

ウェアラブル学習システムのための複数センサを用いた 移動経路上での利用者コンテキスト認識機構

中村 友宣¹⁾・間下 以大²⁾・小川 剛史³⁾・清川 清²⁾・竹村 治雄²⁾

本論文では、移動中の連続した学習を支援するウェアラブル学習システムにおけるウェアラブルセンサを用いた利用者コンテキストの認識手法について述べる。本研究では、利用者の動作(「座位」、「立位」、「歩く」、「走る」、「自転車」)、立位時の場所(「電車の中」、「駅のホーム」、「遮断機・信号機の前」)、及び電車内の混雑度(「空いている」、「混んでいる」)を認識するために、両足大腿部の加速度、天井までの距離、及び大気中の二酸化炭素濃度を計測する。前処理として加速度データのパワースペクトル及び距離データの中央値を算出後、識別器としてサポートベクターマシンを用いて各動作・場所・混雑度の確率を推定する。更に次状態への遷移確率に遷移の平易度を考慮してロバスタな認識を実現する。実験にて通学行程全体の認識率を85.8%の精度で認識できており、「回答できない設問が出題される」という学習に支障をきたす誤認識は0.6%と極めて低いことを確認した。

キーワード

ウェアラブル学習システム, コンテキスト認識, 加速度センサ, 超音波センサ, 二酸化炭素センサ

1. はじめに

科学技術が進歩し小型で高性能な携帯端末が普及するにつれて、人々の日常的な移動時間の過ごし方が変化してきている。例えば街中を歩きながら音楽プレイヤーを用いてヘッドホンから流れる曲を聴いたり、乗り物の中で座りながら映像プレイヤーを用いて動画を観賞したりする姿がよく見られる。中でも、そうした携帯機器を用いて移動中に語学コンテンツなどの学習を行うことは毎日の限られた時間を自己の能力向上に利用する有効な方法であり、毎日繰り返すことで学習効果が高まるため多くの人が実践している。しかし、例えば音声のみの設問と映像もある設問の2種類がある外国語の聴解力テストを学習する場合に、何も考えずに回答していると映像のある設問だけが残り、歩いているときに学習を行えず時間を無駄にしてしまうといった問題が起り得る。映像のある設問を優先的に回答しておけばその問題は生じないが、利用者自身が自分の状況(利用者コンテキスト)から現在何を学習できるかに常時注意して学習コンテンツや携帯機器を切り替えるのはわずらわしく、非効率的である。

そこで本研究では、移動中の利用者の状況に応じた学

習を支援するシステム(以下、ウェアラブル学習システムと呼ぶ)の構築に取り組む。提案システムでは、利用者が今どのような学習内容や関連情報を必要としているか、またどのような学習方法を利用できるかを自動的に判断して学習コンテンツの提示内容や提示手法を動的に変更することで継続的な学習が可能な環境を提供する。システムの実現に必要な構成要素として以下に示す2つの機構がある。

- 利用者コンテキスト認識機構
- デバイス・コンテンツ制御機構

利用者コンテキスト認識機構では、ウェアラブルセンサで計測したデータや利用者の予定表から位置や動作など利用者の現在の状況を自動的に認識する。デバイス・コンテンツ制御機構では、認識した状況に応じた携帯機器の切り替えや、学習コンテンツの提示内容の変更などのデバイスとコンテンツの制御を行う。

本論文では、学習時間に占める割合が多い通学時の空き時間を対象とし、複数のウェアラブルセンサを用いた利用者コンテキストの認識手法を提案し、試作システムの実装と評価について述べる。以下、2章で本研究で想定する利用者コンテキストについて述べ、3章で利用者コンテキスト認識機構について述べる。4章で試作システムを用いた評価実験について述べ、最後に4章で本論文のまとめと今後の課題について述べる。

¹⁾ キヤノン株式会社

²⁾ 大阪大学サイバーメディアセンター

³⁾ 東京大学情報基盤センター

2. 想定する利用者コンテキスト

通勤・通学時の主な交通手段として、徒歩・電車・バス・自動車・オートバイ・自転車が挙げられる。本研究ではこのうち、徒歩と電車及び自転車の利用を想定する。学習を行うためには利用者に教材を提示する何らかの方法が必要となる。デジタルコンテンツを提示する手段として一般的に用いられているのは、映像と音声である。利用者が移動中に使用することを前提とした場合、映像を表示する機器としては携帯端末のモニタ、音声を出力する機器としてはヘッドホンが一般に普及している。そこで本研究では教材の提示用機器として携帯端末のモニタとヘッドホンを用いることとした。また回答を求める教材の場合は携帯端末付属のタッチパネルやボタン、または回答用ボタンのあるコントローラを別途用意して使用する。利用交通手段と学習に用いる機器から考えた、利用者コンテキストと選択できる学習方法の関係を図1に示す。図1の学習方法に「映像のみ」がない理由は、映像が利用できる全ての場面で音声も利用可能なためである。

学習方法	利用者の動作	立ち止まる場所	電車内の混雑度
映像と音声	座っている 立ち止まっている	駅のホーム 電車の中	空いている
音声のみ	歩いている	遮断機・信号機の前	混んでいる
両方なし	走っている 自転車に乗っている		

図1 利用者の状況と対応する学習方法

通勤・通学時に利用可能な学習方法というのは、利用者の動作によって大別できる。まず走る状況というのは、踏切や横断歩道を渡り始めたところで踏切警報機が作動または信号機が点滅したときのような、急がなければならない場合が多く、集中できないと考えられるため学習は行わない。次に携帯機器を操作しながらの片手による不安定な運転やヘッドホンの使用による外部音の遮断など、周囲の交通状況への注意が疎かになる場合の自転車の乗車を禁止する動きが広がっているため（読売新聞、2010）自転車での上での学習は行わないものとする。また、路上を歩行中に携帯端末のモニタを利用することは不可能ではないが、視線がモニタに集中すると路上の物体や他の歩行者と衝突し転倒するなどの危険があるため、学習には音声のみを利用することとする。さらに座る行為は駅ホームのベンチや電車の座席に限られており、いずれも数分間座り続けることが多いため、映像を利用した

学習を行うこととする。

一方立ち止まる状況は、動作だけでは利用可能な学習方法を確定できず、利用者が現在いる場所の情報が必要となる。通勤・通学中に立ち止まるときというのは、何かを待っている場合である。具体的には、踏切の遮断機が上がる又は横断歩道の信号が変わるのを待つ場合、駅ホームで電車が来るのを待つ場合、電車内で目的の駅に到着するのを待つ場合の3種類が主に考えられる。遮断機や信号機の前で待つ場合というのは、数秒程度の短い時間であることが多い。その数秒のために携帯端末を取り出してモニタを利用する教材に変更することは利用者の利便性を損ない、集中を阻害する恐れがあるため、歩いている場合と同様音声のみの学習を継続することとする。駅ホームで電車を待つ時間は数分程度と比較的長いことが多いため、映像と音声を両方使った学習を選択する。

さらに電車内で立っているときは、車内が空いている場合と混んでいる場合で利用可能な学習方法が変わる。車両に乗客がそれほど多くない場合は携帯端末を持って映像を見ることができる。しかし車内が満員近くになるにしたがい身動きが困難となり、電車が急停止したときに手が塞がっていると他の乗客に迷惑を掛ける恐れが増すため音声のみの学習を行うこととする。

以上から本研究では、通勤・通学時の利用者コンテキストを利用者の動作5種類（「座位」、「立位」、「歩く」、「走る」、「自転車」）、立ち止まっている場合にいる場所3種類（「電車の中」、「駅のホーム」、「遮断機・信号機の前」）、電車の中で立ち止まっている場合の混雑度2種類（「空いている」、「混んでいる」）に分類した。

3. 利用者コンテキスト認識機構

3.1 提案手法の概要

図1で示した利用者コンテキストを認識する提案手法の処理過程を図2に示す。目的地に到着するまでの間、1秒ごとに利用者コンテキストを認識する。図2(A)に示すように、まず利用者の動作の認識を行い、「立位」を除く4種類に認識された場合はそれらを認識結果とする。「立位」と認識された場合は、続いて立位時の場所の認識を行い、「電車の中」を除く2種類に認識された場合はそれらを認識結果とする。「電車の中」と認識された場合は、さらに電車内の混雑度の認識を行い、それを最終的な認識結果とする。動作、場所、混雑度、それぞれの認識には図2(B)に示すように、まず異なるセンサを用いてデータを計測する。そしてデータに前処理を施し、識別器であるサポートベクターマシン（Support Vector Machine: SVM）により各状態の推定確率を求める。さらに各状態間の遷移確率を考慮に入れ、認識精度を高める。

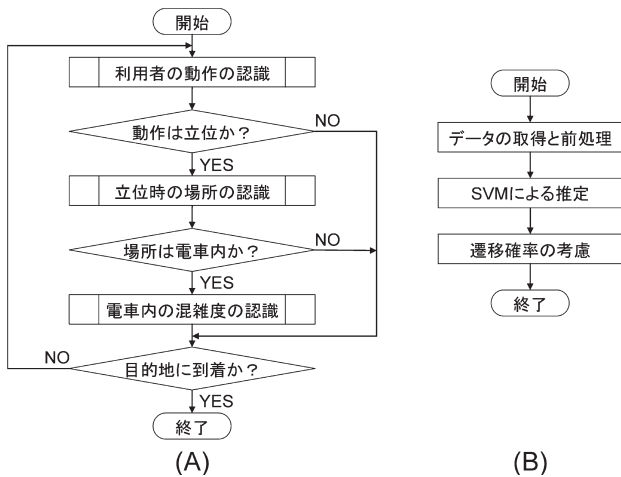


図2 処理過程：(A) 全体の処理，(B) 各状態認識部の処理

3.2 利用者の動作認識

提案機構では両足大腿部の動きから利用者の動作を推定する。人間の両足の大腿部は地面に対し、座っているときにはほぼ水平、立ち止まっているときにはほぼ鉛直、自転車に跨っているがこいでいないときには片足ずつ水平と鉛直に近い状態で停止している。歩いているときと走っているとき及び自転車をこいでいるときには、その方向は時間により周期的に変化する。その変化は走っているときが一番激しく、歩いている、自転車をこいでいるとなるにつれ緩やかになる。そこで、両足の大腿部前面に静的加速度と動的加速度を計測可能な加速度センサを装着し、これで利用者の動作を認識することとした。静的加速度とはつまり重力による加速度を意味しており、これを利用すれば大腿部の動きが止まっている動作における姿勢（傾き）を検知することが可能である。一方、動的加速度とはセンサに重力以外の力が加わったときに発生する加速度のことを表しており、大腿部が前後に移動する動作における振動や衝撃を検知できる。

加速度データの変化には周期性が見られるため、本研究では短時間フーリエ変換 (Short-Term Fourier Transform: STFT) を前処理として用いることとした。センサで計測したデータをフーリエ変換することによりデータの各周波数における振幅がスペクトルのパワーに変わり、変換する前よりデータの特徴が顕著に現れ、次の段階である識別器での認識率を向上させることが期待できる。朝の出勤時間帯における通勤男性と女性の単位時間当たりの歩数の平均値はそれぞれ2.02歩/秒と2.14歩/秒である (日岐喜治・大野寛之・柳澤治茂, 2004) ため、歩いたときに加速度センサから計測されるデータの周期は約1秒となる。したがってセンサのサンプリングレートが100Hzの場合、STFTの窓のサイズは100サンプル以上であることが望ましい。窓のサイズが大きいかほど周波数分解能は高くなる一方で時間分解能は低くなり

(不確定性原理)、システムとしての実用性も低くなってしまいうため、本研究では窓のサイズを200サンプルとした。その内100サンプルをオーバーラップさせて1秒ごとにパワースペクトルを出力する。窓関数には周波数分解能に優れた矩形窓を用いることとした。

前処理された加速度データに対し識別器を用いて各状態の確率を推定する。本研究では識別器として、サポートベクターマシン (SVM) を用いることとし、カーネル関数には変数の少ないRBFカーネルを用いることとした。両足の加速度データから100サンプルごとに直流成分 (平均値) と0.5Hz刻みで0.5~50.0Hzのパワースペクトルがそれぞれひとつずつ現れる。本研究ではこのうち直流成分とパワースペクトルの0.5~2.0Hz、つまり両足で10次元のベクトルとそれに対応する利用者コンテキストを教師信号としてSVMの学習用データを作成し、それらを用いて交差検定 (Cross-Validation) を行い、カーネル変数を決定した。

SVMからの出力は過去2秒間の計測データのみから推定した各状態の確率であるため、単純に確率が最大のものを認識結果とすると、数秒間といった短時間で前後の認識結果と異なる状態が認識されるという問題が起り得る。このような短時間での状態遷移は認識誤りであることが多く、その結果学習コンテンツの提示方法や提示内容が頻繁に変化すれば学習にも支障を来すと考えられる。そこで、各状態間の遷移の平易度を考慮した確率的状態遷移を用いて状態を決定する。

3.3 立位時の場所認識

提案機構では天井の高さを用いて場所を推定する。電車の天井には空調設備や車内広告などがあり高さは均一ではないものの、各社とも最も高いところでさえ200cm強程度となっている。通勤・通学者が利用する主要な駅のホームには大抵屋根があり、その高さは電車の天井高を越えている所が多いと思われる。一方、屋外の踏切や横断歩道の前は人々が遮断機や信号を見易いよう比較的開けた空間になっており、天井といえるものが存在しないことが多い。そこで、立ち止まっているとき常に天井に対し同じ面を向く肩の上に超音波センサを装着し、天井までの距離を計測することで現在の場所を認識することとした。

距離データには加速度データで見られたような周期性はないため、STFTを用いるメリットは期待できない。また、33Hzで試験的にデータを計測したところ、電車または無意識による被験者の体の揺れとセンサの性能による計測誤差以外に明らかな外れ値の存在が見て取れた。外れ値が計測された理由としては、超音波センサを装着した側の肩の直ぐ傍を人が通り過ぎたり、被験者自身の肩や頭が左右に移動したりしたため、前後の計測値より小さい値が得られたと推察できる。そこで、計測ノ

イズを除去するため前処理として過去1秒間の計測値の中央値を利用することとした。以降の処理は利用者の動作の認識と同様、識別器としてSVMを用い、遷移の平易度を考慮して立位時の場所を認識する。

3.4 電車内の混雑度認識

提案機構では、電車内の二酸化炭素濃度を用いて混雑度を推定する。混雑度の「空いている」と「混んでいる」の境界を、周辺の乗客に迷惑にならず携帯端末を両手で支えて操作できる限界である、新聞が容易に読める目安の乗車率150%とした(社)日本鉄道車輛工業会, 2008)。人を含む生物の多くは生きている限り呼吸を行っており、酸素を吸収し二酸化炭素を放出している。大気中の二酸化炭素濃度は年間を通じて周期的に増減を繰り返しているが、近年は化石燃料の消費や森林破壊により現在の屋外では約400ppmとなっている(温室効果ガス世界資料センター, 2007)。密閉された室内など屋外の空気の循環が十分でない空間に人が存在すると、排出量と換気量の釣り合いが取れるまで二酸化炭素濃度は増加する。電車の中の場合、車両設計段階で乗車定員を基準として換気量が設定されている(社)日本鉄道車輛工業会, 2006)ものの、通勤・通学時間帯のピーク時には定員を上回り車内の二酸化炭素濃度が空いているときと比べ高くなると予想できる。そこで、応答速度の早い二酸化炭素センサを装着し、電車内における二酸化炭素濃度を計測することで混雑度を認識することとした。

二酸化炭素濃度データには加速度データで見られた周期性も、距離データで見取れた程の外れ値も無いため、特別な前処理を施さずに利用することとした。以降の処理は利用者の動作の認識及び立位時の場所の認識と同様、識別器としてSVMを用い、遷移の平易度を考慮して電車内の混雑度を認識する。

3.5 遷移の平易度を考慮した確率的状態遷移

SVMの出力は過去1秒間や2秒間の計測データのみから推定した各状態の確率であるため、単純に確率が最大のもを認識結果とすると、数秒間といった短時間で、前後の認識結果と異なる状態が認識されるという問題が起り得る。このような短時間での状態遷移は認識誤りであることが多く、その結果学習コンテンツの提示方法や提示内容が頻繁に変化すれば学習にも支障を来すと考えられる。そこで、各状態間の遷移の平易度を考慮した確率的状態遷移を用いて状態を決定する。

$\omega_i(t)$ を時刻 t における状態(例えば利用者の動作の場合: $i \in$ 「座位」,「立位」,「歩く」,「走る」,「自転車」)とすると、時刻 t において状態が i となる確率 $P(\omega_i(t))$ は以下の式で表される。

$$P(\omega_i(t)) = \sum_j P(\omega_i(t) | \omega_j(t-1)) \quad (1)$$

$P(\omega_i(t) | \omega_j(t-1))$ は時刻 t において状態が j から i へ遷移する確率を示し、以下の式で定義する。

$$P(\omega_i(t) | \omega_j(t-1)) = \frac{P(\omega_i(t))' \alpha_{ji}}{\sum_k P(\omega_k(t))' \alpha_{jk}} \quad (2)$$

$P(\omega_i(t))'$ は直前の計測データのみから識別器で推定した時刻 t に状態が i となる確率、 α_{ji} は j から i への遷移の平易度をそれぞれ示している。式(1)を代入して整理すると式(2)は以下ようになる。

$$P(\omega_i(t)) = P(\omega_i(t))' \sum_j \frac{P(\omega_j(t-1))'}{\sum_k P(\omega_k(t))' \alpha_{jk}}$$

ここで、 $\alpha_{ii} > \alpha_{ji} (i \neq j)$ となるように遷移の平易度を定めることで、識別器のみを用いる場合に比べて同一の状態を保ち易くなると期待できる。さらに実際に起り得る遷移(例えば「歩く」から「走る」)の平易度を起り得ない遷移(例えば「走る」から「自転車」)の平易度より大きくすることで、実世界に即したものとなり認識率が高まることが予想される。最終的に、 $\arg \max P(\omega_i(t))$ なる i を認識結果とする。

4. 試作システムと評価実験

4.1 試作システムの構成

提案手法に基づく利用者コンテキスト認識機構を取り入れたシステムを試作した。図3に試作システムを構成する機器とそれらを装着した様子を示す。利用者の動作の認識のために、ズボンの両足大腿部前面に着脱可能な小型のポケットを取り付け、中に小型無線加速度センサ(Wireless Technologies社, WAA-001)を入れる。これで大腿部の前面から後面に向かう軸の加速度をサンプリングレート100Hz・範囲3000~3000mGで計測する。立ち止まる場所の認識のために、ベストの左肩に超音波センサ(Best Technology社, BTE054)を、超音波送受信素子が鉛直上向きになるよう取り付け。これで肩上のセンサから上方の物体までの距離をサンプリングレート33Hz・範囲30~500cmで計測する。ベストの内側に取り付けられた専用のコンフィギュレータ(Best Technology社, BTE081)と超音波センサを接続することでPCからの制御が可能となる。電車内の混雑度の認識のために、ベルトの右側に二酸化炭素センサ(VAISALA社, GMP343)を、光学ユニットを下にして固定する。これで周辺の大気中に含まれる二酸化炭素の濃度をサンプリングレート1Hz・範囲0~5000ppmで計測する。拡散方式のこの二酸化炭素センサは、ダストフィルタを外すことで90%応答時間が2秒以下になるため、二酸化炭素濃度の変化を素早く検出できる。各センサで計測されたデータはシリアル通信でベルトの前側に釣り下げた保護ポーチ内のモバイルPC(Sony社, VGN-U71P)に送られる。加速度センサはBluetoothで、超音波センサと二酸化炭素センサはUSB-RS232Cコンバータ(SANWA SUPPLY社, USB-CVRS9)を介してUSBハブ経由でモバイルPCと接

表1 コンテキスト認識結果 (単位: サンプル数)

認識結果 正解		座 位	立 位			歩 く	走 る	自 転 車	合 計	
			駅ホーム	電車内						遮断機・ 信号機前
				密度小	密度大					
座 位		179	0	0	0	0	0	0	179	
立 位	駅ホーム	0	134	0	0	1	0	0	135	
	電車内	密度小	0	0	920	490	0	3	0	1,413
		密度大	0	0	0	633	0	0	0	633
	遮断機・信号機前	0	0	18	0	58	7	19	5	107
歩 く		0	3	3	0	0	1,375	64	5	1,450
走 る		0	0	0	0	0	0	38	0	38
自 転 車		0	0	0	0	0	0	0	394	394
合 計		179	137	941	1123	58	1386	121	404	4,349

続されている。また、実験で実際のコンテキスト（正解）を記録するために、複数のボタンを備えたコントローラ（Nintendo社、RVL-003）をBluetoothでモバイルPCと接続する。STFTにはフーリエ変換する際の窓サイズが任意で高速なFFTW（Frigo & Johnson, 2005）を、SVMには“one-against-one”方式で多値を分類しそれぞれの推定確率を出力できるLIBSVM（Chang & Lin, 2008）を用いた。試作システムでは各データの計測から利用者コンテキストの認識結果を出力するまでの処理をリアルタイムで行う。

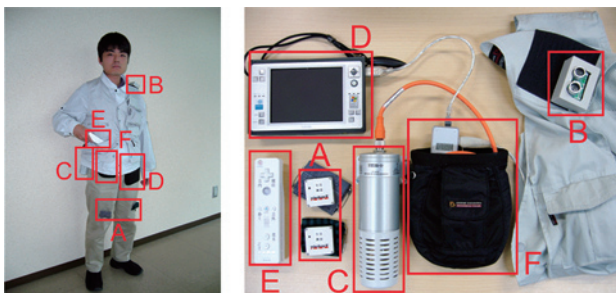


図3 試作システムの機器構成と装着した様子：(A)加速度センサ, (B)超音波センサ, (C)二酸化炭素センサ, (D)モバイルPC, (E)コントローラ, (F)ベルトポーチ (USBハブ, BluetoothUSBアダプタ)

4.2 実験の目的と方法

試作システムを用いて提案手法の有効性を検証するための評価実験を行った。評価する対象は利用者コンテキストの認識精度（再現率と適合率）である。実験は1人の男性被験者が通学する過程に対して行った。被験者が自宅から大学まで移動する間、利用者コンテキストが切り替わる度にコントローラのボタンを押して現在の状態を記録した。結果、取得された全4349サンプルを用いて試験データを作成した。学習データは試験データとは別に取得し、利用者の各動作と立位時の各場所は60サンプル

に、電車内の各混雑度は1200サンプルに揃えて用いた。

4.3 結果と考察

通学時における実際の状態と認識結果との対応を図4に示す。また、全サンプルの正解と認識結果との対応を表1に、再現率と適合率を表2にそれぞれ示す。全体の認識率は85.8% (3731/4349)であった。認識率を下げる要因の中で影響が大きいのは、再現率では「遮断機・信号機の前」と「空いている（密度小）」である。「遮断機・信号機の前」が「空いている（密度小）」、「歩く」、「走る」、「自転車」と誤認識されている理由は、通勤・通学中に立ち止まる場所として想定外であった駐輪場の正解を「遮断機・信号機の前」とした結果、駐輪場は天井高が電車内と同程度で、さらに自転車を扱う際に行う一連の動作（前カゴへの荷物の出し入れ、鍵の開閉、スタンドを立てると倒すなど）に伴い足が動いたためであると予想される。「空いている（密度小）」電車内が「混んでいる（密度大）」と誤認識された理由は、空いている車内と混んでいる車内が度々入れ替わる朝の通勤・通学ラッシュ時は同じ時間帯の電車に乗っても日によって二酸化炭素濃度が予想していたよりも大きく変動しており、今回用いた学習データでは試験データの混雑度に対応できなかったためであると考えられる。

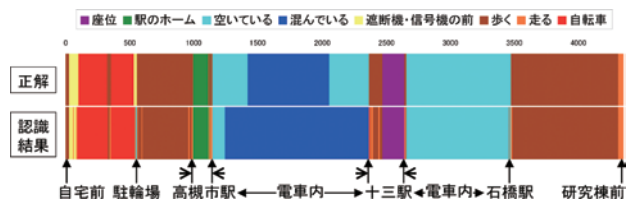


図4 通学時における被験者の実状態とコンテキスト認識結果

表2 学習コンテンツの提示結果

認識項目		再現率 (%)	適合率 (%)	
立位	座 位	100.0	100.0	
	駅ホーム	99.3	97.8	
	電車内	密度小	65.1	97.8
		密度大	100.0	56.4
	遮断機・信号機前	54.2	100.0	
歩 く	94.8	99.2		
走 る	100.0	31.4		
自転車	100.0	97.5		

図4の認識結果に基づき、選択された学習方法を図5に示す。利用者コンテキストの誤認識が発生した場合に起こる現象は、以下の2種類に分類される。

- 回答できる設問が出題されない。
- 回答できない設問が出題される。

前者は状況に最適な設問が出題されておらず時間を効率的に利用できていないことが問題であり、学習システムに与える影響は比較的小さい。一方、後者は出題された設問は回答できないため不正解として記録されることとなり、設問ごとの正答率をデバイス・コンテンツ制御機構で利用する可能性があることから、学習システムに与える影響は前者より大きい。実験の結果、前者の誤認識は13.5% (587/4349) であるのに対し後者の誤認識は0.6% (24/4349) しか発生していなかった。

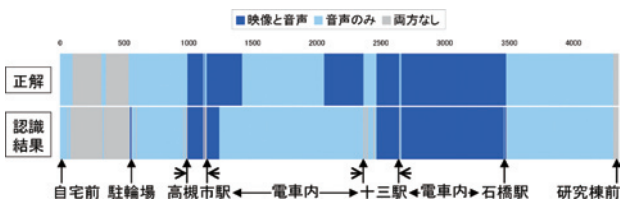


図5 学習コンテンツの提示結果

6. おわりに

本論文では、ウェアラブル学習システムの基礎となる利用者コンテキスト認識機構の通勤・通学部分の開発を行い、そのプロトタイプを構築した。プロトタイプでは、複数のウェアラブルセンサを用いて通学中の利用者の動作、立位時の場所、及び電車内の混雑度を認識している。また、試作システムの有効性を検証するために認識性能の評価実験を行った。その結果、通学行程全体の認識率は85.8%であり、学習への影響が大きい「回答できない設問が出題される」という誤認識は0.6%しか起こっていないことがわかった。

今後の課題としては、評価実験より明らかとなった誤認識を軽減することが挙げられる。また、利用者コンテキスト認識機構と対になるデバイス・コンテンツ制御機構についても実装を進めており (森川友加里・小川剛史・清川清・竹村治雄, 2008), 両機構を統合したひと

つのシステムとして評価することも課題として残っている。さらに、通勤・通学部分の本基礎システムを企業の研修や学校の授業と連携して予習復習を行えるような一日中装着して学習効果が高まる実用的なシステムへと発展させることが考えられる。

謝辞

本研究の一部は文部科学省グローバルCOEプログラム (研究拠点形成費) 「アンビエント情報社会基盤創世拠点」による。

引用文献

- 読売新聞, “イヤホンして自転車禁止です…34都道府県”, 2010. <<http://www.yomiuri.co.jp/national/news/20101016-OYT1T00541.htm>> (最終閲覧日 2010年10月25日).
- 日岐喜治, 大野寛之, 柳澤治茂, “都市交通システムへのユニバーサルデザインの適応について—物理的バリアについての評価方法—”, 交通安全環境研究所研究発表会講演概要 (2004).
- (社)日本鉄道車輛工業会, “日本の鉄道車両工業について”, <<http://www.tetsushako.or.jp/pdf/sharyo-kogyo.pdf>> (最終閲覧日 2010年8月1日).
- 温室効果ガス世界資料センター, “WMO WDCGGDATA SUMMARY”, No. 31 in WDCGG, Japan Meteorological Agency in Cooperation with World Meteorological Organization (2007).
- (社)日本鉄道車輛工業会, “JISE7103, 鉄道車両—旅客車—車体設計通則”, 日本工業標準調査会 (2006).
- Matteo Frigo and Steven G. Johnson, “The Design and Implementation of FFTW3”, Proceedings of the IEEE, Vol. 93, No. 2, pp.216-231 (2005).
- Chih-C. Chang and Chih-J. Lin, “LIBSVM: A Library for Support Vector Machines”, 2001. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/> (最終閲覧日 2010年8月1日).
- 森川友加里, 小川剛史, 清川清, 竹村治雄, “ウェアラブル学習システムのためのユーザのコンテキストを考慮した出題順序制御機構”, 電子情報通信学会総合大会講演論文集, D-13-7 (2007).



なかむら ともりの
中村 友宣

2006年大阪大学基礎工学部情報科学科卒業。2008年同大学院情報科学研究科博士前期課程修了。同年キヤノン株式会社入社。現在同社においてヒューマンインタフェースの研究開発に従事。



きよかわ きよし
清川 清

1998年奈良先端科学技術大学院大学博士後期課程修了。同年日本学術振興会特別研究員。1999年通信総合研究所研究官。2001年ワシントン大学ヒューマンインタフェーステクノロジー研究所客員研究員。2002年大阪大学サイバーメディアセンター助教授。2007年同准教授となり、現在に至る。人工現実感、拡張現実感、CSCWなどに関する研究に従事。博士（工学）。



ました ともひろ
間下 以大

2001年大阪大学基礎工学部システム工学科卒業。2003年同大学院基礎工学研究科博士前期課程修了。2006年同大学院基礎工学研究科博士後期課程修了。同年同大学サイバーメディアセンター特任研究員。2007年同大学産業科学研究科特任研究員。2008年同大学サイバーメディアセンター助教。現在に至る。コンピュータビジョン、パターン認識、ヒューマンインタフェースに関する研究に従事。博士（工学）。



たけむら へるお
竹村 治雄

1982年大阪大学基礎工学部情報工学科卒業。1984年同大学院基礎工学研究科博士前期課程修了。1987年同研究科博士後期課程単位取得退学。同年株式会社国際電気通信基礎技術研究所入社。1994年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科助教授。1998年トロント大学工学部客員助教授。2001年大阪大学サイバーメディアセンター教授となり、現在に至る。2007年より大阪大学サイバーメディアセンター長。ヒューマンインタフェースに関する研究に従事。工学博士。



おがわ たけふみ
小川 剛史

1997年大阪大学工学部情報システム工学科卒業。1999年同大学院工学研究科博士前期課程修了。2000年同研究科博士後期課程中退後、同大学サイバーメディアセンター助手。2007年東京大学情報基盤センター講師、2010年同准教授となり、現在に至る。グループウェア、ヒューマンインタフェース、拡張現実感などに関する研究に従事。博士（情報科学）。

User Context Recognition in Commuting Using Multiple Sensors for Wearable Learning Systems

Tomonori Nakamura¹⁾, Tomohiro Mashita²⁾, Takefumi Ogawa³⁾,
Kiyoshi Kiyokawa²⁾, Haruo Takemura²⁾

In this paper, we have investigated a user context recognition mechanism for a wearable system that provides a context-based uninterrupted learning environment using multiple sensors. In our research, we measure the acceleration of a user's legs, ceiling height, and carbon dioxide level in the area to recognize the following five user conditions: sitting, standing, walking, running, and biking, the following three standing locations: on a train, on a platform, and at a crossing gate or a traffic signal, and the following two congestion levels of the inside of a train: uncrowded and crowded. The support vector machine predicts the probability of a user's context based on the power spectrum of the acceleration data, the median of the height data, and the raw carbon dioxide data. In addition, we introduce context transition tendency to achieve robust recognition of user context. We have conducted a series of experiments to evaluate our prototype. Our system was able to recognize user context during an actual commute with an accuracy of 85.8%. Also, we confirmed that the misrecognition rate that results in an interference with learning where the system gives a question the user cannot answer is extremely low (0.6%).

Keywords

Wearable Learning System, Context Recognition, Accelerometer, Ultrasonic Sensor, Carbon Dioxide Sensor

¹⁾ Canon Inc.

²⁾ Cybermedia Center, Osaka University

³⁾ Information Technology Center, The University of Tokyo