

# 物流探査システムの低消費電力化に関する研究

3月(2011年) 人間環境学専攻 96706 川崎 悟史

指導教員 保坂 寛 教授

An algorithm that judges the moving or staying statuses of distribution equipment by continuous measurement of the vibration is developed to realize a low-cost and power-saving logistic positioning systems. First, the measured acceleration levels are divided into two groups using tentative threshold level. Then, the threshold level is updated repeatedly using Mahalanobis distances of two groups to minimize the probability of discrimination error. Also an approximate formulas for the threshold to reduce computation amount is presented. Next, to confirm the effectiveness of this method, the discrimination accuracy was evaluated using actually measured data of a dolly and automobile. Finally, it proposes the algorithm that distinguishes two or more states is examined.

Key words: Logistics; Positioning; Mahalanobis distance

## 1 緒言

物流におけるコスト削減, 高付加価値化のため, コンテナやパレットの紛失・盗難防止, 管理といった位置探査に対する需要が拡大している. 現在, 位置探査を目的として, PHSを用いた物流用位置探査システムが利用されている<sup>(1)</sup>. 位置計測にかかるコストと消費電力削減のために, 位置計測の回数を減らすことが必要である. コンテナやパレットなどの物流機器には, 長期間停止しているものがある. そのため, 物流機器が移動しているときのみ, 位置探査を行えば, コストの削減につながる. そこで, 本研究では, 端末に内蔵した加速度センサを用い物体の移動による振動を検知し, 移動時のみ位置探査を行うことで低消費電力化を行う. 具体的には, PHS位置探査端末において, 観測された加速度のみから, 移動と停止を判別し閾値を算出する方法について検討を行った.

## 2 振動の周波数および振幅分布の解析

代表的な物流機器として台車を想定し, 周波数および振幅の解析を行った. 移動時の振動は低周波が卓越し, 停止時は重力加速度に起因するDC成分を除き, 特徴的な周波数をもたないことが分かった. 移動と停止の判別を容易にするため, 移動時の卓越周波数のみを取り出すこととした. 移動時の周波数分布において, 上下10%の周波数成分を除去することとする. ハイパスフィルタのカットオフ周波数は27.6Hzとした. これは, DC成分の除去も兼ねている. ローパスフィルタは1kHzのデータを4個(4ms)ずつ移動平均をとり, カットオフ周波数を115.6Hzとした.

次に, フィルタ透過後の加速度振幅の頻度分布を調べた. 移動, 停止の加速度を絶対値化して対数をと, 頻度分布を求めた結果を Figure 1 に示す. 以下, 測定した加速度  $m/s^2$  を単位加速度  $1m/s^2$  で除して対数をとった値を加速度レベルと定義する. Figure 1 に示すように, 移動時, 停止時ともに, 正規分布に近い分布を示すことが分かった. また, 移動時の加速度レベルの最小値が-2.6, 停止時の加速度レベルの最大値が-1.7であった. すなわち, 移動時と停止時の加速度レベルには重なりがあり, 100%分離することはできないことが分かった.

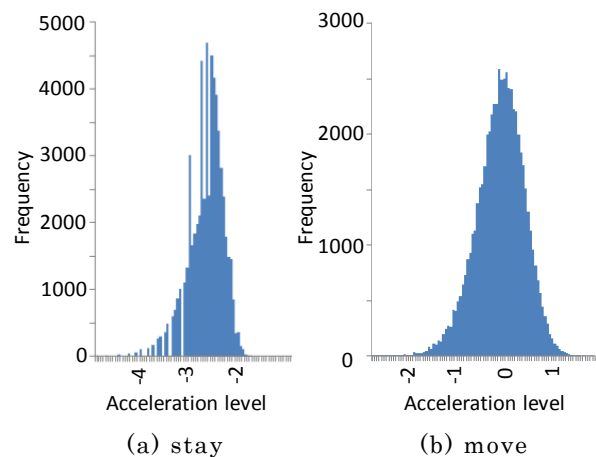


Fig.1 Histogram of acceleration level (dolly)

## 3 閾値の設定アルゴリズム

### 3.1 閾値の設定方法

前章で述べたように, 移動手段が一定であれば, 移動・停止の加速度レベル分布は正規分布に近い分布を示す. 一般的に, 二つの分布が相似形かつ左右対称であれば, 両者の平均値からマハラノビス距離が等しい点を閾値とすれば, 誤判別率を最小にできる<sup>(2)</sup>. しかし, 実際は, 移動時と停止時のデータの集合に重なりがあるため, 二つの集合のパラメータを同時に求める必要があり, 計算が複雑となる. そこで, 近似解を求めることで計算を簡略化し, かつ任意の分布に対応できる方法を提案する. 具体的な手順を以下に示す.

(1)初期閾値の設定:初期状態において物流機器は倉庫などで停止しているものとして, 初期閾値として, 初期の加速度レベルの最大値を用いる.  
 (2)判定: 新規の加速度データが計測されたら, 初期閾値または更新された閾値を用いて, データを移動または停止と判定する. 閾値  $p$  を上回ったときに移動データとして, 下回ったときに停止データとして記録する.  
 (3)閾値の更新:(2)の判定結果と, 新たに計測された加速度データを用いて, 閾値の更新を行う. 停止データの平均値  $m_{stay}$ , 標準偏差  $s_{stay}$ , 移動データの平均値  $m_{move}$ , 標準偏差  $s_{move}$  を算出する. それぞれの平均値からマハラノビス距離が等しい点を新しい閾値とする. 新しい閾値は, (1)式から求めることが出来る.

$$p = \frac{m_{staying} \cdot s_{moving} + m_{moving} \cdot s_{staying}}{s_{staying} + s_{moving}} \quad (1)$$

(4)繰返し: 新規データが追加するたびに, (2), (3)を繰返す. 閾値の更新を繰返し, 時々刻々修正することで, その時点で最も確からしい閾値を求める.

3.2 逐次測定されるデータに対するアルゴリズム

実際に加速度を計測する場合, データは逐次与えられ, 閾値が変化するたびに, 過去のデータの再分類が必要となる. そのため, 3.1節で提案したアルゴリズムは, 過去の加速度データの履歴を全て保持する必要がある. そこで, メモリ量と計算量を低減するため, 過去のデータの再分類を行わず, 以下の漸化式を用いて, 近似的な計算を行う. 式(2), (3)は標準偏差 $s$ と平均値 $m$ を更新する式を示している. ここで  $x$  はデータの値を,  $n$  はデータ数を表す. この計算では, 閾値が変化しても過去のデータは最初に決定した分類に属するため, 3.1節のアルゴリズムが近似的にしか成り立たない.

$$s_n = \sqrt{\frac{\sigma_n}{n}} \tag{2}$$

$$\sigma_n = \sum_{i=1}^n (x_i - m_n)^2 = \frac{n-1}{n} (m_{n-1} - x_n)^2 + \sigma_{n-1} \tag{3}$$

$$m_n = \frac{(n-1)m_{n-1} + x_n}{n} \tag{3}$$

移動機器に台車を用いて測定された, 移動と停止を含む 600000 データに対して, 上記の漸化式により計算された閾値と, 3.1 節の全ての加速度データに対して再分類する方法 (再分類あり) と漸化式により計算する方法 (再分類なし) によって閾値を繰返し計算した判別率の結果を Table 1 に示す. また, Figure 2 に閾値の推移の比較を示す. Table 1 より, 判別率は等しい値となった. このことから, 再分類の有無は移動停止判定の判別率への影響が小さいことが分かる. これは Figure 2 から分かるように, データ数の増加に従い, 過去のデータの影響が小さくなることによるものと考えられる.

Table 1 Differences on accuracy rates (Reclassified and unclassified data).

	Reclassified data	Unclassified data
move	98%	98%
stay	99%	99%

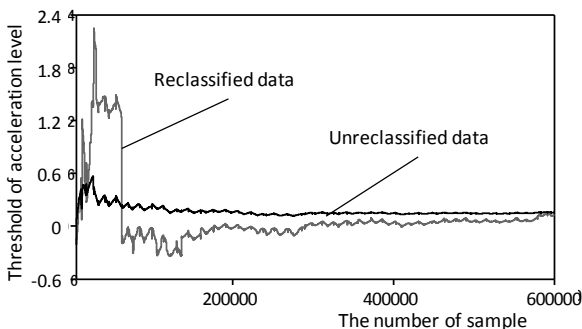


Fig.2 Comparison of changes of threshold (Reclassified and unclassified data).

4 実データを用いた検証

4.1 台車

前章のアルゴリズムを台車の移動停止判定に適用した. 加速度センサはスポンジゴムシートを介して, 垂直方向の加速度が計測できるように, 台車に固定し, 移動と停止を30秒ごとに繰返した. サンプル周波数は1kHzとし, 4msずつ移動平均した.

廊下での実験結果を以下に示す. 計測時間は15分間とした. Figure 3に閾値の推移を示す. 約4分間の加速度データによる閾値の更新後は, 更新による大きな変動がないことが分かる. すなわち, このときに学習が完了して, 移動停止判定が可能となる. 15分間の計測で設定された閾値は-1.53であった. Figure 4に加速度レベルのヒストグラムを示す. 閾値は移動, 停止の加速度レベル分布のほぼ中央に設定された. 移動時のみと停止時のみの加速度レベルと設定された閾値を比較したところ, 判別率は移動時が99.6%, 停止時が100%となった.

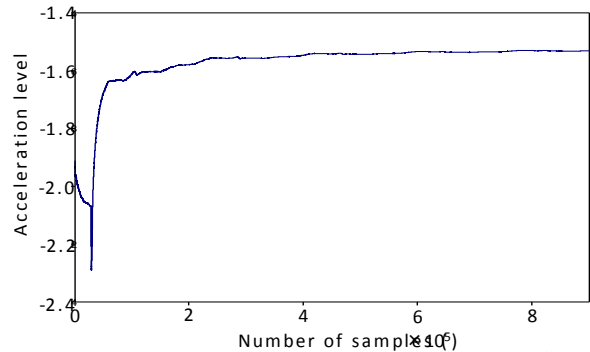


Fig.3 Changes of threshold (hallway)

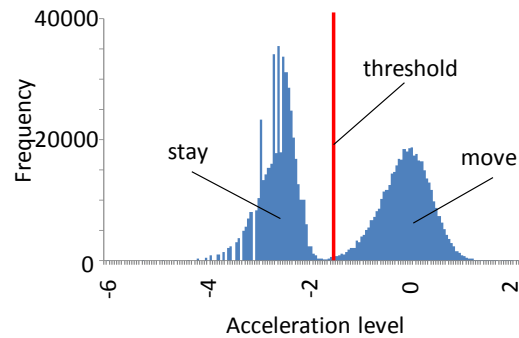


Fig.4 Histogram of acceleration level (hallway)

アスファルトで同様の実験を行った. 15分間で設定された閾値は-0.98であった. 判別率は移動時が99.9%, 停止時が100%となった. また, 強風時にアスファルトで同様の実験を行った. 15分間で設定された閾値は0.14であった. 判別率は移動時が99.3%, 停止時が98.9%となった.

いずれの場合も, 判別率は98%以上となった. また, 判別率が近い値のため, 最適な値に近い閾値が得られたと言える. なぜならば, 一般に閾値を変化させると, 一方の判別率が上がり, 他方が下がるため, 両方の判別率が等しいときに低い方の判別率が最大となるためである. 本アルゴリズムは路面の違い, 周囲環境の違いにも対応することが示された.

続いて, アスファルトから廊下へ連続移動したときの実験結果を以下に示す. 計測時間は各路面15分間の計30分間である. Figure 5に閾値の推移を

示す。路面がアスファルトのとき、約7分間の加速度データによる閾値の更新後は、閾値の変動が徐々に小さくなった。路面がアスファルトでの15分間の計測で設定された閾値は-0.97であった。路面がアスファルトから廊下へ変わった際に、閾値は大きく変動した。しかし、閾値の更新を繰り返すにつれて閾値の変動は徐々に小さくなっていった。路面がアスファルトと廊下での30分間による計測で設定された閾値は-1.65であった。

Figure 6に加速度レベルのヒストグラムを示す。路面がアスファルトの計測のみで設定された閾値は、両路面に対応するように中央に移動していることが分かる。

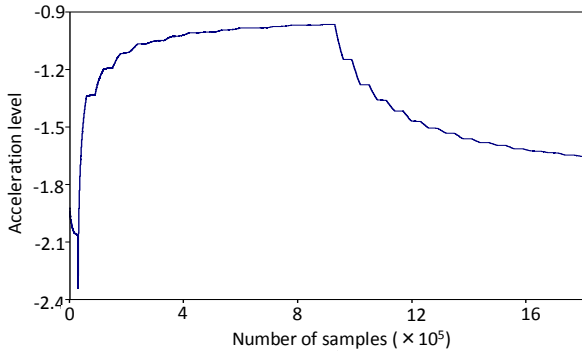


Fig.5 Changes of threshold (asphalt and hallway)

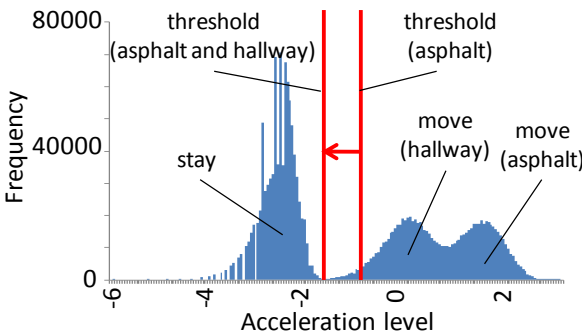


Fig.6 Histogram of acceleration level (asphalt and hallway)

路面がアスファルトでの計測のみで設定された閾値と、路面がアスファルトと廊下での計測で設定された閾値の各路面での判別率をTable 2に示す。廊下での移動時の加速度レベルと路面がアスファルトでの計測のみで設定された閾値を比較すると、95.2%と著しく低くなっている。停止時の判別率との差も大きいことから、最適な閾値とは言えない。これに対して、廊下での移動時の加速度レベルと路面がアスファルトと廊下での計測で設定された閾値を比較した際の判別率は99.7%である。また、路面がアスファルトのときの判別率の正確性も保っていることから、路面が変化しても、それらを含んだ学習を行うことで、どちらの移動停止判定においても正確性が保てる事が分かる。

Table 2 Differences on accuracy rates (asphalt and hallway)

	asphalt		hallway	
	stay	move	stay	move
threshold (asphalt)	100%	99.9%	99.9%	95.2%
threshold (asphalt and hallway)	99.9%	100%	99.9%	99.7%

#### 4.2 自動車

前章のアルゴリズムを自動車の移動停止判定に適用した。市街地を走行し、移動と交差点での停止が交互に発生した。また、乗用車は一定時間の走行後、積み下ろし場所に到着する。測定時間は約2時間である。

Figure 7に閾値の推移を示す。約40分間の閾値の更新後は、更新による大きな閾値の変動がなかった。すなわち、この時に学習が完了して移動停止判定が可能になる。約2時間で設定された閾値は-2.38であった。設定された閾値を用いて、移動時のみと停止時のみの加速度レベルと比較した。その結果、移動時は89.9%の確率で移動を正確に判定し、停止時は87.0%の確率で停止を正確に判定した。収束した閾値は移動時と停止時の誤判別率をほとんど同じ値に調整したことから、最適な値に近い閾値が設定されたことが分かる。これにより、本アルゴリズムは移動機器の違いにも対応することが示された。

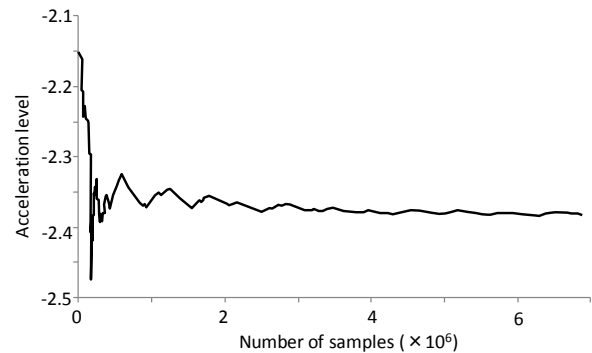


Fig.7 Change of threshold (car)

#### 4.3 台車と自動車の連続使用

2つの移動手段が混在する場合のアルゴリズムの検証を行った。移動機器には台車と自動車を使用した。計測時間は各15分間の計30分間である。Figure 8に閾値の推移を示す。15分までは台車を用いた場合であり、15分以降は自動車を用いた場合である。台車での計測で設定された閾値は-1.55であった。移動手段が自動車へ変わった際に、閾値が変動しているが、約25分間による閾値の更新後は、更新による大きな変動がなかった。台車と自動車を使用した30分間の計測で設定された閾値は-1.72であった。

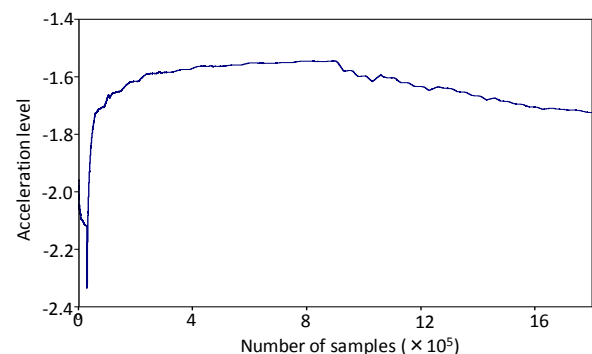


Fig.8 Change of threshold (dolly and car)

Figure 9に加速度レベルのヒストグラムを示す。閾値は両移動機器に対応するように、中央に移動していることが分かる。台車での計測のみで設定された閾値と、台車と自動車での計測で設定された閾値の各移動機器での判別率を Table 3 に示す。自動車の移動時の加速度レベルと台車での計測のみで設定された閾値を比較すると、88.4%と低くなっている。停止時の判別率との差も大きいことから、最適な閾値とは言えない。これに対して、台車での移動時の加速度レベルと台車と自動車の計測で設定された閾値を比較した際の判別率は94.2%である。また、台車での判別率の正確性も保っていることから、移動機器が変化しても、それらを含んだ学習を行うことで、どちらの移動停止判定においても正確性が保てる事が分かる。

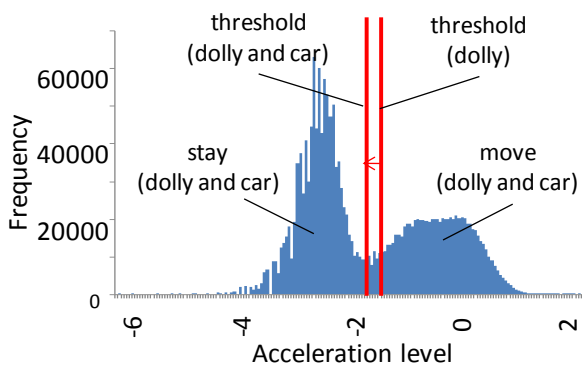


Fig.9 Histogram of acceleration level (dolly and car)

Table 3 Differences on accuracy rates (dolly and car)

	dolly		car	
	stay	move	stay	move
threshold (dolly)	100%	99.5%	100%	88.4%
threshold (dolly and car)	99.9%	99.8%	99.8%	94.2%

### 5 複数状態判別

振動のピークが複数の場合に、k 平均法にマハラノビス距離を組み合わせることで、複数の振動分布を判別する方法を検討した。具体的な手順を以下に示す。

(1) k 個のクラスタ中心の初期値を与える。(2) 全ての振動データを k 個のクラスタ中心とのマハラノビス距離を求め、最も近いクラスタに分類する。(3)形成されたクラスタ中心を求める。(4)クラスタ中心が変化しない時点まで(2),(3)を繰り返す。クラスタ中心が収束しない場合は、k の数を一つ減らす。

上記のアルゴリズムの有効性を、台車が廊下とアスファルトで移動した場合を測定した。停止は、無風時と風が吹いているときとした。Figure 10

に加速度レベル分布とクラスタ境界を示す。クラスタ境界は点線で示されており、各分布の間に設定されていることが分かる。判別率は各状態とも94%以上であった。

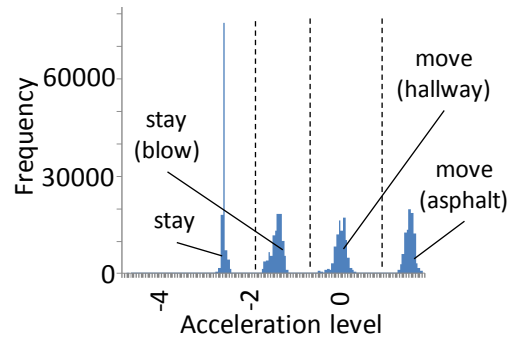


Fig.10 Histogram of acceleration level and cluster threshold (dolly)

続いて、移動機器に自動車をを用いて、移動と停止を繰り返し、加速度レベルを測定した。Figure 11に加速度レベルのヒストグラムとクラスタ境界を示す。クラスタ境界は各分布の間に設定されている。最もデータ数の小さい分布は隣接している分布に判定された。データ数の小さい振動は、移動距離が短いため、位置探索の需要が低い。よって、隣接する分布に判定されても影響は小さい。

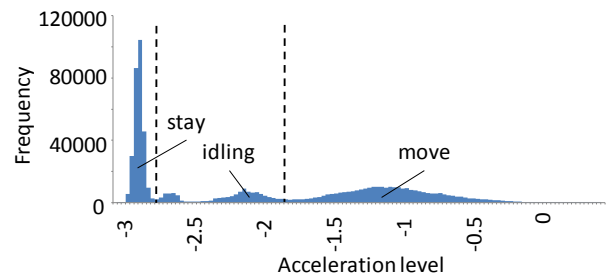


Fig.11 Histogram of acceleration level and cluster threshold (car)

### 6 結言

PHS を用いた位置探索システムの通信コスト低減、低消費電力化を目的に、振動により物流機器の移動停止判定を行うアルゴリズムを開発した。また、漸化式を用いた閾値設定法の有効性を示した。実際に台車と自動車をを用いて測定されたデータの検証により、本アルゴリズムが路面の違い、周囲環境の違い、路面の連続変化、移動機器の違い、物流機器が連続して使用された場合に対応することを示した。また、複数の振動分布を判別する方法を提案した。

### 文献

- 川原靖弘, 澤喜彦, 松原遼, 酒田健治, 廣田輝直: “PHS 端末を用いた物流用パレット位置探索システム”, マイクロメカトロニクス, Vol.49, No.192, pp.12-23, (2005).
- 有馬哲, 石村貞夫: 多変量解析のはなし, pp.150-166, 東京図書, (1987)