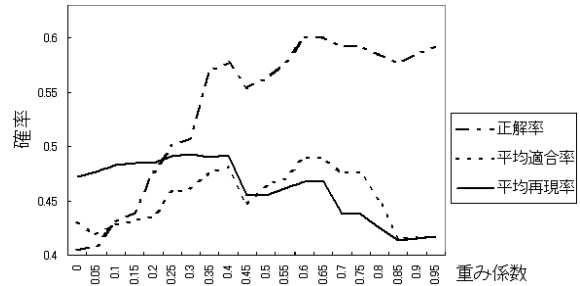


図 3: 重み係数の変化に伴う推論結果の変化

表 3: 構造の評価結果

有効な依存関係	全体の適合率	平均適合率	平均再現率
なし	50.7	31.5	34.2
A	57.7	27.5	21.5
B	57.7	48.1	49.2
A,B	52.0	40.5	40.8
B,C	57.7	48.1	49.2

4.3 データを用いた構造の選択

拠点から拠点に向かう確率の重み係数を 0.4 とし、図 1 の A,B のうち、有効にする依存関係を変えて、4.2 節で示した方法で評価する実験を行った。また、C の依存関係についてもその必要性を調べた。その結果、図 1 において B の依存関係のみを有効にした構造で正解率、平均適合率、平均再現率がすべて高くなることがわかった(表 3)。さらに、C の依存関係は結果に影響を与えなかった。

5. まとめ

本研究では、大学内の日常生活における体験記録を用いてベイジアンネットによるユーザ行動モデルを作成した。その際、日常生活での場所移動の特徴に着目し、重み係数を導入した結果、次の場所の推論結果が改善した。さらに、データから複数のネットワーク構造について評価を行い、次の推論結果の正解率が最も高い構造を得た。

今後、推論の手がかりとなる映像・音声特徴量や位置情報を取得するセンサの追加と、被験者の数を増やし、行動モデルの汎用性の調査、ユーザごとにベイジアンネットの構造を自動的に学習する方法などを検討していく。

謝辞

本研究は文部科学省「知的資産の電子的な保存・活用を支援するソフトウェア基盤技術の構築」プロジェクトの支援により行われた。

参考文献

- [1] 相澤清晴, 石原健一郎, 椎名誠, “ウェアラブル映像の構造化と要約: 個人の主観を考慮した要約生成の試み”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J86-D-II, No.6, pp.807-815, 2003
- [2] Brian Patrick Clarkson, “Life Patterns: structure from wearable sensors”, Ph.D thesis, MIT MediaLab, September,2002
- [3] Flavia Sparacino, “Sto(ry)chastics: A Bayesian Network Architecture for User Modeling and Computational Storytelling for Interactive Spaces”, Ubicomp 2003, pp.54-72
- [4] 山城貴久, 平野靖, 梶田将司, 間瀬健二, “体験記録に基づくユーザ行動予測のためのベイジアンネットによる行動モデル”, 第 19 回人工知能学会全国大会論文集, 3A3-03, 2005