

ALATA：継続的なラベル付きデータ取得のための 能動学習に基づくアノテーションツール

吉 作 清 彦^{†1} 大 村 廉^{†1}

近年、センサネットワークに基づく行動認識技術により、ユーザの行動記録を自動的に蓄積し、蓄積された行動記録の分析によって、業務の効率化を図る取り組みが行われている。現在、行動認識技術では、教師付き学習に基づく手法が一般に用いられているが、事前に必要となるラベル付きデータの取得がシステムを実用化するにあたって大きな障害となっている。そこで、本研究ではラベル付け作業の手間を軽減するため、能動学習の手法を取り入れたアノテーションツール ALATA を提案する。ALATA では、識別器の認識結果をラベルとして用いることで、アノテーションの取得を効率的に行う環境を提供する。さらに、センサデータの振り返り作業とアノテーション作業をシームレスに結合し、継続的にラベル付きデータを取得できる環境を提供する。ALATA の有用性を評価するための実験を行った。その結果ラベル付け作業に要する時間を短縮することができることを確認できた。

ALATA : An Active-Learning-based Annotation Tool for Activity Recognition Systems

KIYOHICO YOSHISAKU^{†1} and REN OHMURA ^{†1}

Recently, automatic activity log taking is realized by activity recognition techniques with body area sensor networks, and there are some studies to improve working style by looking back on the logs. In activity recognition, supervised-learning method is generally used. However, collecting of labeled data is an obstacle for the system to be practical due to the load. Therefore, we propose ALATA, a annotation tool based on active learning approach to reduce the labeling effort. The ALATA provide an environment where huge amount of annotation data are easily obtained and the labeled data can be continuously collected by linking confirming task and annotating task seamlessly. We conducted an experiment to evaluate the usefulness of the ALATA. The experiment showed that ALATA can reduce the time of labeling.

1. はじめに

近年、ウェアラブルセンサを利用したボディエリア・センサネットワークに基づく行動認識技術により、ユーザの1日の行動を自動的に認識し、蓄積する技術が実現されつつある。そして、蓄積された行動内容を統計的に処理することで業務分析を行い、業務の効率化に貢献させる取り組みが行われている¹⁾。これまで、業務分析のための行動の記録は人の手によって行われてきた。この方法は、観察者が対象となる作業者を追跡し、どの業務を実施していたかを記録するものである。しかし、この方法は人の手が介入するため質的に一定した記録を長時間にわたって取得することが困難である。これに対し、センサネットワークやウェアラブルセンサによる行動認識技術を用いることで詳細かつ継続的な行動の記録を取得することが可能になると考えられる。

現在、行動認識技術では、教師付き学習に基づく手法が一般に用いられている。教師付き学習による手法では、まず、ラベル付きデータと呼ばれるセンサデータとその時の行動ラベルを対応付けたラベル付きデータを大量にシステムに学習させ、識別器を作成する。そして、認識の対象となるセンサデータを入力し、先に構築した識別器によって行動を識別する。しかし、この手法では識別器を作成するために事前に大量のラベル付きデータが必要になる。ラベル付け作業は通常人手によって行われるため、非常に手間のかかる作業であり、行動認識を用いたシステムを実用化するにあたって大きな障害となっている。そのため、ラベル付け作業の手間を軽減し、大量のアノテーションを効率的に取得することを支援しつつ、業務分析を行うためのツールやシステムが必要となる。

SyncPlay²⁾ はセンサデータとビデオ画像を同期再生し、画像を確認してセンサデータにラベルを付けるアノテーションツールである。SyncPlay での作業はビデオ画像と各種センサデータの同期再生、ビデオフレーム (1 / 30 秒)・1 秒・10 秒ごとのコマ送り、スロー・スピード再生等ビデオ編集と同等の再生作業を行うことができる。また、複数のカラムを持つ階層的なラベリングを可能にしている。Interaction Debugger³⁾ はコミュニケーションロボットから得られる様々なデータの可視化ツールである。ビデオデータやオーディオデータなどのセンサデータを、一連の時系列に沿って可視化している。さらに、収集したセンサデータに対しアノテーションを付与する機能が実装されており、人の行動の詳細な表現を可

^{†1} 豊橋技術科学大学
Toyohashi University of Technology

能にしている。Wearable Toolkit⁴⁾は、ウェアラブル環境における様々なコンテキストを定義するためのシステムである。コンテキストの定義のために加速度センサデータに行動をラベル付けし、システムに登録することができる。登録したコンテキストはシステム動作のイベントやコンディションとして使用することが可能になる。ENVis⁵⁾は、アノテーションデータの取得に行動認識システムを使用しており、アノテーションデータを基に看護業務を効果的に分析することを支援するためのシステムである。ENVisでは、センサネットワークから得られた位置や加速度などの物理的現象をとらえたデータとPC作業や日誌の記録などの人によって解釈される情報の抽象度の違いを埋めている。業務分析の例として看護業務を対象にシステムの有用性を評価しているが、看護業務に限らず一般的な業務分析に対しても適用可能であると考えられる。このように、アノテーション作業を効率的に行うためのツールはいくつか提案されているものの、従来研究では、センサデータとアノテーションデータの可視化が主な機能であり、ラベル付け作業はすべて人の手によって行われる。また、これらのツールは最初に識別器を学習させるためのアノテーション作業を主な目的としている。しかし、実アプリケーションでは、ユーザの行動の変化や多様性に伴い、行動認識における識別器の継続的な改善が望まれる。前述のようなツールでは、このような識別器を継続的に改善することは考慮されていない。

そこで、本研究では、ラベル付け作業の手間を軽減するために、能動学習手法を取り入れたアノテーションツールALATA (An Active-Learning-based Annotation Tool for Activity recognition systems)を提案する。ALATAではラベリング作業の効率化を図るために、行動認識システムの認識結果をラベル付けに用いる。また、ALATAでは認識結果を使用することで、すべてのセンサデータを確認する必要がなくなり、センサデータに対してアノテーションを付与する手間を軽減することができる。このため、ALATAでは、認識結果の確認・修正が必要なデータを強調して表示し、ユーザによる認識結果の修正を支援する。ユーザによって修正されたセンサデータを行動認識システムの学習データとして用い、識別器を再学習させることで認識システムを継続的に改善する。

以下、2章で能動学習手法を取り入れたアノテーションツールALATAについて述べる。3章でALATAの設計について述べ、4章でALATAの実際の動作について述べる。5章でユーザテストによるALATAの有効性について述べ、6章で考察を行う。

2. ALATA

本研究では、ラベル付けに要する時間の問題と行動認識システムが事前に必要とする学習

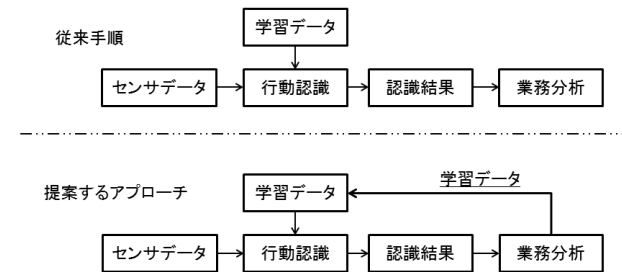


図1 従来の業務分析とALATAの比較
Fig.1 Comparison of proposed method and established method

データを軽減させるために能動学習手法を取り入れたアノテーションツールALATAを提案する。ALATAでは、センサデータに対するラベル付けに行動認識の認識結果を使用する。これによって、すべてのセンサデータを確認する必要がなくなり、自動でのラベル付けを可能にすることで、効率的なアノテーションの取得を可能にする。また、本研究では、継続的にラベル付きデータを取得するために行動認識技術として能動学習に基づく手法を取り入れる。能動学習は、少量のラベル付きデータとラベル付けのされていないデータを使用し、継続的に行動認識システムを学習させるアプローチである⁶⁾⁷⁾⁸⁾。

能動学習では、まず、少量のラベル付きデータを行動認識システムに学習させる。その行動認識システムによって、取得したセンサデータを認識し、ラベルの付けられていないデータの一部にラベルを付け、新たなラベル付きデータとして認識システムに学習させる。ここで、再学習に使用するデータは、認識結果の確からしさを示す確信度 (confidence) が低いデータを選択する。確信度の低いデータは、認識システムの学習にすでに使用したデータと類似していないデータである場合が多い。そのため、効率的に認識精度の向上を図ることができる。従って、少ない負荷での認識システムの改善が可能になる。そして、認識および再学習を繰り返すことで、認識システムの学習に使用するラベル付きデータを継続的に取得することを可能にする。ここで、継続的にラベル付きデータを取得するためのALATAでのアプローチと従来の業務分析の比較を図1に示す。

3. 設計・実装

ALATA では行動認識の結果をラベル付けに使用し、ラベル付きデータの効率的な取得を可能にする。さらに、行動認識に能動学習に基づく手法を用いることでラベル付きデータの継続的な取得を可能にする。以下に、ラベル付きデータの効率的かつ継続的な取得を実現可能にするための前提および ALATA に要求される機能について述べる。

3.1 対象とする環境

ALATA が対象とする環境はセンサネットワーク、センサデータデータを蓄積するサーバ、行動認識システム、ALATA で構成される。図 2 に ALATA が対象とする環境を示す。センサネットワークで用いるセンサには、大きく環境設置型センサと装着型センサの 2 種類が存在する。環境設置型センサはロケーションシステムやビデオカメラなどを用いて全体的な状況を取得する。また、装着型センサは加速度計やマイクなど、主に個人の行動を取得するものである。これらのセンサによって、作業員の業務を定期的にモニタリングする。本研究では、環境型センサとしてビデオカメラ、装着型センサとして加速度計・角速度計を想定する。装着型センサから得られたセンサデータは時間や設置場所などの情報が付与され、サーバに蓄積される。行動認識システムはデータベースに蓄積された既存の学習データに基づき、装着型センサから得られ蓄積されたセンサデータの認識を行う。ALATA はこのようなネットワークから蓄積されたセンサデータおよび認識結果を取得して動作することを前提とする。

3.2 行動認識システム

ALATA は、行動認識システムから得られた各行動ラベルの確信度に基づき再学習に使用するセンサデータを選択を行う。そのため、本研究では行動認識システムについて、センサデータを認識し、認識結果として得られた各行動ラベルの確信度を算出できる識別アルゴリズムを使用することを前提とする。SVM はその識別性能の高さから行動認識に比較的良好に用いられる識別アルゴリズムであり、確信度を求めることができるアルゴリズムの一つである。SVM では、センサデータから得られる平均や分散といった特徴量を学習データとして与えることで行動の境界を求め、求めた境界によって行動の分類を行う。学習データの中で最も他のクラスに近いデータを基準として、境界からの距離が最大となる位置に識別の境界を設定する。確信度は、この境界からの距離によって決めることができる。境界に近いデータは他のクラスにも近く誤って認識されることがあり、確信度が低いデータであるといえる。一方で、境界から離れているデータは他のクラスと誤って認識されにくく、確信度が

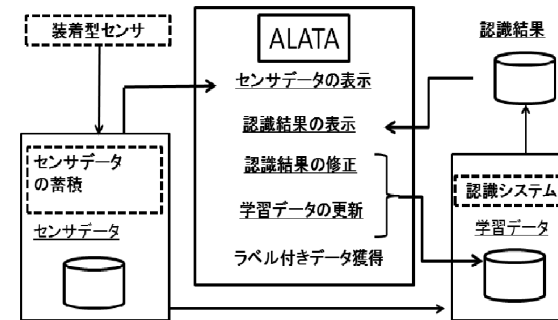


図 2 対象とする環境
Fig.2 Target environment

高く、認識結果が確かなデータであるといえる。従って、本研究では SVM を用いて行動認識システムを作成し、行動認識を行う。

3.3 全体の画面例

ALATA の画面例を図 3 に示す。センサデータ、認識システムの認識結果を時系列に沿って可視化する。これらのデータは下部のタイムコントロールによって、同期して再生される。ラベル付け作業フォームをデータの表示と共に提供し、ユーザによる認識結果の修正を支援する。認識システムの再学習機能を提供し継続的な認識システムの改善を可能にする。

3.4 基本動作

ここで各機能の連携を示し、ALATA の基本動作について述べる。装着型センサおよびビデオカメラから得られたセンサデータはサーバに蓄積される。蓄積されたセンサデータを既得の学習データに基づき、ALATA が動作する環境内の行動認識システムによって認識する。行動認識システムから得られる認識結果とセンサデータを再生機能で再生する。ユーザは、再生機能で再生されるセンサデータとアノテーションを確認し、間違いがあれば認識結果の修正機能で修正する。行動認識システムの改善機能でユーザによって修正されたデータを次回以降の認識のための学習データとして使い、次回以降の識別結果に反映させる。センサデータは改善された行動認識システムによって再認識が行われ、その結果は再生機能によって再度表示される。この作業を繰り返し行動認識システムの改善を行う。また、得られた認識結果をラベル付けに使用する。図 4 に動作の流れを示す。



図 3 ALATA の画面例
 Fig. 3 Example screen of the ALATA

3.5 要求される機能

ALATA に要求される機能として、まず、ラベル付け作業を行うためにセンサーデータに対するアノテーションの把握を容易にする再生機能が必要である。時系列で得られるセンサーデータの解釈を容易にするために時系列に沿ってセンサーデータの再生や停止、任意の時間へのジャンプなどを自由に行える必要がある。さらに、センサーデータの詳細を確認するために、センサーデータグラフの拡大・縮小機能が要求される。また、一つのセンサーデータだけではそのときに起こっている状況を把握することは困難であるため、複数のセンサーデータを同期して再生する必要がある。

次に、ユーザによってアノテーションが付与されたセンサーデータを認識システムの学習データとして使用するための機能が要求される。ALATA では、認識結果の確信度が低い

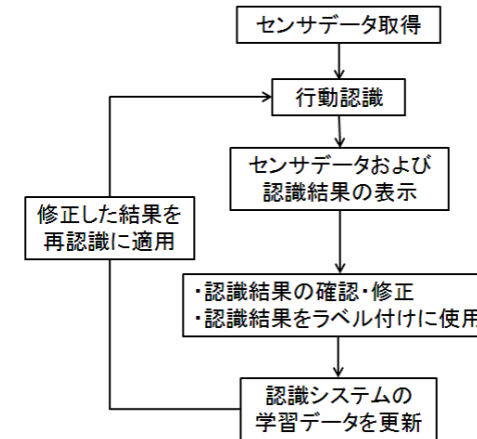


図 4 ALATA の基本動作
 Fig. 4 Fundamental movement

データを認識システムの再学習に使用するアプローチをとることを述べた。そのため、どの認識結果の確信度が低いかを明確にし、ユーザによる再学習に使用すべきセンサーデータを選択を支援する機能が要求される。さらに、再学習を補助する機能として、ユーザによって修正された結果を集計する機能が要求される。また、既得の学習データをデータベースから取り出す、集計した学習データをデータベースに書き込むといったデータベースへのアクセス機能が要求される。

これらの機能の実現により、認識システムのためのラベル付きデータを継続的に取得することが可能になる。

3.6 再生機能

再生機能は、センサーデータに対するアノテーションの把握を可能にするための機能であり、センサーデータグラフ、ビデオ画像、行動認識システムの認識結果から構成される。センサーデータグラフはセンサーデータを蓄積したサーバから各加速度センサのデータを取得して描画される。これと同時に認識結果を行動認識システムから取得し描画を行う。図 5 に同期再生されるセンサーデータと認識結果の様子を示す。この時 ALATA では、行動認識システムから識別結果の確信度を同時に取得する。認識結果の確信度が低いデータは認識結果が間

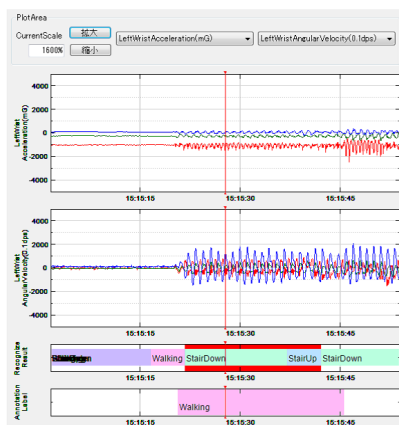


図5 再生機能

Fig. 5 Synchronous Play Function

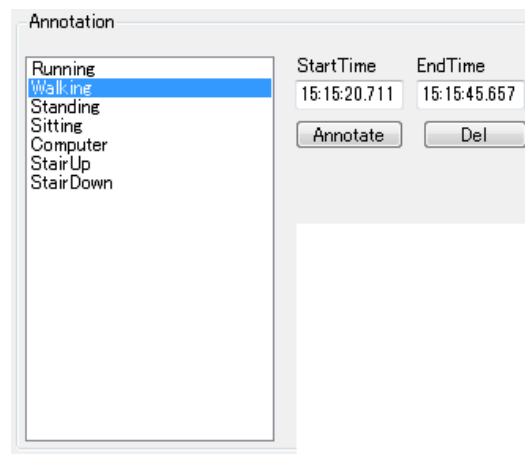


図6 ラベル付け作業フォーム

Fig. 6 Labeling Form

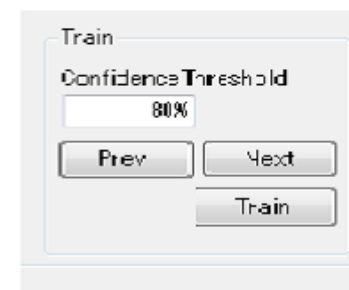


図7 認識システムの改善機能

Fig. 7 Classifier improvement function

違えている可能性が高いためユーザーに対して積極的に修正を促すよう目立たせて表示を行う。認識結果とセンサーデータを同期して再生することで認識結果とセンサーデータの対応を容易に把握できるようにする。さらに、ユーザーに対し識別器の改善に効果的なデータの提示を可能にする。

3.7 認識結果の修正機能

認識結果の修正機能は上記の再生機能とラベル付け作業フォームから構成される。ラベル付け作業フォームは行動の開始時間、終了時間、ラベル付けに使用する行動ラベルの選択候補をユーザーに提供する。図6にラベル付け作業フォームを示す。ALATAでは、センサーデータと認識結果の同期再生を行いつつ、同時にラベル付け作業フォームを提供する。これによって、ビデオ画像を確認しつつ、センサーデータに対しアノテーションの付与を可能にする。再生機能によって目立つよう表示された認識結果を確認し、認識結果もしくはセンサーデータグラフ上で、修正が必要となる範囲を選択し、ラベル付け作業フォームで開始時刻、終了時刻を確認した後、行動ラベルを付与する。ここで使用する行動ラベルはALATAでの作業開始時にユーザーによって自由に定義できる。また、ここで付与されたアノテーションもセンサーデータ、認識結果と同期再生を可能にし、ユーザーによって付与されたアノテーションを容易に把握することを可能にする。

3.8 行動認識システムの改善機能

行動認識システムの改善機能は、ユーザーによって修正されたアノテーションをセンサーデータに付与し、行動認識のための学習データに追加する機能である。これによって、ユーザーが修正したアノテーションを次回以降の認識に反映することを可能にする。

この機能は、行動認識システムの改善、改善された行動認識システムでのセンサーデータの再認識までの一連の動作を提供する。再認識した結果はALATAの再生機能によって再度表示され、再びユーザーによる確認作業が行われる。また、この機能は、再生機能で目立つよう表示を行うための確信度のしきい値をユーザーが設定する機能を提供する。この機能によって、行動の種類や使用する装着型のセンサの数など様々な状況に応じユーザーがしきい値を自由に設定することが可能になる。

4. 実行例

4.1 再生機能

再生機能が対象とするデータはセンサーデータ、アノテーションデータ、ビデオデータである。センサーデータグラフ内でマウスをクリックすると、クリックした箇所の時刻が中央になるように再描画し、その時刻に対応したビデオデータが再生される。また、センサーデータグラフ内でマウスをドラッグすることで、修正を行う認識結果の開始時間および終了時間を取

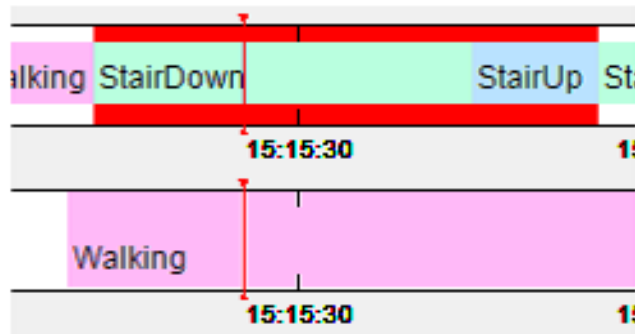


図 8 アノテーション表示ウィンドウ
Fig.8 Annotation display window

得できる。さらに、行動認識の結果をセンサデータと共に同期再生し、センサデータとの対応の把握を可能にしている。

センサデータの詳細把握を可能にするため、画面上部でセンサデータグラフの拡大・縮小などの操作ができる。また、複数のセンサデータの同期再生を可能としている。表示するセンサデータグラフはユーザが画面上部の操作フォームで自由に指定し、切り替えて表示できる。本機能では、認識結果の確信度に基づいてユーザによる認識結果の確認が必要なデータの背景を赤く強調して表示し、ユーザに確認・修正を促す。ユーザによって修正された結果もセンサデータおよび認識結果と同期再生し、各々の対応の把握を可能にしている。

4.2 認識結果の修正機能

認識結果の修正機能はユーザにラベル付け作業フォームを提供する。強調して表示された結果を修正する際には、ビデオデータで実際に行われていた行動を確認する。認識結果が誤っていた場合、ラベル付け作業フォームの修正候補となる行動ラベルから、修正に使用する行動ラベルを選択し、annotate ボタンでセンサデータに正しい行動ラベルを付与する。修正された結果は再生機能によって、センサデータと共に再生され、ユーザによって付与されたアノテーションとの対応把握を可能にしている。

アノテーションデータの表示ウィンドウの一部を図 8 に示す。図中の上が認識システムの認識結果、下がユーザによって修正された結果を示す。ここで、図 8 の例のように階段の上

り、下りと得られた認識結果が強調して表示され、ビデオデータによる確認で実際の行動は歩きであったとする。このとき、行動認識システムが誤って認識した結果の時間区間をセンサデータグラフ内でドラッグして選択する。そして、ラベル付け作業フォームの修正候補から歩きを選択し、図 8 の下のように正しい行動ラベルの歩きと修正する。この修正を認識システムの改善機能で次回以降の認識に反映させる。

4.3 認識システムの改善機能

この機能によって、認識結果の修正機能によって修正された行動ラベルとセンサデータを対応付け、行動認識システムの学習データに追加する。学習データの追加によって、認識システムの改善を行い、改善された認識システムでの再認識が可能になる。さらに、この機能では再生機能によって、目立つよう表示を行う結果の確信度のしきい値をユーザが設定する機能を提供する。さらに、現在の再生箇所の前後にある確信度の低いデータへのジャンプ機能を提供する。これによって、特にユーザによる確認作業が必要となる確信度の低いデータの確認作業を効率的に行う環境を提供することができる。

この機能によって、認識システムを改善し、センサデータを再認識した結果を図 9 に示す。図中の認識結果は上が再学習を行う前の認識結果、下が再学習を行った後にセンサデータを再認識した結果である。ユーザによって修正された結果が認識に反映され、正しい認識結果が得られている。

5. 実 験

ALATA の有用性を評価するために実験を行った。この実験では、効率的なラベル付け作業を行う環境を提供することができたかを確認するため、ALATA を用いて行動認識システムの認識結果をラベル付けに使用した場合と使用しなかった場合の作業時間を測定する。

5.1 実験方法

被験者として、10 名の大学生にラベル付け作業を行ってもらい作業に要した時間の測定を行った。被験者は ALATA に実装した機能と操作について説明され、3 回のラベル付け作業を行った。システムに対する慣れを考慮し、10 名の被験者を A グループと B グループに分け、それぞれのグループで 1 回目を練習とし、その後、A グループでは認識結果を使用する→使用しないの手順で、B グループでは使用しない→使用するの手順でラベル付け作業をしてもらった。実験の結果として、2 回目、3 回目の作業時間を比較の対象とした。ラベル付けを行ったデータには、歩行、走る、直立する、座っている、階段をのぼる、階段を下りる、コンピュータ作業の 7 つの行動を含む 13 分程度のデータを使用した。

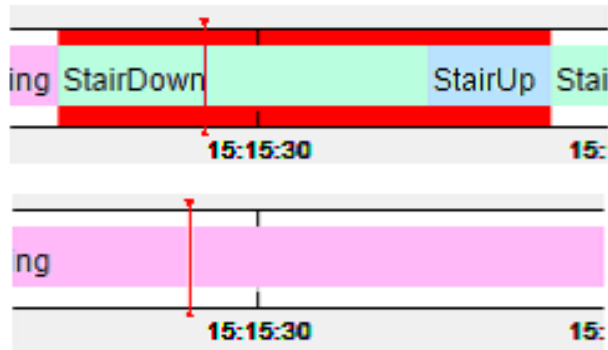


図 9 再認識の結果

Fig.9 Recognition results of improved classifier

5.2 結果

実験結果を表 1 に示す。被験者 1 から被験者 5 は A グループ、被験者 6 から被験者 10 は B グループである。認識結果を使用しない場合の作業時間は A グループの 3 回目および B グループの 2 回目の作業時間、使用する場合は A グループの 2 回目および B グループの 3 回目の作業時間である。結果を使用しない場合の作業時間の平均 10 分 37 秒に対し、認識結果を使用した場合の作業時間は 8 分 07 秒に短縮された。また、この平均時間に関して t 検定を行った。認識結果を使用することで平均時間が短縮されているが、t 検定による有意差はみられなかった ($p = 0.27$)。

ここで被験者 9 の作業時間に注目すると、他と比較して特別に修正に対する時間を要している。他の被験者は行動の変化点までセンサデータを再生し、変化点以前のセンサデータに対しラベル付けを行った。一方で被験者 9 は、他の被験者と異なり、行動の変化点までセンサデータを再生して、変化点にのみラベル付けをした。その後、再びセンサデータを再生し、変化点間の行動にラベル付けを行った。他の被験者が行った方法ではセンサデータを一通り再生することでラベル付けが終了するが、この方法は少なくとも 2 回はセンサデータを再生する必要がある。そのため、作業時間に大きな差が見られる。そこで、この影響を排除するために、最も時間のかかった被験者のデータと最も時間のかからなかった被験者のデータを除外し作業時間の平均を求めた。結果を使用しない場合の作業時間の平均は 9

表 1 実験結果
Table 1 Result

	認識結果を使用しない	認識結果を使用する
被験者 1	10:34	9:42
被験者 2	8:37	6:12
被験者 3	8:11	7:40
被験者 4	7:11	7:26
被験者 5	8:52	9:41
被験者 6	8:00	5:16
被験者 7	7:05	6:48
被験者 8	7:35	5:07
被験者 9	26:37	17:42
被験者 10	13:46	5:33
平均	10:37	8:07
平均 (データの排除後)	9:06	7:17

分 06 秒に対し、認識結果を使用した場合は 7 分 17 秒であった。データを排除する前と同様に認識結果の使用によって作業時間が短縮されている。また、ここでの平均作業時間に関して t 検定を行ったところ p 値は 0.083 であり、 $p < 0.10$ で有意差がみられた。

6. 考察

ALATA で提案したラベル付け作業に行動認識の結果を使用するアプローチによって、全データの作業時間の平均は 10 分 37 秒から 8 分 07 秒に短縮された。この平均に対し t 検定を行ったが有意差はみられなかった。しかし、方法が明らかに異なるラベル付け作業による影響を排除した場合、平均時間は 9 分 06 秒から 7 分 17 秒に短縮され、t 検定による有意差もみられた。このことから認識結果をラベル付けに使用することで作業時間を軽減することができたと考えられる。

ここで、センサデータ量と作業時間の関係について考察する。従来の手法ではセンサデータとビデオ画像をすべて確認する必要があった。この手法は、ラベル付けを行うセンサデータの増加にともない、データの確認作業やラベル付けに要する時間が増加するため、作業時間はデータ量に依存しているといえる。一方、ラベル付けに行動認識の結果を使用する ALATA の手法は、センサデータの量ではなく、認識精度に影響を与える行動の種類や対象とする行動の数などが作業時間に影響すると考えられる。そのため、データ量の増加が作業時間の増加に与える影響は小さいと考えられる。また、行動の種類や数による作業時間の増加は継続的にラベル付きデータを取得するアプローチによって解決している。よって、今

回の実験ではアノテーション対象が13分と短いため、絶対的な時間の差としてはあまり見えなかった。しかし、より長時間のアノテーション対象データでは効果が大きく出てくる可能性が高い。さらに、識別器の再学習を行うことによって回数を重ねるごとにアノテーションが必要となる量を低減させることができると考えられる。これにより、次回には更なるアノテーションの手間の軽減を望むことができ、結果としてアノテーション取得と識別器の改善を継続的に推進する環境を整えることができたと考えられる。

7. おわりに

本研究では、行動認識に事前に必要となる学習データを効率的かつ継続的に取得するためのアノテーションツール ALATA を提案した。

ALATA では、まず、取得したセンサデータに対して、現時点での識別器に基づいて行動認識を行い、その認識結果とセンサデータとを対応付け、仮のアノテーションとしてユーザに提示する。確信度が低いデータは、ユーザに対して積極的に修正を促すように目立つよう表示し、これらのアノテーションの確認、修正をユーザに促す。ユーザによって修正された認識結果をアノテーションとしてデータに付与し、認識システムの学習データとして使用することで認識システムを改善する。ALATA はデータベースに蓄積された学習データの読み込み、修正された認識結果を学習データとしてデータベースに追加のために、データベースへのアクセス機能を提供した。これにより、継続的に識別器を改善する環境を提供する。

ALATA の有用性を評価するための実験を行い、ラベル付け作業に要する時間を短縮できることを確認した。

参 考 文 献

- 1) 納谷, 大村, 野間, 小暮: センサネットワークを用いた業務の計測と分析, 情報処理学会研究報告, Vol.2009-UBI-23, No.24, pp.67-78 (2009).
- 2) ATR-Promotions: SyncPlay, 情報処理学会 (online), available from <http://www.atr-p.com/SyncPlay.html> (accessed 2010-10-28).
- 3) Kooijmans, T., Kanda, T., Bartneck, C., Ishiguro, H. and Hagita., N.: Interaction debugging: an integral approach to analyze human-robot interaction, *of the 1st ACM SIGCHI/SIGART conference on Human-robot interaction*, pp.64-71 (2006).
- 4) 寺田, 宮前: その場プログラミング環境の実現に向けて, 情報処理学会研究報告, Vol.2007, No.46, pp.1-8 (2007).
- 5) 大村, 納谷, 野間, 小暮: ENVIS: センサデータに基づく看護業務分析支援システム, 日本バーチャルリアリティ, Vol.14, No.1, pp.67-78 (2009).

- 6) Longstaff, B., Reddy, S. and Estrin, D.: Improving Activity Classification for Health Applications on Mobile Devices using Active and Semi-Supervised Learning, *Pervasive Computing Technologies for Healthcare 4th International Conference* (2006).
- 7) Stikic, M., Laerhoven, K.V. and Schiele., B.: Exploring semi-supervised and active learning for activity recognition., *IEEE Int. Symp. on Wearable Computers*, pp.64-71 (2008).
- 8) Zhu, X.: Semi-Supervised Learning Literature Survey., Technical Report 1530, University of Wisconsin-Madison (2006).