(原著論文) Original Paper /

机上にかかる圧力を用いたユーザの割り込み可能 性推定

Estimating a User's Interruptibility by Using Tabletop Pressure

総合研究大学院大学 複合科学研究科 情報学専攻

Department of Informatics, School of Multidisciplinary Sciences, The Graduate University for Advanced Studies

tani@nii.ac.jp

山田 誠 Seiji YAMADA

国立情報学研究所 / 総合研究大学院大学 / 東京工業大学

National Institute of Informatics, The Graduate University for Advanced Studies, Tokyo Institute of Technology seiji@nii.ac.jp, http://www.ymd.nii.ac.jp/lab/seiji/

keywords: user state estimate, interruptibility, tabletop pressure

Summary

In the current office environment connected to the Internet, a user tends to get a lot of notifications in the form of e-mails, micro-blogs, instant messages, application update alerts, and so on. A significant problem with such notifications is that they arrive as they are sent, i.e., without the system being aware of whether the user has time to receive them or not. If messages arrive at inopportune times, they can cause serious stress and reduce the user's productivity. One way of alleviating this problem would be to control the notification period in accordance with the user's state of activity. In other words, this means a system needs to estimate whether a user is interruptible or not and to send information only when he/she is interruptible There are a number of studies to estimate use state (e.g. monitor user behaviors like typing, operating a mouse, facial expression and so on). However, these methods has some problems. In this paper, we develop a novel method for estimating user states. Our method use a pressure on a desk. We use a lattice-like pressure sensor sheet and distinguish between two simple user states: interruptible or not. The pressure can be measured without the user being aware of it, and changes in the pressure reflect useful information such as typing, an arm resting on the desk, mouse operation, and so on. We carefully developed features that can be extracted from the sensed raw data, and we used a machine learning technique to identify the user's interruptibility. We conducted experiments for two different tasks to evaluate the accuracy of our proposed method and obtained promising results.

は じ 1. め に

近年の情報化社会において,ユーザは多くの情報通 知 (notification) を受け取りながら仕事や生活をしてい る [Iqbal 10] . その例として, メールやインスタントメッ セージなどの着信,様々なアプリケーションの Update な どのアラートが挙げられる.これらの情報通知は,ユーザ が能動的に情報を入手するのではなく,システムがユー ザに対して情報を提示する形式を取る.ここで生じる問 題として、情報通知タイミングの妥当性が挙げられる、 情報通知のタイミングが適切でなければ、ユーザに不要 なストレスを与えることになるのみならず,知的生産性 が低下する可能性が指摘されている[Bailey 01] . そこで , ユーザの状態を考慮した情報通知の制御が必要となる. つまり, ユーザが情報通知を受理できる割り込み可能状 態 (interraptable state) であるかどうかを推定し,その状 態のときに情報を通知することが望ましい.

また一方, ユーザの割り込み可能状態を推定しないア

プローチもある.メインタスクのウインドウやディスプレ イの横にサブウインドウやサブディスプレイをメインタ スクの遂行に干渉しないように配置して,そこに情報通 知内容を表示するペリフェラルディスプレイ [McCrickard 01, Kim 10] がそのようなアプローチの典型であるが,本 研究では,情報通知以外の目的にも適用するこを想定し て,ユーザ状態を推定する方法を採用する.

ユーザ状態推定のためにはユーザを観測することが必 要である、キーやマウスの入力の頻度やタイミングを用 いてユーザの繁閑や感情の状態を推定する手法が提案さ れている [Epp 11, 水口 04, 本田 98] . しかしこの手法で は、入力の頻度が必ずしもユーザの繁閑を反映していな い場合に情報提示タイミングの推定ができないことや、 ユーザが入力装置を利用していない場合には推定できな いなどの問題がある.

また, PC 作業の切れ目度合いを推定する手法 [Igbal 08] や, アプリケーションの切り替えタイミングを用い る手法 [田中 10] も研究されている. しかし, これらの

方法は web 閲覧等のアプリケーションを切り替えない作業には適用できない.

他に、各種センサを利用したユーザの作業の種類に基づく忙しさの推定に関する研究や Web カメラを用いてユーザの表情や姿勢を撮影し推定に用いる研究があるが [Fogarty 05, Chen 07, Jaimes 06], 顔の撮影やセンサをユーザに取り付けることは、観測されていることに対するユーザの心理的負荷や、センサ自体の煩わしさなどが問題になる.

そこで本研究では,机上にかかる圧力を利用した新し いユーザ状態推定手法を提案する.PCを用いる作業にお いて, 机上にはキー入力の押圧や腕を乗せた際の力, マ グカップの重さなど様々な圧力が加わっている .また ,見 せられた文章の内容が肯定的か否定的かによって,無意 識のうちに握力の強弱に影響を与えるという研究結果が ある [Aravena 12]. これらのことは人間の心理状態が筋力 の強弱として表出する可能性を示唆している.そのため, それらの大きさと変化, すなわちキー押圧の強弱, 腕に 体重を乗せる度合いや位置,もしくはマグカップの中身 の減り方などには,ユーザ状態を推定するために有用な 情報が含まれていると考えられる. 例えば, 人は熱中す れば自然と力が入り,キー押圧も普段より強い力で行っ たり,飲み物を口にする頻度が下がったりすることが考 えられる、作業に集中している間は前傾姿勢になるとい う報告 [木村 11] から,集中時は非集中時に比べ,腕に 体重を多くかけていることも考えられる.

また,机上にかかる圧力の測定はユーザにセンサを取り付ける必要がなく,顔撮影のように個人情報を扱うものでもないため,ユーザに物理的,心理的負荷を与えることなく測定することができる.

本研究は,机上にかかる圧力によって,割り込み可能か否かというユーザ状態の推定を実現することを目的とする.従来研究には,机上にかかる圧力によってユーザの割り込み可能性を推定する研究は見当たらないため,新たなユーザ状態の推定方法を開発するという意味において,本研究は方法論的な新規性をもつと考える.そして,本研究は,ユーザに物理的心理的な負担を与えない,新しいユーザ状態推定法を提案することにより,ユーザ状態に基づく情報通知の実現に貢献できる価値をもつ.

2. 圧力センサによるユーザ状態推定

2.1 圧力センサ

机上にかかる圧力を測定するため,机上に格子状に測定点を持つ圧力センサシートを敷く.これにより机の上の平面上の圧力分布を測定する.キーボード等机上に置く物はすべてこのセンサシート上に置き,作業もシート上で行う.実際に2種類のキーボード(KFK-EA4XA(株)ミツミ電機,Realforce 91 NE0100(株)東プレ)を用いて,その位置を日常的に妥当な範囲でずらしながら使用時の

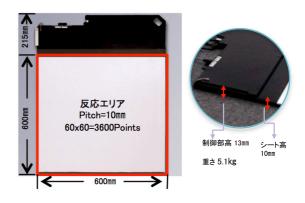


図 1 LL Sensor *1

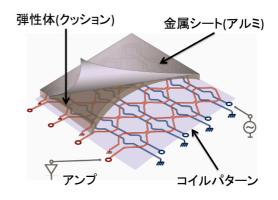


図 2 LL Sensor の原理図*1

圧力を測ってみるという予備調査を行った . その結果 , 主 にキーボードのタイピング圧力を計測するためには , センサシートの大きさは 1m 四方程度 , 圧力分解能は 10g 程度が必要であることがわかった .

これらの分解能を満たす圧力センサシートとして,本研究では図1に示す LL Sensor((株) シロク,大きさ:600mm×600mm)を利用した.一般的に知られる圧力センサには感圧抵抗方式や静電容量方式などがあるが,LL Sensor は電磁誘導を利用した圧力センサシートで,静電式や抵抗式と比較して大面積のセンサを低価格に実現できる特徴がある.また,シート自体はごく薄いもの(厚さ10mm)であり,その上での作業に違和感はない.図2に LL Sensor の原理図を示す.上方から圧力が加わることで弾性体の厚みが変化し,金属シートとコイルパターンとの距離が短くなる.これにより行方向コイルと列方向コイルとの間の相互誘導が変化し,圧力変化を電気信号として取り出すことができる.

また,圧力分解能は使用する弾性材により調整可能であり,既にキー押圧の強弱検知が可能なように調整済みである.センサ出力の例を図3に示す.ただし,センサの出力は物理量ではなくセンサ独自の尺度である.この図では,出力値の低1方から順に白(指示値10~5),青15~

^{*1} http://www.llsensor.com/

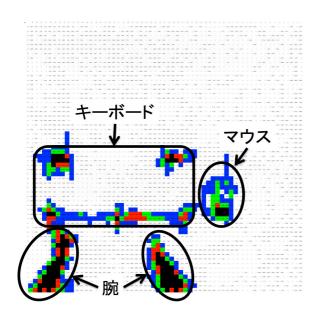


図3 LL Sensor の出力

10) , 緑 $(10 \sim 15)$, 赤 $(15 \sim 20)$, 黒 $(20 \sim)$ に着色してある.この例ではセンサシート上にキーボードとマウスを配置しタイピングを行なっている.楕円で示した部分に腕が,四角で示した部分にキーボードが,その右側にマウスが置かれていることが見て取れる.

2.2 特 徴 量 抽 出

次に,圧力データから特徴量を抽出する.特徴量は,前述のようなキー押圧や乗せている物体の重さ,位置,それらの変化などである.

本研究では,机上に圧力を与える物体はキーボードとマウス,ユーザの腕のみであるとし,モニタは圧力センサのゼロ点補正により影響を排除した.ただし,将来的には本やマグカップなど,多くの物体が置かれた環境に適用できると考えられる.

後述する実験ではタイピングとマウス操作のそれぞれについて典型的なタスクを使用するが、PCを用いた一般的なオフィスワークでは、マウスの利用が必須であり、マウスの圧力の特徴はユーザ状態推定にとって重要と考えられる.さらに、腕から得られる情報は重要であると考えられる.

以上のような考察から,本研究では表 1 のように,以下の 24 個の値を特徴量として使用する.キーボードの左奥足・右奥足・手前足,マウス,ユーザの左腕・右腕の計 6 個の圧力それぞれに対し,圧力値 (Pressure),面積 (Area),重心の x 座標 (CoG_x),重心の y 座標 (CoG_y) の 4 個のパラメータを抽出した.

元の圧力データから特徴を抽出するために,単純なパターンマッチングアルゴリズムを使用した.事前にキーボードとマウスそれぞれの圧力マップを取得,正規化し,マッチングのパターンとした.そして,パターンを用い

表 1 使用する特徴量

		圧力	面積	重心		
				x 軸	y 軸	
	左奥足					
キーボード	右奥足	· · · · · · · · · · · · · · · · · · ·				
	手前足					
マウス		24 付取里 				
ユーザ	左手	·				
<u> </u>	右手					

て圧力データを走査することで、パターンに対応する領域を抽出した.また、左右の腕の位置を得るために、データ全体を右下及び左下から走査し、しきい値を使用して領域を抽出した.なお、領域抽出の精度を一部のデータを用いて調査したところ、約90%程度であった.その後、各領域に対し、圧力、面積、重心を算出する.

圧力データは 30ms 毎に 1 フレーム得られる . また , 特徴は割り込みの 1 秒前から 9 フレーム分のデータを平均して使用する .

2.3 推 定 方 法

特徴抽出後,得られた特徴をベクトルとして,分類学習アルゴリズムに入力して,分類学習を実行し,割り込み可能か否かを分類できるクラシファイアを学習により得る.実稼働時には,ユーザによる机上の圧力をモニターしながら,事前に得られたクラシファイアを適用することで,割り込み可能か否かの判定が可能となる.

実験では,高精度のアルゴリズムとしてSVM(Support Vector Machines)[Vapnik 95] ∠ Random Forests[Breiman 01] の2つと, 従来からよく用いられる C4.5[Quinlan 93] を使用し,それらのパフォーマンスを比較検討すること にした . SVM は 2 クラス分類器の 1 種で , 訓練データ 群から各データ点との距離が最大となる超平面を求め、 それを判別関数として用いる手法である. 汎化能力が高 く,カーネルトリックを用いることで非線形分類問題に も応用できる. Random Forests はアンサンブル学習の1 種で,決定木を弱学習器とするものである.決定木の学 習が独立しているため並列に処理が可能であり,学習や 評価が高速である . C4.5 は ID3[Quinlan 86] の拡張であ り,決定木を生成するアルゴリズムである.決定木の各 ノードには,情報量が最大になるような分類が選択され る. SVM と Random Forests は C4.5 より高い精度が得 られることが予想されるが, C4.5 は学習結果が決定木1 つで与えられるため,可読性が高い.

3. 評 価 実 験

3.1 実験環境とタスク

本研究ではユーザが PC を利用したデスクワークを している環境を想定しているが,本実験ではできるだ

け一般的で単純化したデスクワーク環境とタスクを構 築した.図4に実験の様子を示す.キーボードはSKB-LKG3BK((株) サンワサプライ), マウスは LS-1BK((株) Logicool), ディスプレイは DELL 2001FP(20.1 インチ 解 像度 1600×1200), PC は Let s note CF-R9((株)Panasonic CPU: Core i7 620UM/1.06GHz メモリ: 2GB OS: Windows 7 Professional SP1 32bit) を使用した.この PC は, ディスプレイ描画及び圧力データの記録に使用した.タス クは,PCによるデスクワークとして考えられる典型的な タスクとして ,情報通知の先行研究 [Iqbal 08] で用いられ ているタスクを参考にして、タイピングタスクとマウス操 作タスクの2つを用意した.タイピングタスクは,画面中 段を右から左にスクロールする文字列をできるだけ正確 に書き写すタスクである (図 6(a)) . 表示される文字はラ ンダムなローマ字文字列で,タイピングされた文字列は画 面下段に表示される.画面サイズは500pixel×300pixel, 表示文字は MSP ゴシック, 30pixel である. 押下された キーはキーコードと時刻をすべて記録される.スクロー ル速度を変化させることにより、タスクの負荷を調整す る. タイピング中,割り込みを許容するか否かを尋ねる ダイアログ(図7)が20秒間隔で画面中央に表示される. 割り込みに対する回答には,回答の動作が机上の圧力に 与える影響を最小限に留めるために,図5のようなフッ トスイッチを用いた.参加者は用意された2つのフット スイッチのうち,許可(accept)なら左のフットスイッチ を,拒否(reject)なら右のフットスイッチを踏むことで回 答する.参加者には,食事の誘いのような,緊急性が低 い情報が提示されることを想定して可否を決定するよう 教示を与えた.回答するとダイアログは消え,メインタ スクを再開する.

マウス操作タスクは,図6(b)の画面を使用し,青く四 角いマーカをクリックするタスクである.マーカは一定 周期(数秒間隔)でランダムな位置に表示され,次の四角 が表示されると同時に消える.消えるまでにクリックに 成功すると,色が赤に変化してから消える.表示周期を 変化させることにより、タスクの負荷を調整する、クリッ クした位置と時刻は四角の内外に関わらずすべて記録さ れる. 画面サイズは 500pixel×500pixel, マーカサイズ は 20pixel×20pixel である. タイピングタスクと同様に ダイアログが表示される.

3.2 参加者と実験手順

参加者は情報系専攻の大学院生と研究所職員の 20 名 (23 歳~54 歳, 平均33.7 歳, 標準偏差9.9 歳, 男性9名, 女性 11 名) であった.

許可と拒否の両方のデータを得るために,メインタス クの負荷が高いフェーズと低いフェーズが必要である.負 荷が高いフェーズでは、メインタスクに集中する必要が あるため,参加者は通知を拒否し,負荷が低いフェーズで は,メインタスクに集中する必要がないため,参加者は通



図4 実験環境



図5 実験環境のフットスイッチ

知を許可することが予想されるからである. そこでタイ ピングタスクではスクロール速度を 1/12 pixel/ms, 1/20 pixel/ms, 1/30 pixel/ms, 1/40 pixel/ms, 1/50 pixel/ms, 1/60 pixel/ms の 6 段階, マウス操作タスクでは表示間隔 を 1.2s, 1.5s, 2s, 3s の 4 段階の負荷を用意した. これら の負荷は,予備実験により,最も熟練した参加者がかろ

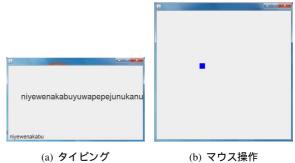


図6 2 つのタスクにおけるタスクウィンドウ



図7 情報通知ダイアログ

うじて追従できる速度を上限とし,その近傍では微調整が可能なように間隔を決定した.そして,各参加者に対し,実験に入る前にタイピング能力やマウス操作能力を調査し,負荷にかろうじて追いつけるものを中負荷,それより一段階低いものを低負荷,一段階高いものを高負荷として,3段階の負荷を与えた.

負荷調整の後,本実験を行った.各参加者に対し,2つのタスクをそれぞれ2回試行,すなわち計4試行とした.各試行では,1分を1フェーズとして負荷が高いフェーズと低いフェーズを織り交ぜ,5フェーズ行った.各フェーズ中,20秒間隔で3回通知を行った.総計で20分間タスクを行うことになる.

分類学習の実装として,一般的なデータマイニングプログラムライブラリである weka $3.5.4^{*1}$ 上に実装された,Random Forests(number of trees = 10),SVM の実装である LibSVM(RBF kernel, $\gamma=0.042$),C4.5 の実装である J48(confidence factor = 0.25) を使用した.

3.3 実 験 結 果

表 2 に得られた特徴量を抜粋して挙げる.この表からは, accept と reject の間で, 各特徴量の値に大きな差は見られない.得られたデータ数は全体で1199個(許可722, 拒否477), 内タイピングタスクは600個(許可333, 拒否267), マウス操作タスクは599個(許可389, 拒否210)である.なお今回の実験では,全参加者のデータをまとめたものを使用して分類を行う.許可と拒否のデータ数に大きな差が見られなかったため, 正データ・負データの量のインバランスを補正するアンダーサンプリング[Drummond03] は適用しなかった.

次に,得られたデータを3つの分類学習に与え,交差検定(10-fold)による学習実験を行った.実験結果として,各学習アルゴリズムにより学習されたクラシファイアの精度を表3に示す.ここで精度は,許可/拒否の2クラスについて正しく分類された訓練データの割合である.

表 3 から , タイピングタスク , マウス操作タスク , 両タスク総計のいずれの条件でも , SVM が最も高い精度を達

表 2 データの例 (左腕)

	Area	Pressure	CoG_x	CoG_y	クラス
左腕	29.6	36.4	54.9	341.4	
右腕	15.6	22.4	7.3	43.3	
左足	77.4	83.6	1616.9	3027.5	voicet
右足	70.2	122.0	1089.3	1362.1	reject
手前足	28.6	58.5	346.1	113.7	
マウス	3.9	9.1	12.8	61.3	
左腕	29.4	36.7	54.2	341.9	
右腕	18.4	23.6	10.0	44.5	
左足	75.5	85.3	1615.7	3027.0	raiaat
右足	69.1	125.0	1088.3	1363.9	reject
手前足	31.7	56.8	343.0	1363.9	
マウス	4.9	9.8	12.3	61.4	
左腕	28.4	37.5	55.5	341.2	
右腕	17.8	24.2	9.8	44.2	
左足	76.0	83.6	1615.2	3027.1	gagant
右足	69.9	121.9	1088.6	1364.1	accept
手前足	30.4	56.4	344.3	61.4	
マウス	5.4	10.4	11.8	61.4	
左腕	27.9	38.0	54.7	341.2	
右腕	17.7	23.7	9.5	44.4	
左足	77.7	86.4	1616.0	3027.0	gagant
右足	70.5	124.1	1089.5	1364.8	accept
手前足	30.8	58.0	345.6	113.8	
マウス	5.0	10.1	11.8	61.4	

表 3 3 つの分類学習アルゴリズムの精度 (下線が各タスクの最良値,太字がすべてにおける最良値)

	精度 [%]			
分類学習	タイピング	マウス操作	全体	
SVM	<u>76.8</u>	<u>72.3</u>	<u>73.6</u>	
Random Forests	75.8	69.6	73.1	
C4.5	71.7	71.6	71.3	

成しており,本研究では SVM を適用すべきである.また,タイピングタスクの方がマウス操作タスクよりも,高い精度で割り込み可能性を判定できていることがわかる.

4. 考 察

4.1 机上の圧力を用いた状態推定の評価

実験の結果,タイピングタスクでは約77%,マウスタスクでは約72%の精度でユーザの割り込み可能性を推定することができた(表3).職場でのPCを用いたデスクワークの大半は文書作成であると考えられるため,タイピングタスクの結果である約77%が重要である。チャンスレベルは約50%であるため,机上の圧力から得た情報に,割り込み可能性推定に有用な情報が含まれていることが示唆された。これは,机上の圧力を用いたユーザの状態

^{*1} http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/

推定を目指した先駆的な研究として,今後の発展を見込める結果だと考えられる.また,提案手法はコンピュータビジョン [Fogarty 05] やタイピングパターン [Epp 11] を利用した既存の手法とモダリティが干渉しないため,それらと組み合わせた利用も可能である.

一方,表3のSVMの精度を見ると,マウス操作タスクの推定精度はキーボードタスクより低い.この原因として,キーボードの足の押圧に比べ,マウスの押圧はLL Sensorで測定が困難である可能性や,マウス操作による押圧の変化が少ないことなどが考えられる.マウス操作タスクについて推定精度を向上することは,タスク全体の推定精度の向上と共に,今後の重要な課題である.

4.2 キーボード、マウスの非操作時における状態推定 提案手法では、ユーザがタイピングやマウス操作を行 なっていない間は机上の圧力に変化がないため、割り込 み可能性は推定できない、そこで本研究では、ユーザが キーボードやマウスで作業をしていない間は割り込み可 能であると仮定している。

しかし実環境では必ずしもそのような仮定は成立しない.例えば,考え事,ウェブページ閲覧,動画鑑賞などに集中している時は,キーボードやマウスを操作していない間でも割り込み不可能な状態が存在する.この問題に対する対して提案手法による解決策として,特徴を拡張することが考えられる.例えばマグカップの重量や,腕を机上に置いた際の形状などの特徴を追加することが簡単にできる.これらは圧力センサで取得可能な情報である.ユーザが集中状態にあれば,マグカップを頻繁に取り上げなくなる,腕の位置を変えなくなるなどの現象が予想されるため,これらの特徴により机上の圧力による解決が期待できる.

4.3 時系列特徴の効果

前節の評価実験においては,ある時刻における24特 徴のスナップショットをデータとして利用したが,異な る時刻のデータ間の差分が有益な情報を持っている可能 性がある、そこで、そのような圧力の時間変化にユーザ 状態推定に有用な情報が含まれているか検証するために、 図8のように,時系列上のデータを複数,及び差分を与 えて推定を行った.その結果の一部を表4に示す.ここ で,各数字は情報通知と使用したデータとの時間差を表 し , "-"はその差分をデータとして使用していることを表 す. すなわち ," 1s"は割り込み発生の1秒前のデータを 用いており、これは表3のタイピングタスクの結果と同 ーである.従って用いる特徴量は24である."1s,2s"は 割り込み発生の1秒前と2秒前のデータを用いており, 各データ採取ポイントから24特徴量が得られるため,あ わせて 48 特徴量を用いて学習及び分類を行なっている. " 1s-2s"は割り込み発生の 1 秒前と 2 秒前のデータの差 分を用いており,各特徴量毎に差を取るため,特徴量の

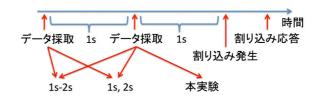


図8 圧力測定のタイムライン

表 4 時系列データを使用した場合の推定精度(下線が各学習アル ゴリズムの最良値,太字はすべてにおける最良値)

	精度 [%]			
学習アルゴリズム	1s	1s,2s	1s,1s-2s	1s-2s
SVM	<u>76.8</u>	74.3	74.0	57.0
Random Forests	<u>73.2</u>	<u>73.2</u>	66.7	61.2
C4.5	<u>68.5</u>	68.7	61.2	55.5

数は24となる.

図8に示した他にも[1s,5s][1s,10s][1s-3s][1s-2s,1s-3s]など11通りの組み合わせを調査したが,いずれも当初の精度を上回ることはなく,本研究で採用した24特徴量について,圧力の時間変化にはユーザ状態推定に有用な情報は乏しいか存在しないことが実験的に示された.しかし,当然ながら本実験で採用しなかった特徴量についてはこの限りではない.例えばマグカップの重量は,内容物の減り方が状態推定に寄与していることが直観的に予測できる.

一方,時系列データを使用せず,情報通知からの時間差を 30 ms から 10 s の間で変化させた結果,各学習アルゴリズムでの最高精度は,Random Forests は 200 ms で,C4.5 は 5 s で,いずれも 74.8%となった.これらは SVMには及ばないが,学習アルゴリズム毎に調整を行うことで精度が向上する可能性を示唆している.

4.4 より実用的な特徴選択

これまでの実験により提案手法の有効性を確認できたが、LL Sensor は微小な圧力センサを格子状に持つ特殊なセンサで、容易に入手できる安価なセンサではない、従って実用にはコストが問題となる.この問題の解決法として、図9に示す、FSR406 (Interlink Electronics Inc.)のような、小さく安価な圧力センサを使用することが考えられる.このような小さなセンサはキーボードの3つの足とマウスの底面に簡単に取り付けることができる.この手法でLL Sensorを使用した場合と同等の精度で状態推定が可能ならば、提案手法はより実用的なものとなる.

このような小型のセンサを計測点に貼り付ける手法は,実験で獲得した24の特徴量データのうち,キーボードやマウスが机上に与える圧力の特徴量だけを用いて推定することにより,シミュレートできる.SVMによって上記の特徴量から推定した結果を表5に示す.なお,この表で,一番下の行の「すべての特徴量」が,LL sensorを

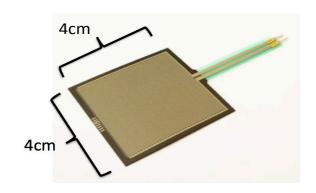


図9 小型で安価なセンサ

表 5 局所的にセンサを配置した場合の推定精度

	TP Rate [%]			
選択された特徴	タイピング	マウス操作	全体	
キーボードの圧力	74.7	-	_	
マウスの圧力	_	64.3	_	
キーボード圧+マウス圧	75.8	70.0	69.8	
すべての特徴量	76.8	72.3	73.6	

用いた場合の表 3 の SVM の結果である.タイピングタスク,マウス操作タスクのそれぞれについて,キーボードとマウスの特徴量だけを用いた場合と,すべての特徴量を用いた場合で,ほぼ同等の精度が得られたことがわかる.よって,キーボードの足とマウスの裏に図9のような小型の圧力センサと装着できる環境においては,提案方法をより実用的に利用できることがわかった.

また,他の特徴選択の方法として,圧力センサを平面全体に敷かず,机の手前から 5cm や 10cm などの位置に横一列の直線上に配置する手法が考えられる.そのような手法の有効性は,図 10 のように,実験で得られた平面のデータから,直線上にあるセンサを手前から奥に走査することでシミュレートできる.ここで,抽出する特徴量は次の4つとした.

- ●圧力が掛かっている範囲(長さ)
- ●圧力が掛かっている個数(腕が2本あれば2個,など)
- ●重心
- 圧力の平均値

この手法を用いてタイピングタスクについて SVM を用いて状態推定した場合の推定精度を図 11 に示す.ここで,青線は 24 特徴量すべてを使用した場合で,表 3 のタイピングタスクを SVM を用いて推定した場合と同一である.すべての特徴量を用いた場合と比較して若干劣るが,机の手前からの距離が 3cm ~ 4cm 及び 20cm ~ 26cm の範囲において,LL sensor を使った場合とほぼ同等の精度が得られたことがわかる.つまり,この実験結果により,ある範囲に横一列に小型圧力センサーを設置することで,LL sensor と同程度の割り込み可能性の推定が可能であることが示唆されたと言える.

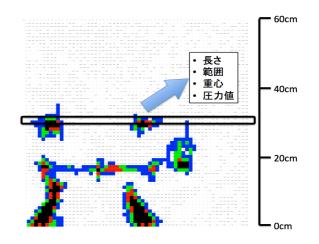


図 10 直線状にセンサを配置した場合のシミュレート

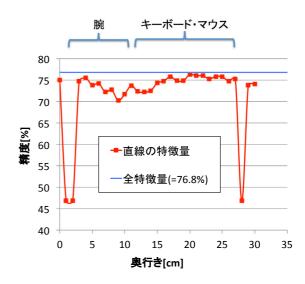


図 11 直線状にセンサを配置した場合の推定精度

また,腕が置かれている領域(奥行き 0cm~10cm) とキーボードやマウスが置かれている領域(10cm~30cm)の両方から同程度の精度で推定できていることから,これらの圧力にも,推定に有用な情報が含まれていることがわかった.一方,机の手前からの距離が1cm~2cm及び28cmの位置で極端に精度が落ちているが,これはセンサの劣化により一部のセンサセルの精度が悪化し,圧力を正確に測定できていなかった可能性があり,該当センサを使用する推定が正常に行われなかったことが原因と考えられる.

以上のことから,前述の安価なセンサの利用と共に,設置条件が許されれば,直線上のセンサ配置も実用的な特徴として有効であることがわかった.

5. む す び

本研究では,PCを用いたデスクワークを行うユーザ状態の新たな推定手法として,机上の圧力を用いることを

提案した.圧力センサを用いて特徴量のデータを計測し, そのデータを入力として分類学習アルゴリズムによる学 習を行い,学習されたクラシファイアにより割り込み可 能性を自動判定することが可能になる.そして,2つの 典型的なデスクワークタスク中に情報通知を与える参加 者実験を行い,提案手法によりユーザの割り込み可能性 を推定することにより,提案手法の有効性を実験的に検 証した.また,提案手法の精度と実用可能性に関して考 察した.

実験の結果,キーボードを用いた書き写しタスクを行なっているユーザについて,割り込み可能性を77%の精度で推定に成功した.この結果は,ユーザが机上に加える圧力に,ユーザ状態推定に有効な情報が含まれていることを示している.また提案手法の有効性を示唆しており,今後の展望に期待できると言える.

一方,圧力の時間変化を用いた状態推定について検証した結果,瞬間値を用いた場合と比べて精度の向上は見られなかった.これは圧力変化量が状態推定に有用な情報を含んでいないか,非常に乏しいことを示している.

また,小規模で安価なセンサを用いて推定することを 検証した結果,キーボードや腕など局所的にセンサを配 置することで,机上全体をセンサで覆った場合と同等の推 定精度が得られ,容易に実用可能であることが示された.

今後の課題として,実環境に適用するため,より豊富な特徴量を利用することが挙げられる.これにより,精度の向上と非タイピング時における推定を可能にできる.そのために,有効な特徴を模索する.また,より多くのデータを収集し,実験の正確性を高める.

◇ 参 考 文 献 ◇

- [Aravena 12] Aravena, P., Delevoye-Turrell, Y., Deprez, V., Cheylus, A., Paulignan, Y., Frak, V., and Nazir, T.: Grip Force Reveals the Context Sensitivity of Language-Induced Motor Activity during "Action Words" Processing: Evidence from Sentential Negation, *PLoS ONE*, Vol. 7, No. 12, p. e50287 (2012)
- [Bailey 01] Bailey, B. P., Konstan, J. A., and Carlis, J. V.: The Effects of Interruptions on Task Performance, Annoyance, and Anxiety in the User Interface, in *Proceedings of INTERACT'01*, pp. 593–601 (2001)
- [Breiman 01] Breiman, L.: Random Forests, *Machine Learning*, Vol. 45, No. 1, pp. 5–32 (2001)
- [Chen 07] Chen, D., Hart, J., and Vertegaal, R.: Towards a physiological model of user interruptability, in *Proceedings of the 11th IFIP TC 13 international conference on Human-computer interaction Volume Part II*, INTERACT'07, pp. 439–451 (2007)
- [Drummond 03] Drummond, C. and Holte, R.: C4.5 and class imbalance and and cost sensitivity: why under-sampling beats oversampling, in *Workshop on Learning from Imbalanced Datasets*, pp. 1–8 (2003)
- [Epp 11] Epp, C., Lippold, M., and Mandryk, R.: Identifying Emotional States Using Keystroke Dynamics, in *Proceedings of the 2011 Annual Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI 2011)*, pp. 715–724 (2011)
- [Fogarty 05] Fogarty, J., Hudson, S. E., Atkeson, C. G., Avrahami, D., Forlizzi, J., Kiesler, S., Lee, J. C., and Yang, J.: Predicting human interruptibility with sensors, ACM Transactions on Computer-Human Interaction, Vol. 12, No. 1, pp. 119–146 (2005)

- [Iqbal 08] Iqbal, S. T. and Bailey, B. P.: Effects of intelligent notification management on users and their tasks, in *Proceedings of the* twenty-sixth annual SIGCHI conference on Human factors in computing systems, pp. 93–102 (2008)
- [Iqbal 10] Iqbal, S. T. and Bailey, B. P.: Oasis: A framework for linking notification delivery to the perceptual structure of goal-directed tasks, ACM Transactions on Computer-Human Interaction, Vol. 17, pp. 1–28 (2010)
- [Jaimes 06] Jaimes, A.: Posture and activity silhouettes for self-reporting, interruption management, and attentive interfaces, in Proceedings of the 11th international conference on Intelligent user interfaces, IUI '06, pp. 24–31 (2006)
- [Kim 10] Kim, T., Hong, H., and Magerko, B.: Design requirements for ambient display that supports sustainable lifestyle, in *Proceedings* of the 8th ACM Conference on Designing Interactive Systems, DIS '10, pp. 103–112, New York, NY, USA (2010)
- [McCrickard 01] McCrickard, D. S., Catrambone, R., and Stasko, J. T.: Evaluating Animation in the Periphery as a Mechanism for Maintaining Awareness, in *Proceedings of the IFIP TC.13 Conference on Human-Computer Interaction (INTERACT'01)*, pp. 148–156 (2001)
- [Quinlan 86] Quinlan, J. R.: Induction of Decision Trees, *Mach. Learn*, pp. 81–106 (1986)
- [Quinlan 93] Quinlan, J. R.: *C4.5: programs for machine learning*, Morgan Kaufmann Publishers Inc. (1993)
- [Vapnik 95] Vapnik, V. N.: The nature of statistical learning theory, Springer-Verlag New York, Inc. (1995)
- [水口 04] 水口 充, 竹内 友則, 倉本 到, 渋谷 雄, 辻野 嘉宏: デスク ワークにおける忙しさの自動推定, ヒューマンインタフェース学 会論文誌, Vol. 6, No. 1, pp. 69–74 (2004)
- [田中 10] 田中 貴紘, 松村 京平, 藤田 欣也:利用アプリケーション切り替え時に着目したユーザの割り込み拒否度推定法の検討, 人工知能学会論文誌, Vol. 25, No. 6, pp. 683-693 (2010)
- [本田 98] 本田 新九郎, 富岡 展也, 木村 尚亮, 大澤 隆治, 岡田 謙一, 松下温:作業者の集中度に応じた在宅勤務環境の提供: 仮想オフィ スシステム, 情報処理学会論文誌, Vol. 39, No. 5, pp. 1472–1483
- [木村 11] 木村 和行, 田中 貴紘, 藤田 欣也: 頭部の前後・回転運動 に着目したデスクワーク中の割り込み拒否度と頭部運動の関係 の分析, 情報処理学会論文誌, Vol. 52, No. 4, pp. 1485–1494 (2011)

[担当委員:藤波 努]

2013年7月12日 受理

著者紹介



谷 尭尚

2009 年東京工業高等専門学校専攻科電気電子工学専攻卒業,現在,総合研究大学院大学複合科学研究科情報学専攻に在学中. ユーザ状態推定に興味を持つ.



山田 誠二(正会員)

1984 年大阪大学基礎工学部卒業 . 1989 年同大学院基礎工学研究科博士課程修了 . 工学博士 . 1989 年大阪大学基礎工学部助手 . 1991 年大阪大学産業科学研究所講師 . 1996 年東京工業大学大学院総合理工学研究科助教授.2002 年国立情報学研究所教授, 現在にいたる. HAI ヒューマンエージェントインタラクション, 知的インタラクティブシステムに興味をもつ、情報処理学会,日本ロボット学会, AAAI, IEEE, ACM 各会員.