

操作と状況の正・負の相関に基づいたユーザ操作の予測

安部信好* 吉高淳夫** 平川正人**

*広島大学大学院工学研究科

**広島大学工学部第二類(電気系)

〒739-8527 広島県東広島市鏡山 1-4-1

{nobu, yoshi, hirakawa}@isl.hiroshima-u.ac.jp

あらまし モバイルコンピューティング環境においては、ユーザが行った操作とその時の状況は相互に関連している場合が多い。本稿ではこの関係に着目し、ユーザ操作の履歴と時間や場所といった状況を予測因子としたユーザ操作の予測手法を提案する。この時、ユーザが操作を行った時と行わなかった時の両方の状況から予測因子を抽出することで、操作を行う要因だけでなく、操作を行わない要因を考慮した予測を行う。本稿ではユーザが操作を行う要因となる予測因子を“正の相関を持つ予測因子”，操作を行わない要因となる予測因子を“負の相関を持つ予測因子”と定義する。これらの正・負の相関に基づいてユーザ操作を予測を行い、予測精度の向上とユーザ操作の軽減について考察した。

Prediction of User Activity Based on Positive and Negative Correlation

Nobuyoshi ABE*, Atsuo YOSHITAKA**, Masahito HIRAKAWA**

*Graduate School of Engineering, Hiroshima University

**Faculty of Engineering, Hiroshima University

1-4-1, Kagamiyama, Higashi-Hiroshima, Hiroshima, 739-8527

{nobu, yoshi, hirakawa}@isl.hiroshima-u.ac.jp

Abstract In mobile computing environments, user activities are associated with situations such as time and location. In this paper, focusing on this relation, we propose a prediction method of user activities using the history of user activities and situations as prediction factors. Here there are two types of factors: One is the factor which supports activation of an operation, and the other supporting passivity of an operation. We call the former *positive correlation factor*, and the latter *negative correlation factor*. The system predicts a user activity based on positive and negative correlation to help the user operate the computer.

1. はじめに

モバイルコンピューティング環境の充実により、ユーザがコンピュータを携帯して利用することが容易になってきた。それに伴い、ユーザがコンピュータを利用する時の状況は大きく変化してきた。

従来はユーザがコンピュータの置かれている場所へ移動して利用していたため、利用状況にはあまり変化が見られなかった。しかし、現在はユーザがコンピュータを携帯し、必要に応じて好きな時間、場所でコンピュータを利用することができるようになり、その利用状況は多様化してきた。このような状況において、ユーザが行う操作に着目してみると、ある状況だからこそ行う操作が多くあると考えられる。そこで過去の履歴から操作が行われた時の状況と操作との関連を発見し、また、ユーザが現在どのような状況に置かれているかを認識することができれば、ユーザが行う操作を予測することができる。

このようにユーザを取り巻くさまざまな状況を認識し、その状況において有益な情報を提供することによってユーザの行動を支援するようなインタフェースは実世界指向インタフェース(real-world-oriented interface)[1]と呼ばれ、多くの研究が行われている[2][3][4]。[2]ではGPSレシーバを用い、また、[3]、[4]では、実世界のオブジェクトにカラーコードやセンサをつけることで、ユーザの現在位置を認識し、その状況における有益な情報を提供している。これらのシステムにおいて、ユーザに提供される情報はあらかじめ状況と対応付けられたものであり、ユーザが日常的に生成、更新する情報を提供することはできない。

また、予測という観点からは、過去の操作履歴から繰り返して行われた操作を検出することにより、ユーザ操作を予測するシステムも多く提案されている[5][6][7]。[5]では、UNIXシェルのようなコマンド言語インタフェースにおいてユーザの操作履歴の統計情報からユーザの操作を予測している。[6]ではGUIにおいてユーザが操作する時の繰り返しのパターンをシステムが検出し、自動的にマクロを生成している。また、[7]では、状況

とユーザ操作との間の依存関係を抽出し、この依存関係に基づいてユーザ操作を予測している。これらのシステムでは、操作を行った履歴から繰り返しなどの特徴を抽出することで予測を行っており、操作を行う要因にのみ着目した予測手法であるといえる。しかしながら、実際にユーザが操作を行う時の要因について考えてみると、ある要因を満たしているから操作を行うと判断できる要因だけでなく、ある要因を満たしているから操作を行わないと判断できる要因もあり、操作を行わない要因に関しても考慮する必要がある。

そこで本稿では、操作を行った時の状況からだけでなく、行わなかった時の状況も解析することにより、操作を行わない要因を考慮したユーザ操作の予測手法を提案し、操作の軽減を図る。この時、操作を行うと判断することができる要因を“正の相関を持つ予測因子”、逆に操作を行わないと判断することができる要因を“負の相関を持つ予測因子”と定義し、これらの正・負の相関に基づいた予測を行う。

2. 状況とユーザ操作

2.1 状況

本稿において状況とは、時間や場所などのさまざまな要素から構成されるものとする。そして、それぞれの要素を状況要素と定義する。本稿では獲得する状況要素を時間(年, 月, 日, 曜日, 時, 分), 場所(名称)とし、状況 S を以下のように記述する。

$$S = (s_{time}, s_{location})$$

$$s_{time} = (year, month, day, dayofweek, hour, minute)$$

$$s_{location} = (location)$$

この時、時間情報はコンピュータ内蔵時計から、場所情報はGPS(Global Positioning System)レシーバから獲得する。なお、この時獲得した場所情報(緯度・経度)はロケーションテーブルとのマッピング処理により名称(広島大学, 西条駅等)へ変換される。例えば現在、

時間：2001年1月27日(土曜日)15時30分

場所：広島大学

とすると、現在の状況 S は、

$S = ((2001, 1, 27, Sat, 15, 30), (\text{広島大学}))$

と表される。また、状況要素 s_i を“土曜日”と仮定した場合、現在の状況が土曜日であるれば、現在の状況は“状況要素 s_i を満たしている”と呼ぶこととする。

2.2 ユーザ操作

本稿では、ユーザがコンピュータを利用して行ったユーザ操作 A を以下のように定義する。

$A = (app, ope, filename)$

app はユーザが利用したアプリケーション名(文書, 表計算, プレゼンテーション, WWW ブラウザなど)であり, ope は app 上でユーザが行う操作(ファイルのオープン, クローズ, セーブなど), $filename$ は ope の対象となるファイル名である。

例えば、ユーザが Microsoft Word を利用してファイル “report.doc” を開いた場合、ユーザ操作 A は、

$A = (Word, open, report.doc)$

と表される。

3. システム概要

本システムの構成を図1に示す。システムはユーザの行動と置かれている状況を常に監視してお

り、ユーザがコンピュータを利用して何らかの操作を行うと、行った操作と状況を関連付けて管理する。また、システムは操作を行っていない時の状況も定期的に獲得している。この獲得した履歴をもとに、各操作が行われた時に頻繁に出現する特徴要素を抽出し、過去の履歴から、操作が行われた時の状況と類似した状況を抽出する。そして、操作を行った時と行わなかった時の両方の状況から、各操作に対して予測因子が正・負のいずれの相関を持つか判定し、同時に本稿で定義する相関値を求める。この相関値に基づき、各操作が行われた時の状況の特徴を多次元ベクトルによって表す。そしてシステムは、ユーザが現在置かれている状況を認識し、現在の状況がどの操作が行われた時の状況と類似しているかを判定し、状況が最も類似している操作を予測結果としてユーザへ提示する。

4. 予測因子の抽出

4.1 状況要素

ある状況において頻繁に行われている操作は、状況要素の出現頻度に偏りが見られる。そこで本稿では、状況要素を予測因子とする。また、操作 A を行った履歴から、各状況要素の特徴を示す値として出現頻度を求める。操作 A に対する状況

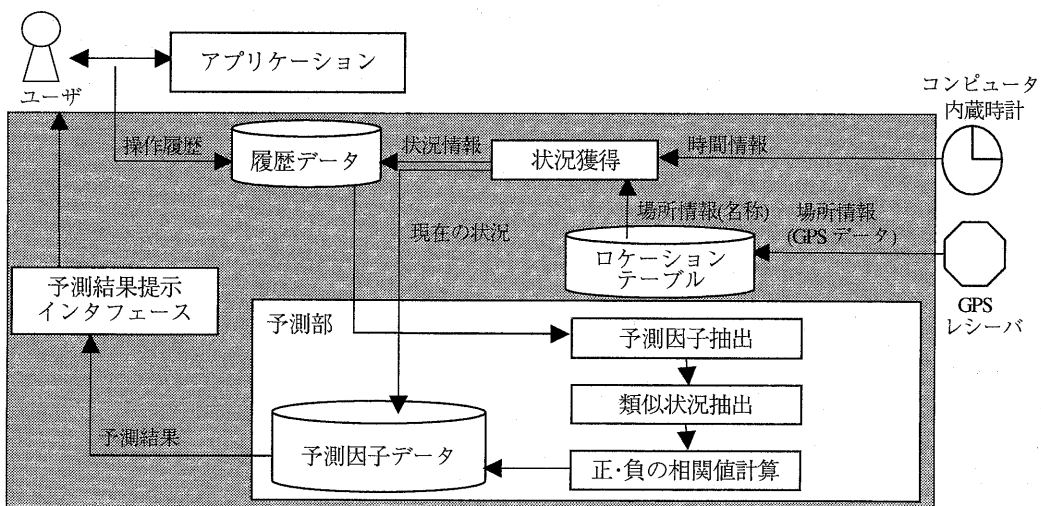


図1. システム構成

要素 s_i の出現頻度 $F_A(s_i)$ を以下の式で表す。

$$F_A(s_i) = \frac{Num_A(s_i)}{Num(A)}$$

ここで、 $Num(A)$ 、 $Num_A(s_i)$ はそれぞれ、操作 A を行った回数、操作 A を行い、かつ状況要素 s_i を満たしている回数である。この出現頻度をもとに、操作は行われていないが、操作が行われた時の状況と類似している状況を、状況類似度を算出することによって求める。状況類似度 $Sim_A(S)$ を以下の式で表す。

$$Sim_A(S) = \sum_{i=1}^N F_A(s_i) S(s_i)$$

$$S(s_i) = \begin{cases} 1: \text{状況} S \text{ が状況要素 } s_i \text{ を満たしている} \\ 0: \text{状況} S \text{ が状況要素 } s_i \text{ を満たしていない} \end{cases}$$

(N : 状況要素数)

求めた $Sim_A(S)$ が閾値 ThS 以上である状況を類似した状況として獲得し、類似した状況の集合を H_{SimA} とする。この H_{SimA} を用いて、操作が行われていない時に頻繁に出現する状況要素を抽出する。また、操作が行われた時の状況の集合を H_{actA} とし、 H_{SimA} と H_{actA} の和集合を求め、操作 A に関する状況の集合 H_A と定義する。

$$H_A = \{H_{actA} \cup H_{SimA}\}$$

4.2 複数の要素からの予測因子の抽出

4.2.1 状況要素の変化

ユーザが家から会社へ行った時にはスケジュールチェックを行うが、営業先から会社へ戻ってきた時にはレポートの作成を行うなど、ある状況で行われる操作は常に一定ではなく、以前の状況によって異なる場合がある。本稿では、このような操作を状況要素の変化に基づいた操作とする。状況要素の変化に基づいた操作では、操作の履歴を見てみると、操作を行う直前の状況のいずれかの要素の出現頻度に大きな偏りがある。この時、現在の状況要素 s_i と操作を行う直前の状況要素 pre_s_i の組合せ (s_i, pre_s_i) を予測因子とすることで、

状況の変化に応じた予測を行う。本稿では、状況要素 s_i 、 pre_s_i の出現頻度 $F_A(s_i)$ 、 $F_A(pre_s_i)$ が共に閾値 ThF を越えている場合、状況要素の組 (s_i, pre_s_i) を操作 A の予測因子として獲得する。

4.2.2 操作のつながり

実際のユーザ操作を見てみると、状況と操作の関連だけでなく、ある操作を行った後にそれに関連する操作を行うなど操作同士のつながりといった関連も存在する。このような連続した操作のつながりを抽出する問題は、自然言語処理などでの n -gram 解析を適用することが考えられる[8]。しかし、実際には関連のない操作(以下、ノイズ操作と呼ぶ)を関連のある操作の間に行っている場合が考えられる。本稿では、操作 A が行われたことが因子となって行われる n 個の操作を抽出する場合、 e 個のノイズ操作を加えた $(n+e)$ 個の操作を解析することでノイズ操作を除去し、関連のある操作のみを抽出する。

まず、操作 A が行われた後の $(n+e)$ 個の連続した操作に対して共起出現頻度 $CF(A, X)$ を以下の式により求める。

$$CF(A, X) = \frac{Num(A, X)}{Num(A)}$$

ここで、 $Num(A, X)$ は操作 A を行った後の $(n+e)$ 個の操作中に操作 X が含まれている数である。そして操作 A と操作 X の関連の強さを算出するために、出現した順序 k に応じて大きくなるようなスコア付けを行う。 l 回目の操作 A と操作 X の共起出現時のスコアを $score_l(A, X)$ 、 X の出現順序を k とすると、 $score_l(A, X)$ は以下の式で表される。

$$score_l(A, X) = n + e - k$$

$$(k = 1, 2, \dots, n + e)$$

このスコアを用い、操作間の関連度 $R(A, X)$ を以下の式より求める。

$$R(A, X) = \begin{cases} 0 & (Num(A, X) = 0) \\ \sum_{l=1}^{Num(A, X)} score_l(A, X) & (Num(A, X) \geq 1) \end{cases}$$

操作Aと操作Xの共起出現頻度 $CF(A, X)$ と関連度 $R(A, X)$ が共に閾値 ThA と ThD 以上である場合、操作Xは操作Aと関連して行われると判断し、操作Aを操作Xの予測因子とする。また、共起出現頻度 $CF(A, X)$ が最も高い操作Xを操作Aの後に関連して行われる操作Xとして検出する。そして次に操作Xを基準となる操作として $(n+e-1)$ 個の操作に対して同様の処理を繰り返す。そして共起出現頻度、関連度が共に閾値以上である操作が検出されなくなったところで処理を終了する。この処理を行うことで、ノイズ操作に左右されることなく操作同士の関連を抽出し、予測因子として加える。

5. 予測因子の相関の判定

5.1 正の相関を持つ予測因子

モバイルコンピューティング環境では、ある状況だからこそ行っている操作が多くある。そのような状況においては、ユーザが操作Aをある状況Sで頻繁に行っていた場合、次にユーザが状況Sと類似した状況に置かれた時、操作Aを行う確率が高いと考えられる。そこで本稿では、正の相関を持つ予測因子を、ユーザが操作を行う確率を上げる予測因子と定義する。まず、全ての予測因子に対して操作を行った時と行わなかった時の出現頻度をそれぞれ求め、操作を行った時の出現頻度が高い予測因子を正の相関を持つ予測因子 pf_i ($i=1, 2, \dots, L$)とする。

5.2 負の相関を持つ予測因子

ユーザは普段コンピュータを利用して操作を行う時、正の相関を持つ要因だけで操作を行っているとは限らない。例えば、毎週金曜日に決まった操作を行っているが、他の優先順位の高い操作を行っている日は操作を行っていないといった場合などが考えられる。このような場合、毎週金曜日に操作を行うといった正の相関を持つ要因が存在すると同時に、優先順位の高い操作を行っている時は操作を行わないといった負の相関を持つ要因が存在する。本稿では、操作を行わなかった時の

出現頻度が操作を行った時の出現頻度よりも高い予測因子を負の相関を持つ予測因子 nf_j ($j=1, 2, \dots, M$)とする。

5.3 相関値の計算

本稿では、各操作における予測因子 f の特徴を示す値として相関値 $CV_A(f)$ を定義する。この相関値は、操作が行われた時の状況と操作が行われなかった時の状況の間で、その予測因子の出現によって、操作を行うかどうかのあいまい性がどれだけ解消されるかという考えに基づき算出する。操作Aと予測因子 f に関する相互情報量により、予測因子 f の出現によって解消されるあいまい性の量を求め、操作Aに関するエントロピー関数で割ることによって、あいまい性が解消される割合を求め、これを相関値 $CV_A(f)$ とする。

$$CV_A(f) = \frac{\sum_a \sum_b P(a, b) \log_2 \frac{P(a, b)}{P(a)P(b)}}{-\sum_a P(a) \log_2 P(a)}$$

$$a = \begin{cases} 1: \text{操作Aを行った} \\ 0: \text{操作Aを行わなかった} \end{cases}$$

$$b = \begin{cases} 1: \text{予測因子}f\text{を満たしている} \\ 0: \text{予測因子}f\text{を満たしていない} \end{cases}$$

$P(a, b), P(a)$ はそれぞれ状況の集合 $H_A(f)$ における a と b の共起出現頻度、 $H_A(f)$ における a の出現頻度とする。この $H_A(f)$ は H_{SimA} において、 f を除いた状況類似度が閾値 ThL を下回る状況を除いたものとする。これは類似した状況を抽出した時に、操作の特徴を表している状況要素が多く抽出されてしまい、正の相関を持つ予測因子の相関値が下がるのを防ぐためである。この相関値は、操作が行われた時と行われなかった時の出現頻度の差が大きな予測因子は大きな値を示す。この値を操作に関する予測因子の相関値として抽出し、現在の状況と比較することによりユーザ操作の予測を行う。

6. ユーザ操作の予測と結果の提示

6.1 ユーザ操作の予測

抽出した予測因子の相関値をもとに、各操作に対して予測値 $Pre(A)$ を求める。まず、正・負の相関を持つ予測因子から正の相関ベクトル P_A 、負の相関ベクトル N_A をそれぞれ作成し、このベクトルを各操作が行われた時の特徴とする。そして、現在の状況から操作 A の正・負の相関を持つ予測因子を基底とした2つのベクトル C_{PA} 、 C_{NA} をそれぞれ作成する。 P_A, C_{PA}, N_A, C_{NA} はそれぞれ、

$$P_A = \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=1}^L \{C_A(pf_i)\}^2}} (C_A(pf_1), C_A(pf_2), \dots, C_A(pf_L))$$

$$C_{PA} = \frac{1}{\sqrt{\sum_{i=1}^L cv(pf_i)}} (cv(pf_1), cv(pf_2), \dots, cv(pf_L))$$

$$cv(pf_i) = \begin{cases} 1: \text{現在の状況が } pf_i \text{ を満たしている} \\ 0: \text{現在の状況が } pf_i \text{ を満たしていない} \end{cases}$$

(L : 正の相関を持つ予測因子数)

$$N_A = \frac{1}{\sqrt{\sum_{j=1}^M \{C_A(nf_j)\}^2}} (C_A(nf_1), C_A(nf_2), \dots, C_A(nf_M))$$

$$C_{NA} = \frac{1}{\sqrt{\sum_{j=1}^M cv(nf_j)}} (cv(nf_1), cv(nf_2), \dots, cv(nf_M))$$

$$cv(nf_j) = \begin{cases} 1: \text{現在の状況が } nf_j \text{ を満たしている} \\ 0: \text{現在の状況が } nf_j \text{ を満たしていない} \end{cases}$$

(M : 負の相関を持つ予測因子数)

と表すことができる。これらのベクトルによって操作が行われた時の状況と現在の状況を表す。現在の状況が正の相関ベクトルと類似しているほど操作を行うと判断し、負の相関ベクトルと類似しているほど操作を行わないと判断することができる。そこで、操作が行われた時の状況と現在の状況の類似度を P_A と C_{PA} より求め、操作が行われ

なかった時の状況と現在の状況の類似度を N_A と C_{NA} より求める。そしてこの差分を、操作を行う予測値 $Pre(A)$ として定義する。すなわち予測値 $Pre(A)$ は以下の式により算出することができる。

$$Pre(A) = P_A \cdot C_{PA} - N_A \cdot C_{NA}$$

各操作に対して予測値を求め、予測値の最も高い操作から順に予測結果としてユーザへ提示する。

6.3 予測結果の提示

システムによって予測された操作は予測結果提示インタフェース(図2)を介してユーザへ提示される。予測された操作のアイコンが予測結果提示ウィンドウに表示され、ユーザはそのアイコンを選択することで、システムが予測した操作を容易に起動することができる。また、ユーザの置かれている状況が変化すると、システムは予測値を再計算し、結果を更新することにより、現在の状況に応じた予測結果をユーザへ提示する。

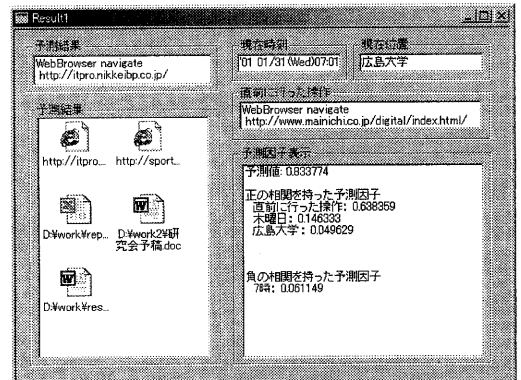


図2. 予測結果提示インタフェース

7. 議論

7.1 予測精度

予測精度を検証するために、ユーザの行動に関する簡単なシナリオを作成した。そしてシナリオに基づいた操作を行った結果、意図する予測結果が得られるかどうかを検証した。また本手法と [7] について精度を比較することで、負の相関の有効性に関する考察を行った。いくつかのシナリ

オに対して、本来操作を行わないと判断すべき状況において、[7]の手法では操作を行うと予測してしまう場合でも、本手法では操作を行わないと予測することができた。実験に用いたシナリオの一例を以下に示す。

シナリオ：ユーザは毎週金曜日に報告書を作成する。操作を行う場合、基本的に場所には依存しないが、金曜日でも特定の場所 $L3$ いる場合は報告書を作成しないものとする。

ユーザ操作 $A=(Word, open, report.doc)$

本手法により求めた相関値の一部を図 3, 4 に示す。なお、正・負の相関値の認識が容易になるように負の相関を持つ予測因子の相関値は符号を反転して表示した。

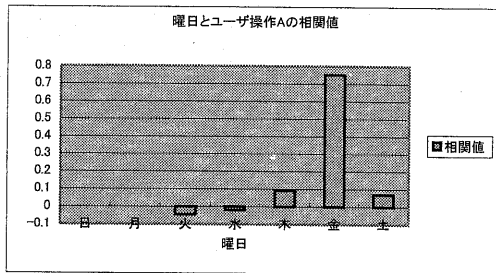


図 3. 曜日とユーザ操作 A の相関値

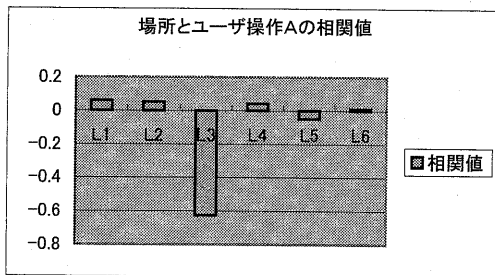


図 4. 場所とユーザ操作 A の相関値

そして、予測を行う時の状況を、2001年1月12日(金曜日)15時32分、場所 $L1$ または $L3$ 、つまり状況 S_1 、 S_2 が

$$S_1 = (2001, 1, 12, Fri, 15, 32, L1)$$

$$S_2 = (2001, 1, 12, Fri, 15, 32, L3)$$

で表される二つの状況を仮定する。シナリオによれば、 S_1 は操作を行う状況であり、 S_2 は操作を行わない状況である。この二つの状況に対して、本手法により求めた値 $Pre(A)$ を表 1 に示す。

表 1. 状況 S_1 、 S_2 におけるユーザ操作 A の予測値 $Pre(A)$

	$Pre(A)$
状況 S_1	0.762651
状況 S_2	0.201827

本手法を用いた結果、 S_1 においては高い確率で操作を行うと判断された、また、場所 $L3$ にユーザがいた状況 S_2 では、負の相関を持つ予測因子として場所 $L3$ が検出され、操作 A を行わないと予測した。一方、[7]の手法で予測を行った場合、金曜日に関しては依存していると判断することはできたが、場所に関しては各場所で操作を行った頻度が低いため、場所には依存しないと判断し、金曜日であれば操作を行うと予測している。この結果から、[7]ではユーザが操作を行わなかった時にどの場所に置かれていたかといったことは考慮されていない。今回行った実験に用いたシナリオは簡単なものであり、操作と状況の間に複雑な関連が存在する場合に正確な予測が行えるかどうかは今後実験を重ねて検証していく必要があるが、操作を行っていない時の状況を獲得し、それらの特徴を抽出することは有効であると言える。

7.2 システムの有効性

本システムの有効性を検証するために、筆者の 1 人が本システムを約 1 ヶ月間使用した。Web ページを閲覧するといった操作を行う場合については筆者が連続して閲覧している Web ページをシステムが認識し、予測することができた。一方で、実際のファイル操作などについては、状況と密接に関連した操作があまり存在しなかったため、有効な予測結果は得られず、ユーザが行う操作は軽

減されなかった。ただし、7.1節に示したようなシナリオに対してはユーザの意図する予測結果が得られており、ルートセールスマンなどのように状況に強く関連した操作、例えば、ある顧客の家を訪問した場合には、その顧客が関心のある情報を提示する、あるいは毎週金曜日には営業報告に関するレポートを作成している、などを行っているユーザに対しては本稿で提案した予測手法は有効であると考えられる。

8. おわりに

本稿では、ユーザ操作の履歴と時間や場所などの実世界の状況を因子としたユーザ操作の予測手法を提案した。この時、ユーザが操作を行った時と行わなかった時の両方の状況から予測因子を抽出し、操作と予測因子の正・負の相関を求めることにより、操作を行う要因だけでなく、操作を行わない要因を考慮した予測手法を提案した。また、操作や状況の組合せを予測因子とすることにより、操作のつながりや状況の変化に基づいた予測が行えることを示した。

参考文献

- [1] 長尾確, “実世界指向インタフェースの技術と動向”, システム/制御/情報, Vol. 40, No. 9, pp. 1-8, 1996.
- [2] 長尾確, 歴本純一 他, “ウォークナビ: ロケーションウェアなインタラクティブ情報案内システム”, インタラクティブシステムとソフトウェアⅢ, 近代科学社, pp. 39-48, 1995.
- [3] Jun Rekimoto and Katashi Nagao, “The World through the Computer: Computer Augmented Interaction with Real World Environments”, Proceedings of the ACM Symposium on User Interface Software and Technology (UIST'95), pp. 29-36, 1995.
- [4] Bill N. Schilit, Norman Adams and Roy Want, “Context-Aware Computing Applications, Proceedings of the USENIX Symposium on Mobile and Location-Independent Computing, pp. 41-52, 1993
- [5] Toshiyuki Masui and Ken Nakayama, “Repeat and predict – two keys to efficient text editing” In Proceedings of the ACM Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI94), pp. 118-123, 1994.
- [6] Allen Cypher, “Eager: Programming repetitive tasks by example” In Proceedings of the ACM Conference on Human Factors in Computing System(CHI91), pp. 33-39. Addison-Wesley, April 1991.
- [7] 中田浩志, 吉高淳夫, 平川正人, 市川忠男, “モバイルコンピューティング環境における状況とユーザ操作間の依存関係の視覚化”, 情報処理学会研究報告(99-SE-122), pp. 71-78, 1999.
- [8] Nagao, M. and Mori, S., “A New Method of N-gram Statistics for Large Number of n and Automatic Extraction of Words and Phrases from Large Text Data of Japanese”, In Proceedings of the 15th International Conference on Computational Linguistics, pp. 611-615, 1994.