被介護者の運動評価に向けたリハビリ行動識別手法の検討

多田剛史[1]　　大村廉[1]

概要： 近年，高齢者数は急速に増加している一方で，高齢者のリハビリを指導する理学療法士の数は高齢者増加に追い付いていない．また，高齢者がリハビリのために施設へ移動することは困難な場合も多い．このような状況に対し，我々は遠隔でリハビリを指導するシステムの開発をおこなっている．開発するシステムでは，患者の体の各部位にウェアラブルセンサを取り付けてもらい，リハビリ運動時の動作データを病院などに送り，詳細に識別，分析することで理学療法士の業務を補助することを目指している．本研究では，国立長寿医療研究センターが制定したリハビリ運動を 23 種に識別する手法を検討する．識別にはウェアラブルセンサを用いた行動認識技術を用いるが，リハビリを対象とし，類似した行動を識別するための手法は，現時点においてまだ十分に研究されていない．実験では，被験者には，両手首，両ひじ，腰の背面，両太ももに 3 軸の加速度・角速度センサ，右ひじ，右ひざ，右足首にはサポータ型伸縮センサを取り付けてもらい，理学療法士の監督の下，リハビリ運動時のデータ取得をおこなった．これらのデータを用いて階層モデルを作成，実験をおこなった結果，ウインドウサイズ 1024ms のとき識別率（F-measure）は 0.54 となった．

1. はじめに

近年，高齢者数の急速な増加に伴い，リハビリを必要とする高齢者数も増加している．しかし，リハビリを指導する理学療法士数は高齢者数に対して非常に少ないことや，高齢者がリハビリ施設へ往復することは負担になる場合があること，高齢者が通院自体に心理的な抵抗感を感じる場合があることなどから，病院等における理学療法士の対面によっておこなうリハビリは非常に困難となってきている．これらの負担を軽減し，効率的に高齢者に対するリハビリをおこなうための手段として，在宅リハビリシステムの開発や導入の検討がおこわれている．

現在の在宅リハビリでは，患者は月 7 回ほど自宅で理学療法士に指導を受けて運動などをおこなっているが，それ以外の時間は，患者自身の在宅での運動がおこなわれている[5]．このため，理学療法士は患者が自宅でのリハビリ運動実施の有無や，その動きの正確性，効果などを把握することが困難である．また，これらの理由から，患者の状態に合わせたリハビリ計画の作成も困難であり効果的なリハビリを行なうことが難しい．そのため，理学療法士なしで患者に合った効果的な在宅リハビリをおこなうことができるシステム，患者のリハビリの実施状況を定量的に評価できるシステムが求められている．リハビリの実施状況を定量的に評価するために，システムは，現在患者がどのようなリハビリ運動をおこなっているかを認識する必要がある．そのため，行動認識技術を用いてリハビリ運動を認識し，システムが認識したリハビリ運動に対してリハビリの効果量を定める指標を作成する必要がある．本研究では在宅リハビリにおいて，各動作の効果測定やリハビリ計画の策定のためのデータを取得するため，患者のリハビリ運動を識別し，記録するシステムの構築を目的とする．そのために，リハビリ運動を識別することのできる手法やパラメータの調査をおこなう．

リハビリ運動は一般に姿勢の保持，起居，移動動作など多数の運動からなる[5]．行動認識の分野において多数の運動を認識する研究はいくつかおこなわれている．Daniel ら[2]はリハビリを対象とし，Kinect で取得した運動を SVM と RF（Random Forest）によってリアルタイムに識別した．識別した結果から SVM と比較して RF の方が認識速度，認識精度の点で優っていることを明らかにした．しかし，彼らの手法では被験者とカメラの距離が 2 m 必要であり，移動可能な範囲も 0.5 m×0.5 m と狭い．このため，在宅リハビリを想定した場合，家庭環境によってはカメラが設置できないことや，患者の服装などによっては足などが隠れてしまい，カメラ画像では手足の動きが適切に取得できない可能性がある．また，計測可能な範囲が狭いため，階段昇降運動など実施できないリハビリ運動が存在することが考えられる．場所を限定しない行動認識手法として，ウェアラブルセンサを用いた行動認識がある．Bobak ら[1]は被験者にウェアラブルセンサである加速度・角速度センサを取り付けてもらい，体を動かすことで VR ゴーグル上に表示されているキャラクターを動かす SoccAR というシステムを開発した．彼らは 26 種の行動を識別するために，SVM（Support Vector Machine）と階層モデルを用いた．階層モデルでは，1 層目で 26 種の運動を大きく 3 つの運動に分類した．そして，2 層目で 26 種の運動に分類した．結果として F-measure で 0.93 を達成し，階層モデルを用いることで識別精度が向上することを示した．しかし彼らの研究は肥満の人を対象としているため，ボールを投げる動きやものを蹴る動きなどを識別している．それぞれの動きには類似

1 豊橋技術科学大学
TOYOHASHI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY

© 2020 Information Processing Society of Japan

性が少なく，非常に動きが大きい．また，リハビリ動作と比較した場合，それぞれの運動の実施時間が長いため，この識別手法をリハビリ運動の識別に適用することは困難だと考えられる．リハビリ運動のように類似した運動を認識した研究として，Alexander ら[3]は手首に装着した加速度センサを用いて，選手がバスケットボールをプレイしているときの 5 種類の動きを識別した．彼らは 3 人の選手に対してトレーニング中と試合中の手首の動きを取得した．K-NN と RF を用いて識別をおこなった結果，RF を用いることで 87.5%の accuracy を達成し，RF が K-NN よりも優れた精度を得られることを示した．また，ジャンプシュートでは 0.94 の recall を達成したが，ドリブルの種類によっては 0.44 の recall となった．しかし，彼らの研究では取り扱っている運動の種類が少なく，また，バスケットボールのプレイを識別する際，手首以外のセンサの取り付け位置や数について議論されていない．使用するセンサの数について，Lei ら[6]は単一の加速度センサと複数の加速度センサを用いて行動認識を行った．結果として，複数のセンサを用いた場合に，単一のセンサよりも識別性能が向上することを示した．しかし，複数のセンサのうち，どのセンサが結果に寄与しているのかについては調査されていない．

本研究では，ウェアラブルセンサを用いてリハビリ運動を識別する．識別には入力の重要度を求めることができる RF を用いることにより，リハビリ運動に適したセンサ位置や入力について明らかにする．また，本研究では扱う運動の種類が多いことから，1 つの識別器で全ての運動を識別することは難しいと考えられる．よって，2 層の階層モデルを用いることで識別性能の向上を目指す．同じく，識別性能の向上を目指し，加速度センサのみでなく角速度，伸縮のセンサを用いる．伸縮センサを用いることによりセンサ数が増え，識別性能の向上が見込めるだけでなく，どのくらいひじやひざが曲がったのか，ということを取得できるため，将来的にリハビリの効果量測定をおこなう際に役立つと考えられる．

本論文の構成を以下に示す．2 章では対象としたリハビリ運動の説明，システムの構成，実験の条件，評価方法を述べる．3 章で実際に実験をおこなった結果と考察を示す．4 章では本研究のまとめと今後の課題を述べる．

2. 評価実験

2.1 実験の流れ

本実験では，行動認識技術を用いてリハビリ運動を識別する．被験者は加速度，角速度，伸縮センサを取り付けた状態でデータを取得する．取得したデータを学習データとテストデータに分け，学習データ，テストデータともに前処理，特徴量抽出をおこなう．また，本研究で取り扱うリハビリ運動は 1 つ 1 つの動作の時間が 2 秒未満と短く，ウインドウサイズを大きくした場合に十分なデータ数が確保できない可能性があるため，特徴量抽出をおこなわない場合では識別結果にどのような影響を与えるのかについても確かめる．特徴量抽出ではスライディングウインドウ方式を用いる．次に，学習データを用いて学習器を作成する．作成した学習器にテストデータを与え，学習器の性能を評価する．学習器の性能の調査には F-measure を，使用するセンサや特徴量の有効性の調査には RF から得られる入力の重要度を用いる．それぞれの詳しい操作については以降の章で述べる．

学習器の性能向上を目指し，以下の条件を変更して実験をおこなう．

- 特徴量を抽出する際，ウインドウサイズを変更することで取得できるデータ数などが変わるため，ウインドウサイズを 3 種類に変化させる．
- 特徴量取得の際のデータ数の減少を防ぐため，データ数特徴量を取得せず，入力データをそのまま学習器の入力とする
- 階層モデルの有効性を確認するため，2 段の階層モデルと，階層なしモデルの両方を作成し，それぞれのモデルを F-measure で評価する
- 伸縮センサを使用した場合と伸縮センサを使用していない場合を比較する
-

2.2 識別する行動

本実験で識別する行動は，国立長寿医療研究センターが制定した座ったままおこなうことのできるリハビリ運動である．このリハビリ運動に対し，国立長寿医療研究センター指導のもと，ラベル付けをおこなった．実際のリハビリ運動の様子を図 1 に，リハビリ運動をラベル付けしたものを図 2 に示す．運動の種類によって上半身の運動，下半身の運動，静止状態に大別した．

© 2020 Information Processing Society of Japan

図 1　運動の様子

上半身の運動		下半身の運動	
腕上げ前0°-90°	腕上げ横0°-90°	右もも上げる	左もも上げる
腕上げ前90°-180°	手のひら上	右もも下げる	左もも下げる
腕上げ前180°-90°	腕上げ横90°-180°	右足伸ばす	左足伸ばす
腕上げ前90°-0°	腕上げ横180°-90°	右足戻す	左足戻す
	手のひら下	右もも上げる＋足伸ばし	左もも上げる＋足伸ばし
	腕上げ横90°-0°	右もも上げる＋足戻す	左もも上げる＋足戻す
静止状態			
座っている			

図 2　識別する運動

2.3　データ取得

データ取得には 3 軸（X,Y,Z）の加速度・角速度が取得可能なウェアラブルセンサ（ATR-Promotions 社製 TSND151）[4]と伸縮が取得可能なサポータ型センサ（共同研究先で開発中のもの）を使用した．加速度・角速度センサのサンプリングレートは 100 Hz，伸縮センサのサンプリングレートは 31.25 Hz である．

図 3 のようにひじ，右手首，右ひざ，右足首に伸縮センサを，両うで，両手首，腰，両ももに加速度・角速度センサを取り付けた．被験者は基礎実験のため 20〜40 代の男性 5 名である．リハビリ運動前にジャンプをおこない，着地の瞬間でセンサ間の同期をとった．その後理学療法士の指導を受けながら座ったまま上半身と下半身のリハビリ運動をおこなった．運動は 1 人 5 回おこない，総データ数は 5 人×5 回＝25 となった．

また，行動の正解データを取得するために，リハビリ運動をビデオカメラで撮影した．

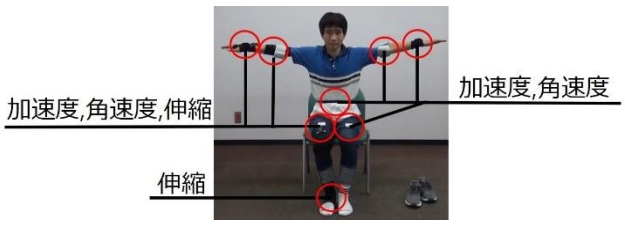

図 3　センサ取り付け位置

2.3.1 前処理

本研究では取得したリハビリ運動を国立長寿医療研究センター指導のもと，撮影した映像を確認しながら手作業で 23 種にラベル付けした．リハビリ運動は図 2 のように上半身の運動，下半身の運動，静止状態に分けられる．ラベル付けされたリハビリ運動のデータにはどの運動にも属さないデータが含まれるため，その部分を手作業で除去した．加速度・角速度センサと伸縮センサのサンプリングレートが異なるため，FFT を用いて高周波成分を除くことで加速度・角速度センサのデータを伸縮センサのサンプリングレートである 31.25Hz にダウンサンプリングした．

2.3.2 特徴量抽出

特徴量抽出にはスライディングウインドウ方式を用いた．スライディングウインドウ方式は時系列順に並べたリハビリ運動データから長さ W の時系列データを取得する．時系列データを取得した後，ウインドウを長さ S だけスライドさせる．この操作を繰り返すことで，時系列データをいくつかの部分系列に分割する手法である．こうして分割された部分系列から特徴量を抽出する．実験では，最も短いリハビリ運動以下の時間となるよう，ウインドウサイズ W=256 ms，512 ms，1024 ms．ウインドウスライド幅 S=50 % の条件で比較をおこなった． また，性能比較のために特徴量を抽出せず，センサデータをそのまま学習器の入力として用いる実験をおこなった．

使用した特徴量は表 1 に示す 8 種類である．特徴量の総数は 368 個である．

表 1　使用した特徴量

特徴量	説明
最大値	ウインドウ内の最大値
最小値	ウインドウ内の最小値
平均	ウインドウ内の平均
分散	ウインドウ内の分散
エネルギー	FFTパワースペクトルの総和
ピーク周波数	ウインドウ内で最も振幅の大きい周波数成分
周波数領域エントロピー	周波数成分のばらつきを表す値
ケプストラム係数のピーク周波数	フーリエ変換した波形の形状を表す

2.3.3 学習器作成

本研究では識別のために RF（Random Forest）を用いた．RF では識別結果に対する入力の寄与度を計算することができる．寄与度を用いて介護運動を識別する図際に重要な特徴量を調査することができる．RF の実装には python の sklearn ライブラリに含まれる RandomForestClassifier を用いた．RF の 1 つの森の中の木の数は 100 とし，その他のパラメータは RandomForestClassifier のデフォルトのものを使用した．

© 2020 Information Processing Society of Japan

2.3.4 識別，評価

個人差による影響を取り除くため，Leave-one subject-out cross validation を用いて評価をおこなった．それぞれの識別器の評価には F-measure を用いた．

本研究で取り扱う行動数は非常に多いため，1 つの識別器で全ての行動を高精度に認識することは難しいと考える．そこで，識別器を階層的に接続することでこの問題を解決する．

階層モデルの概略を図 4 に示す．本研究ではまず階層モデルの 1 段目で全ての運動群を上半身の運動，下半身の運動，静止状態に識別する．それぞれの運動群に含まれる運動は図 2 に示したものである． 静止状態には座っているという 1 つの運動のみが含まれているため，2 段目では上半身のみ，下半身のみで識別する．1 段目，2 段目のそれぞれの識別器の評価とシステム全体の評価をおこなう．比較として階層モデルを作成せず，1 度に全ての運動を識別する階層なしモデルの評価をおこなう．

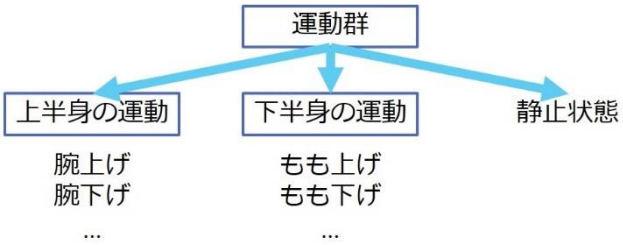

図 4　階層モデルの概要

3. 実験結果，考察

入力に伸縮センサのデータと特徴量を用いて，RF を用いて階層なしモデル，階層モデル 1 段目，階層モデル 2 段目，システム全体の F-measure を比較した結果を図 5 に示す．また，上半身，下半身それぞれの RF の結果から計算した重要度の結果のうち，上位 10 個を表 2，表 3 に示す．また，伸縮センサを使用せずに階層モデル 1 段目，階層モデル 2 段目，システム全体の F-measure を比較した結果を図 6 に示す．RF の入力に生データを与えた場合の結果を図 6 に示す．

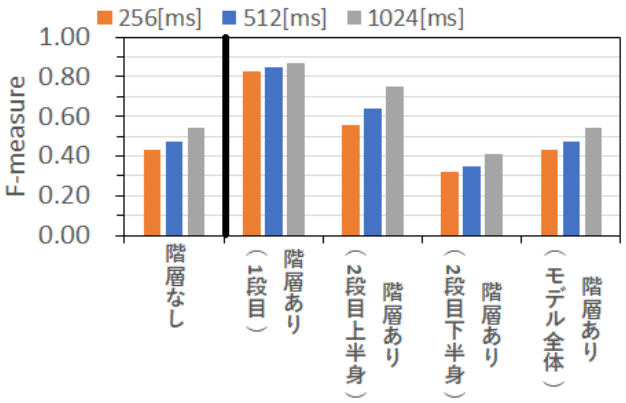

図 5 特徴量を使用した場合の階層なしモデル（左）と階層モデル（右）

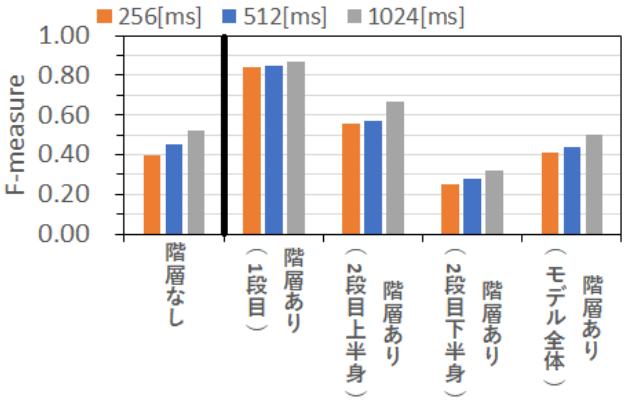

図 6　特徴量使用，伸縮センサを使用しなかった場合の階層モデル（左）と階層モデル（右）

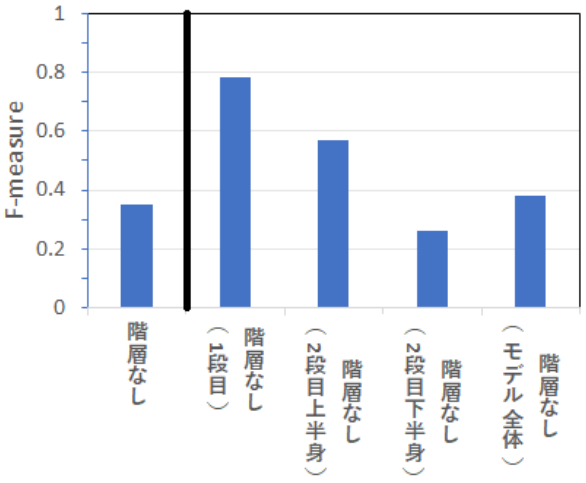

図 7　特徴量を用いない場合の階層なしモデル（左）と階層モデル（右）

© 2020 Information Processing Society of Japan

表 2　上半身の特徴量の重要度

特徴量
左うで加速度 X 平均
右うで加速度 X 最大値
左うで加速度 X 最小値
左うで加速度 X 最大値
右うで加速度 X 平均
左手首加速度 X 平均
右うで加速度 X 最小値
左手首加速度 Z 最大値
左手首加速度 Z 平均
左手首加速度 X 最大値

表 3　下半身の特徴量の重要度

特徴量
左もも加速度 X 平均
右もも加速度 X 平均
左もも加速度 X 最小値
右もも加速度 X 最小値
左もも加速度 X 最大値
右もも加速度 X 最大値
左もも角速度 Y 分散
左もも加速度 Z 周波数領域エントロピー
左もも角速度 Y エネルギー
左もも加速度 Z 分散

図 5 の階層なしと階層あり（モデル全体）を比較すると，階層モデルを使用した場合でも，F-measure の値に大きな変化がないことが分かる．また，ウインドウサイズを 256ms，512ms，1024ms と大きくするほど F-measure が向上する．その一方で下半身の運動の認識は全てのウインドウサイズにおいて，階層なしモデルよりも階層モデルの F-measure が低下している．原因として上半身の動きは腕を真下から真上に上げるなど動きが大きく，また，腕の曲げ伸ばしの運動が 1 種類，腕の上下する運動が 2 種類，手のひらを回転させる運動が 2 種類と，下半身の運動と比較すると動きが大きく，また，それぞれの運動の差異も大きい．一方，下半身の動きはももを上下させる運動，足を曲げ伸ばしする運動，ももを上げながら足を曲げ伸ばしする運動から構成されており，それぞれの動きが小さく，また，動きの類似度も高いため，F-measure が低下したと考えられる．また，下半身の運動の動きが小さいため，動きの大きい上半身の運動と比較した場合，静止状態と下半身の運動が類似しているため，下半身の運動が静止状態に誤認識されやすい．また，1 つの学習器で非常に類似度の高い下半身の運動を識別することが難しかったと考えられるため，例えばももを上下させる運動なのか，ひざを曲げ伸ばしする運動なのか，を識別する学習器を作成し，その後，ももを上げている運動なのか，ももを下げている運動なのか，という運動を識別する学習器を作成するなど，階層モデルを 2 段ではなく，より細かな運動を識別する 3 段の階層モデルを作成することで識別精度が向上するのではないかと考えられる．また，センサの取り付け位置を足首などに変更し，足を伸ばしたときの動作が大きくなるように取り付けることで，ももを上げる運動と足を伸ばす運動との差を得やすいようセンサ位置を工夫することでも識別精度が向上すると考えられる．

伸縮センサを使用していない実験結果である図 6 でも伸縮センサを使用した結果の図 5 と比較して同様の傾向がみられる．ウインドウサイズを 256ms，512ms，1024ms と大きくするほど F-measure が向上し，階層なしモデルと比較すると階層モデル 2 段目の下半身の認識精度が低下している．しかし，伸縮センサを使用した場合と比較すると，2 段目上半身やモデル全体の識別結果は F-measure が 0.05 ほど低下しているが，2 段目下半身の識別結果のみ，0.1 ほど減少している．原因として，上半身の運動は腕を前で上下する，横で上下するなど，ひじの関節を曲げずにおこなわれる類似した運動が含まれていたことに対し，下半身の運動はひざの曲げ伸ばし運動とももの上下運動が中心となっており，関節の動きを取得することで運動を識別することが容易になっていたからだと考えられる．

図 7 より，特徴量を用いず，学習器の入力として生データをそのまま用いた場合でも特徴量を用いた場合と同様に下半身の識別精度が低下することが分かる．また，特徴量を使用しない場合は特徴量を使用する場合と比較して全ての運動において F-measure が低下することが分かる．特徴量を使用することで，リハビリ運動を識別する際には，運動のある一瞬だけを用いるのではなく，ある一定の時間の中での患者の動きを取得し，学習することで学習器の性能が向上すると考えられる．

表 3，表 4 では上半身の運動を識別する際には上半身のセンサが，下半身の運動を識別する際には下半身のセンサが識別に対して有効であることが分かる．腰に取り付けた加速度・角速度センサと，うで・手首・ひざ・足首に取り付けた伸縮センサの重要度は低い．これらのセンサは今回のリハビリ行動の識別にはあまり寄与しなかったことがわかった．

© 2020 Information Processing Society of Japan

4. まとめ

本研究では高齢者の在宅リハビリの補助をおこなう理学療法士の作業補助のために，理学療法士なしで在宅リハビリをおこなうシステムを開発することを目的とした．システムの実現のために，場所の制限などを受けないウェアラブルセンサを用いて患者のリハビリ運動を識別する場合に有効なパラメータや手法，モデルの作成などの調査をおこなった．

実験では 20〜40 代男性 5 名の被験者に加速度・角速度センサと伸縮センサを取り付けてもらい，理学療法士指導のもと，座ったままリハビリ運動をおこなった．特徴量として最大値，最小値，平均，分散，エネルギー，ピーク周波数，周波数領域エントロピー，ケプストラム係数のピーク周波数を用いた．階層モデルを用いて RF によって行動を認識したところ，入力に伸縮センサのデータと特徴量を使用し，ウインドウサイズを広げることで F-measure が向上した．F-measure はウインドウサイズ 1024 ms のとき 0.54 となった．一方，階層モデルを使用した場合，下半身の識別精度が低下したが，伸縮センサは下半身の運動の識別精度を向上させた．また，腰の加速度・角速度センサは識別にあまり有効でないことが分かった．

さらに識別精度を向上させるため，センサの取り付け位置を見直すこと，階層モデルの段数を増やして実験をおこなう必要があると考えられる．

参考文献

[1] Bobak Mortazavi, Mohammad Pourhomayoun, Suneil Nyamathi,Brandon Wu, Sunghoon Ivan Lee, & Majid Sarrafzadeh, Multiple Model Recognition for Near-RealisticExergaming, 2015 IEEE International Conference on Pervasive Computingand Communications (PerCom)

[2] Daniel Leightley，John Darby，Baihua Li，Jamie S. McPhee & Moi Hoon Yap，Human Activity Recognition for Physical Rehabilitation，2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics

[3] Alexander Hölzemann，Kristof Van Laerhoven，Using Wrist-Worn Activity Recognition for Basketball Game Analysis，iWOAR '18: Proceedings of the 5th international Workshop on Sensor-based Activity Recognition and Interaction

[4] ATR-Promotions,”小型無線多機能センサ「TSND121/151」”，http://www.atr-p.com/products/TSND121.html，2019-12-23

[5] 厚生労働省「訪問リハビリテーション（参考資料）」，https://www.mhlw.go.jp/file/05-Shingikai-12601000-Seisakutoukatsukan-Sanjikanshitsu_Shakaihoshoutantou/0000167233.pdf，（参照 2020-5-4）

[6] Lei Gao, A.K.Bourke and J. Nelson, "Evaluation of accelerometer based multi-sensor versus single-sensor activity recognition systems," Medical Engineering & Physics, Volume 36, Issue 6,, 2014.

© 2020 Information Processing Society of Japan