

# Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data

名城大学 理工学部 情報工学科  
渡邊研究室 4年 森 広将

- 本資料は下記論文を元にして作成。 正確な知識を求める方は原文を参照のこと。
- 題目  
Activity Recognition from UserAnnotated Acceleration Data
- 著者  
Ling Bao and Stephen S. Intille
- 発行年 2004年
- 発行所  
Massachusetts Institute of Technology  
1 Cambridge Center, 4FL  
Cambridge, MA 02142 USA

# 概要

- 体の様々な部分で5つのAC-celerometers(加速計)を着用し、所得データより身体活動評価を行う
- 被験者は20人、活動方法は通常生活通り
- 認識アルゴリズムの開発

所得データから

対象がどのような行動をしているかを推測する

# 装置

- 加速度計

アナログ・デバイス ADXL210E

記録周期:0.0131秒/回

稼働時間:約24時間(本実験は90分1セット)

対応加速度G:12G(人体が耐えうる値は9Gまで)

加速度測定:正弦波(2つ送信)

- 取り付け位置

右図参照



# 加速度計による行動計測方法1

- 事前にいくつかの行動サンプルのデータを計測その後、特徴量をFFTにより検出(付録参照)
- 実験より送信された2つの正弦波をFFT(高速フーリエ変換)により、特徴値の差を求め、異なる活動を区別するために使用。
- それにより出た計測結果が行動サンプルとどの程度近似しているかを測定し、行動認識を行う。

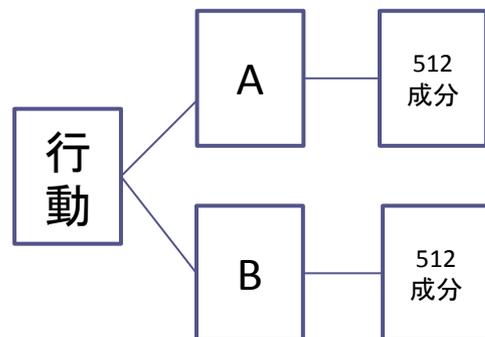
※FFT:信号の中にどの周波数成分がどれだけ含まれているかを抽出する処理をフーリエ変換という。入力波形をいくつかのグループに分けて計算し、計算順序を工夫することにより計算量を大幅に減少させたアルゴリズムがFFTである。グループの数をNとした時の演算の回数は、通常の変換ではNの2乗に比例するが、FFTでは  $N \log N$  に比例する。

# 加速度計による行動計測方法2(FFT)

事前に用意するFFTによるアルゴリズムサンプル数はFFTアルゴリズムが各512のサンプル・ウィンドウにつき512の成分を製作する。

送られてきた二つの正弦波はFFTにより周波数領域エントロピーおよび相関性特徴にわけける。

行動のエネルギー量は、信号の2乗された個別のFFTの構成要素の大きさの合計として計算



# 加速度計による行動計測方法3(FFT)

- 例 自転車と歩行の区別

自転車は脚のほとんどが一定の円運動  
垂直方向加速度は、他のすべての頻度用の1Hzおよび非常に低い大きさで単振動



低周波領域抽出

走ることは、0.5Hzと2Hzの間の複雑な腰加速および多くの専攻FFT周波数成分



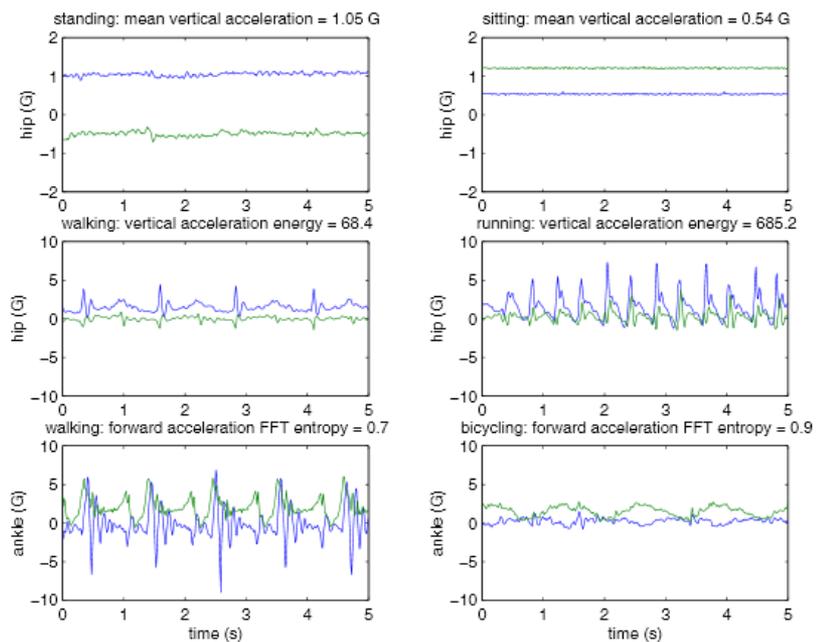
高周波領域抽出

- 上記+相関性で判断

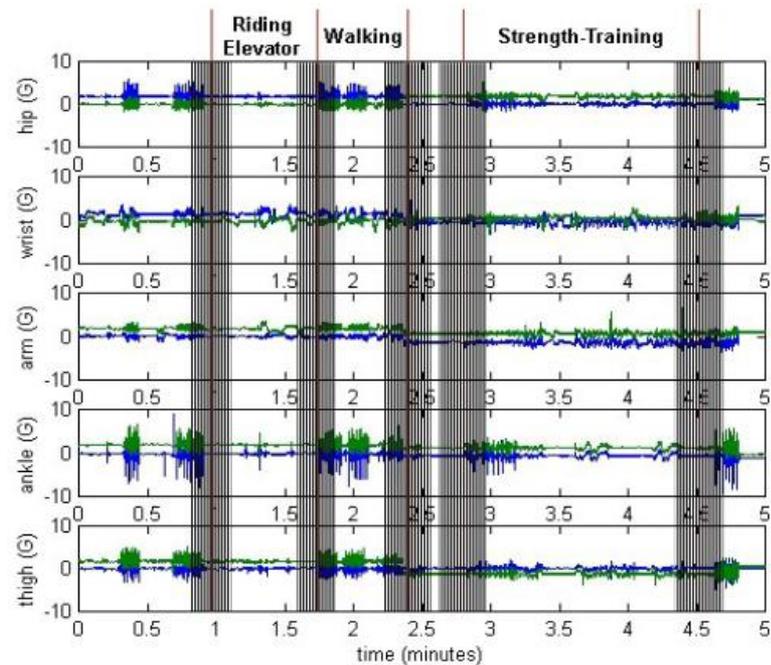
※相関性は、加速度の2つの軸、および異なるの軸のすべてのペアのコンビネーションの間で計算。

# 計測画像

## 事前行動サンプル



## 実計測



# 実験方法

- 装置を被験者20人に5つ付け、日常生活を普段通りにしてもらおう。
- 但し被験者にはランダムで渡されたワークシート内に書かれている事を実行する(サイクリング、エレベータに乗る、や”除く”といったものまで)
- 行動を開始及び終了時はラベル処理(装置のスイッチ操作)を被験者自身が行う
- また、その活動についても被験者がノートに行動を記載する(整合性の確認)
- 監督者は監視はせず、全て送られてくる加速度データを集計してのみ計測する
- 最終的な行動認識はC4.5デシジョンツリー、およびウェイカー機械学習アルゴリズム・ツールキットよりベイズ・クラシファイヤーを使用
- 収集時間は82～160分間

実験回数は不明

# C4.5

C4.5はID3と同じ方法で情報エントロピーの概念を用いてデータのセットから決定木(ディジョンツリー)を生成する。

4.5はそれぞれのデータの属性はデータを更に小さな部分集合に分割する決定に使用できるという事実を利用。

C4.5はデータを分割するための属性を選択した結果による正規化されたインフォメーション・ゲイン(エントロピーの違い)を調査する。

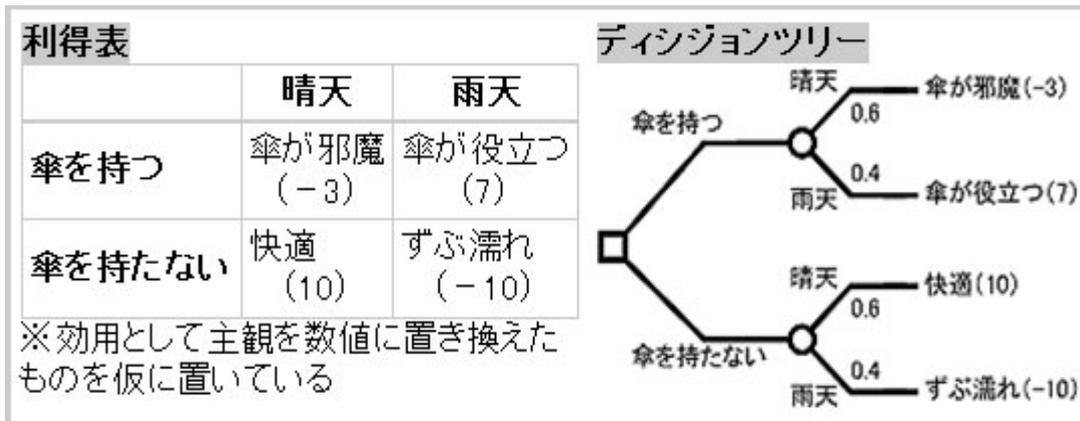
アルゴリズムはより小さなサブリストに再帰的に適用される。

## C4.5はID3からの改良点

- 連続値の属性を扱うために、C4.5は閾値を生成し、リストをその閾値以上か以下か、あるいは等しいか否かで分割する。
- C4.5は属性値が欠損している場合「？」とマークすることを許している。欠損した属性値は単にゲインとエントロピーの計算に使われない
- C4.5では生成された後、木を遡り役に立たない枝をリーフノードと置き換えることで取り除く

# デシジョンツリー

- テーマについて、とりうる選択肢とその結果の関係を、ツリー図によって効果を定量的に表すことが出来る。



- デシジョンツリーは、上のツリー図において選択肢と事象について分岐させ設定した条件が起こる確率とそのときの結果を求めて行き、最終的に選択肢の期待値計算を行ったもの。(C4.5ではここに情報エントロピーを活用)
- 意思決定者はこの選択肢の期待値により正しい意思決定を行なうことができる。  
実務でデシジョンツリーを用いるときに難しいのは、本来不確実である結果の見積もりや、その発生確率を定量化することにある。

# ベイズ・クラシファイヤー (ナイーブベイズ法)

- <http://ja.wikipedia.org/wiki/%E5%8D%98%E7%B4%94%E3%83%99%E3%82%A4%E3%82%BA%E5%88%86%E9%A1%9E%E5%99%A8>参照(計算など)

メールをスパムとそうでないのに分ける問題を考える。

「出会い」という単語がメールに含まれていたら、スパムである可能性(確率)が高い。  
メールに「レポート」という単語が含まれていたら、普通のメールの可能性が高い。

単語の候補をあらかじめいくつか用意しておいて、それが何に沿っているか投票を行うのがナイーブベイズの方法

# 計測結果

Activity	Accuracy (ノートとの整合性)	Activity	Accuracy (ノートとの整合性)
Walking	89.71	Walking carrying items	82.10
Sitting & relaxing	94.78	Working on computer	97.49
Standing still	95.67	Eating or drinking	88.67
Watching	77.29	Reading	91.79
TV Running	87.68	Bicycling	96.29
<b>Stretching</b>	<b>41.42</b>	Strength-training	82.51
Scrubbing Folding	81.09	Vacuuming	96.41
laundry Brushing	95.14	Lying down &relaxing	94.96
teeth Riding	85.27	Climbing stairs	85.61
<b>elevator</b>	<b>43.58</b>	Riding escalator	70.56

# 課題

結果より

エレベータを伸ばし乗るための認識精度は50%未満

「テレビを見て」こと、「エスカレーターに乗る」ための認識精度はそれぞれ  
77.29%および70.56%



これらの活動は単純な特性しか持っておらず、  
他の活動と容易に混同される。

これらを混同させないための開発が必要

## 課題

20人の被験者でしか行っていないため、データ量の不足による認識精度誤差の向上

FFTによるアルゴリズムサンプル数及び、成分の数の増加による精度向上

モバイル端末上でのセンサーを利用した行動認識への開発

# 参考文献

重力

<http://ja.wikipedia.org/wiki/%E6%A8%99%E6%BA%96%E9%87%8D%E5%8A%9B%E5%8A%A0%E9%80%9F%E5%BA%A6>

加速度

<http://www.wakariyasui.sakura.ne.jp/b2/53/5331tannsinn.html>

FFT

<http://e-words.jp/w/FFT.html>

相関係数

<http://www.stat.go.jp/howto/lecture4/03.htm>

C4.5

<http://wpedia.goo.ne.jp/wiki/C4.5>

ナイーブベイズ法

<http://hawaii.sys.i.kyoto-u.ac.jp/~oba/bayeswiki/index.php?%A5%CA%A5%A4%A1%BC%A5%D6%A5%D9%A5%A4%A5%BA%A4%C8%A4%CF%A1%A9>

# 参考文献

- ID3

<http://ja.wikipedia.org/wiki/ID3>

代表的なアルゴリズム一覧

<http://d.hatena.ne.jp/isseing333/20111123/1322053940>

SVM

<http://ja.wikipedia.org/wiki/%E3%82%B5%E3%83%9D%E3%83%BC%E3%83%88%E3%83%99%E3%82%AF%E3%82%BF%E3%83%BC%E3%83%9E%E3%82%B7%E3%83%B3>

アプリオルアルゴリズム

[http://www.sist.ac.jp/~kanakubo/research/data\\_mining.html](http://www.sist.ac.jp/~kanakubo/research/data_mining.html)

EMアルゴリズム

<http://ja.wikipedia.org/wiki/EM%E3%82%A2%E3%83%AB%E3%82%B4%E3%83%AA%E3%82%BA%E3%83%A0>

ありがとうございました

# 付録(1)

## 加速を使用する活動認識の研究サンプル

Recognition Accuracy (認識精度)	Activities Recognized (活動認識)	No. Subj. (被験者数)	Data Type (研究所L その他N)	No. Sensors (センサ数)	Sensor Placement (使用箇所)
92.85% to 95.91%	Ambulation (歩行)	8	L	2	2 thigh (腿)
83% to 90%	ambulation posture (歩行姿勢)	6	L	6	3 left hip 3 right hip
95.8%	ambulation posture, typing, talking, bicycling	24	L	4	chest(胸) Thigh(腿) Wrist(手首) Forearm (前腕)

# 付録(2)

## 加速を使用する活動認識の研究サンプル

Recognition Accuracy (認識精度)	Activities Recognized (活動認識)	No. Subj. (被験者数)	Data Type (研究所L その他N)	No. Sensors (センサ数)	Sensor Placement (使用箇所)
66.7%	Ambulation posture typing talking bicycling	24	N	4	chest, thigh, wrist, forearm
89.30%	ambulation, posture	5	L	2	chest thigh
N/A	Walking speed, incline (傾斜)	20	L	4	3lowerback 1 ankle (足首)

# 付録(3)

## 加速を使用する活動認識の研究サンプル

Recognition Accuracy (認識精度)	Activities Recognized (活動認識)	No. Subj. (被験者数)	Data Type (研究所L その他N)	No. Sensors (センサ数)	Sensor Placement (使用箇所)
86%to 93%	ambulation posture	1	N	3	2waist(腰) 1 thigh
65% ≈95%	Ambulation typing Stairs(階段) shake hands write on board	1	L	up to 36	all major To joints (主なすべての 関節)
96.67%	3 Kung Fu Arm movements (カンフー、 腕立て)	1	L	2	2 wrist

## 付録(4)

# 加速を使用する活動認識の研究サンプル

Recognition Accuracy (認識精度)	Activities Recognized (活動認識)	No. Subj. (被験者数)	Data Type (研究所L その他N)	No. Sensors (センサ数)	Sensor Placement (使用箇所)
42% to 96%	Ambulation posture,  bicycling	1	L	2	2 lower back
85% to 90%	ambulation, posture	10	L	2	2 knee(膝)

※ Activity Recognition from User-Annotated Acceleration Data Fig.1より転記

## 付録(5) その他計算式

- 重力加速度G:

万有引力定数を $G$ 、地球の質量を $M$ 、地球の半径を $R$ とし、自転の影響を考えず、地球の密度が一様であると考えるのであれば、万有引力の法則から地表の重力加速度の大きさは以下のように表すことができる。

$$g = GM/R^2$$

※重力加速度の値は場所によって異なるため、標準重力加速度 [Standard gravity](#) を定めてその値を世界中で使うこととしている。当初の標準重力加速度の定義は「国際度量衡局 (パリ) における重力加速度の値」というもので、数値は規定されていなかった。1880年に「北緯45度の海上の重力加速度の値」として、その値を  $9.806\ 199\ 20\ \text{m/s}^2$  と定めた。1901年の国際度量衡総会において、標準重力加速度の値を、正確に  $9.806\ 65\ \text{m/s}^2$  と規定し、以来その値が用いられている

## 付録(6)その他計算式

- 加速度を正弦波で表す理由

単振動 周期  $f = \frac{1}{T}$  角速度  $\omega = 2\pi f = \frac{2\pi}{T}$

単振動の変位  $X = A\sin\omega t$  (正弦曲線)

単振動の速度  $V = A\omega\cos\omega t$

単振動の加速度  $a$  [ $\text{m/s}^2$ ] は等速円運動の加速度  $A\omega^2$  を  $x$  軸に射影したものです。つまり、 $A\omega^2$  に  $\sin\omega t$  を掛けたもの。

加速度  $a = -A\omega^2\sin\omega t = -\omega^2 X$

以上より加速度は正弦波で表すことができる。

# 付録(7)用語

## 相関性特徴(相関係数)

2変量の関係を表す指標です。-1に近い値だと**負の相関**があるといい、2変量の関係を表す点が右下がりに分布します。また、1に近い値だと**正の相関**があるといい、2変量の関係を表す点が右上がりに分布します。相関係数が0に近くなると散布図のまとまりがなくなり、2つの変量の間にもあまり関係がないことを意味します。こうした場合は相関がないといいます。

# 付録(8)用語 アルゴリズム

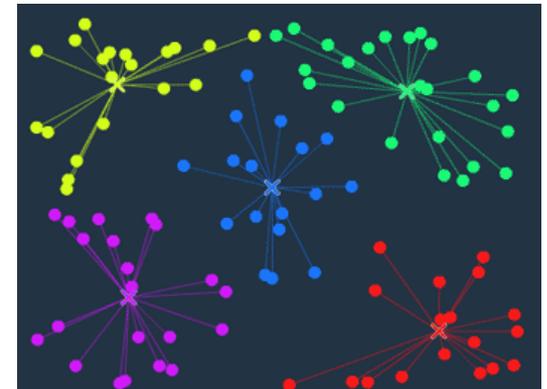
## ID3

- ID3 (Iterative Dichotomiser 3) は1979年にジョン・ロス・キンラン (John Ross Quinlan) により提案された。その学習方法はオッカムの剃刀の原理に基づいている。すなわち最低限の仮説による事象の決定を行う。出力は決定木の形で表される。
- この方法は各独立変数に対し変数の値を決定した場合における平均情報量の期待値を求め、その中で最大のものを選びそれを木のノードにする操作を再帰的に行うことで実装される。
- 学習効率が良く、多数の例題から学習することが出来るが、「例題を一括に処理する必要があり学習結果の逐次的な改善が行えない」、「入力変数が連続値を取る場合は利用できない」などといった問題点も指摘されている。
- 提案者のキンランは ID3 の拡張としてC4.5と呼ばれるアルゴリズムを新たに提案している。

# 付録(9)用語 アルゴリズム

- **k-means**

- この画像の例では、2次元に分布しているデータを5つのクラスターに分けています。手法としては、次の2ステップを反復して計算します。
  - Step 1. データの割り振り(一番近い中心に割りつける)
  - Step 2. 平均値の計算(クラスター毎の平均値を計算する)
- 実用的には、「いくつかのクラスターに分類するか」というkを事前に決定する必要があります。データから最適なkを推定する方法もいくつか提案されています(GAP推定量など)。



# 付録(10)用語 アルゴリズム

- サポートベクターマシン

- サポートベクターマシン (SVM) は 機械学習 の分野で最も代表的な 手法。

線形入力素子を利用して2クラスの パターン 識別器を構成する手法である。訓練サンプルから、各データ点との距離が最大となる マージン最大化超平面 を求めるという基準 (超平面分離定理) で線形入力素子のパラメータを 学習 する。

最も簡単な場合である、与えられたデータを 線形に分離することが可能

学習過程は ラグランジュの未定乗数法 を用いることにより、最適化問題 の一種である 凸二次計画 (英語版) 問題で定式化

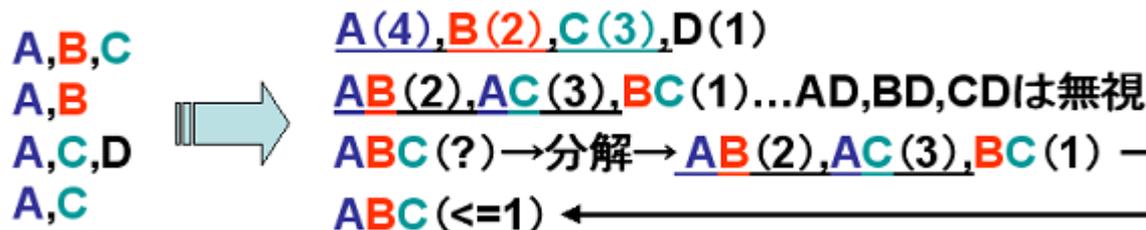
# 付録(11)用語 アルゴリズム

## • アプリオールアルゴリズム

或るアイテムセットの支持度は、必ずその部分アイテムセットの支持度以下である事を使っ算を省略する。まず、全ての単体アイテム(一つだけのアイテム。ここではA,B,C,D)の支持度を数える(一段目、最低支持数2とすると、Dは既に失格となる)。

次にアイテム数2のセットの支持度を調べるが、Dを含む組は必ず1以下なので除外出来る。残りを調べると、BCが失格となる(二段目)。ここで合格したアイテムセットに出て来る全単体アイテム(ここではA,B,C)から作られる全てのアイテム数3のセット(ここではABCのみ)の検討に移る。この際、ここではABCの部分となる全てのアイテム数2のセットの合否をみる。この場合、BCが失格(1)だったので、それを含むABCも失格(1以下)と分かる。

一般に、アイテム数Nの合格セットに出て来る全単体アイテムから、アイテム数N+1の全セットを構成し、各セットのアイテム数Nの部分集合の合否を使って合否判定する。最低支持度以上のセットが無くなればセット抽出を終了する(この後の確信度計算はすぐ終わる)。アプリオリ・アルゴリズムの登場によって、相関ルール抽出は現実になったのである。



- Step 1. データベースを、全ての重要な情報を持つFP-treeという構造に圧縮する
- Step 2. 圧縮されたデータベースを、高頻度セットに関連する条件付きデータベースに分割し、それぞれをマイニングする

# 付録(12)用語 アルゴリズム

- EMアルゴリズム

様々なモデルでパラメータ推定する際に使われるアルゴリズムです。モデル式が複雑になると数式展開では解を求めることができないので、EMアルゴリズムのような数値計算による最適化によってパラメータを求めます。

反復法の一種であり、期待値(英語: expectation, E)ステップと最大化(英語: maximization, M)ステップを交互に繰り返すことで計算が進行する。Eステップでは、現在推定されている潜在変数の分布に基づいて、モデルの尤度の期待値を計算する。Mステップでは、Eステップで求めた尤度の期待値を最大化するようなパラメータを求める。Mステップで求めたパラメータは、次のEステップで使われる潜在変数の分布を決定するために用いられる。

※その他

ページランク、アダブースト、CART等