

焦電型赤外線センサによる廊下での通行判定方式

秦淑彦^{†1} 赤田紘基^{†1} 吉川尚志^{†1} 角知昭^{†1}

ビル利用者の行動に基づき、安全、快適、便利、省エネな空間を提供するスマートビルシステムを実現するため、ビル内に設置した多数のセンサから構成されるセンサネットワークにより、タグ等を持たない人も含めた行動情報を抽出する研究を行っている。イメージセンサやレーザセンサを用いた従来の人数計測装置は費用、設置場所、プライバシー等の問題があり、高い空間粒度で人流を測定するために、これらの装置を多数設置することはできない。そこで、侵入検知や照明制御等で広く利用されている安価な焦電型赤外線センサを用いる。2つの焦電素子を有するデュアル型のセンサに対して一組の検知エリアを設定することにより、その検知エリアを通行する人の数と方向を検知する。同時に1人が通行できる出入口やセキュリティゲートに適用する方式を検討し、プロトタイプを用いた通行実験により、その実現可能性を確認している。今回は、複数人が横並びで通行できる廊下での通行判定を考える。通路と直交する向きに複数のセンサを天井に設置し、各センサからの出力信号に基づいて、人数と方向を判定する方式を提案する。各信号のピークを検出し、ピークの値や時間間隔などを特徴量として、機械学習アルゴリズムを用いて判定を行う。判定方式と実験結果について報告する。

Counting Pedestrians Walking through a Hallway with Pyroelectric Infrared Sensors

TOSHIHIKO HATA^{†1} KOHKI AKADA^{†1} TAKAYUKI KIKKAWA^{†1}
TOMOAKI SUMI^{†1}

It is very effective to extract human behavior and control building facilities based on the behavior in smart buildings that should provide safe, comfortable and convenient environment with energy saving. We have been doing research on extracting the human behavior with sensor networks using pyroelectric infrared sensors that are very inexpensive and used widely for security and facility control. The sensor networks provide information of human motion but not their quantitative information such as head-counts. We consider counting people existing in each area of buildings with counters placed on their entrances and utilize the pyroelectric infrared sensor for the people counter. The dual element type sensor with Fresnel lens having one or some pairs of detecting areas detects numbers and directions of pedestrians. When only one pedestrian walks through a doorway or a security gate, we have already confirmed its feasibility according to experiment for various passing movements with various temperature difference between the pedestrians and a floor. We are now trying to count people walking through a hallway. In order to recognize numbers and directions (two-way) of pedestrians, multiple sensors are aligned orthogonally to the hallway direction on a ceiling. Peaks of signal from each sensor are detected and some features such as peak values and time intervals between the peaks are used for machine learning algorithms. We describe the method and show some experimental results.

1. はじめに

ビル利用者の行動に基づき、安全、快適、便利、省エネな空間を提供するスマートビルシステムを実現するため、ビル内に設置した多数のセンサから構成されるセンサネットワークにより、タグ等を持たない人も含めた行動情報を抽出する研究を行っている。イメージセンサやレーザセンサを用いた従来の人数計測装置は費用、設置場所、プライバシー等の問題があり、高い空間粒度で人流を測定するために、これらの装置を多数設置することはできない。

そこで、侵入検知や照明制御等で広く利用されている安価な焦電型赤外線センサを用いる。2つの焦電素子を有するデュアル型のセンサに対して一組の検知エリアを設定することにより、その検知エリアを通行する人の数と方向を検知する。同時に1人が通行できる出入口やセキュリティゲートに適用する方式を検討し、プロトタイプを用いた通行実験により、その実現可能性を確認している。[1] [2]

今回は、複数人が横並びで通行できる廊下での通行判定を考える。通路と直交する向きに複数のセンサを天井に設置し、各センサからの出力信号に基づいて、人数と方向を判定する方式を提案する。各センサからの信号のピークを検出し、ピークの値や時間間隔などを特徴量として、機械学習アルゴリズムを用いて判定を行う。

本報告では、まず関連研究、焦電型赤外線センサと1人の通行判定方法について述べる。次に廊下での通行判定の提案方式として、センサの配置と検知範囲、センサ信号に基づく通行識別とその特徴量を説明する。種々の通行動作に対するデータサンプルを収集し、サポートベクターマシンにより識別した結果について報告する。

2. 関連研究

人物を検知し追跡や人数計測を行う装置として、一般にイメージセンサ、すなわち監視カメラが用いられる。[3] イメージセンサは低価格化が進んでいるが、照明変化の影

^{†1} 広島工業大学
Hiroshima Institute of Technologies

響を受け、精度よく検知するには処理量が大きい。また、プライバシーの問題があり、設置できる場所が制約される。

レーザを用いたレンジセンサやレーザスキャンセンサによる方式では、プライバシーや照明変化の問題はないが、価格や設置場所の制約がある。[4]

焦電型赤外線センサを用いて歩行者の人数や方向を検出する方式として、大別すると、センサの動き検知の情報（検知範囲に人が存在するか否か）に基づく方式と、人の動きに応じて出力されるセンサのアナログ信号を利用する方式がある。前者は多数のセンサを密に配置する必要があるのに対し、後者はセンサの検知範囲を1人が通行するのであれば、単一センサであっても人数と方向を判定することができる。

文献[6]では、3つのデュアル型センサを壁に取り付け、通行者の人数と方向を検出する。通行方向と直交する領域を検知範囲とし、通行方向に離れた間隔で設置した中央の主センサと両側の副センサが検知範囲を向くように角度を調整する。1人が通行すれば+-/-+のピークが発生することを利用し、ピークペアを検出して人数をカウントし、最初のピークの符号で方向を判定する。横並びで複数人が通行する場合、主センサの信号の時間幅が小さい時は主センサ、時間幅が大きい時は副センサのピークペアの数で人数を判定する。但し、横並びの判定精度は低い（3人通行の場合65%の正解率）。

また、文献[7][8]では、センサからの距離や通行方向によりセンサ信号の振幅や時間幅が異なることを利用し、ピークの振幅や時間間隔などを特徴量として抽出し、機械学習アルゴリズムを用いて、通行する位置や方向を推定している。

提案方式では、通行方向に直交する向きに複数のセンサを天井に取り付け、各センサのアナログ信号からピークの値や時間間隔などを特徴量として抽出し、機械学習アルゴリズムを用いて判定する。これにより、検知範囲を複数人が色々なタイミング、速度、方向で通行する場合も、人数と方向を判定できるようにしている。

3. 焦電型赤外線センサと1人の通行判定

3.1 焦電型赤外線センサ

強誘電体が赤外線を受光すると、その熱エネルギーを吸収して分極が生じ、その変化量に応じて表面に電荷が励起される。焦電型赤外線センサはこの焦電効果を利用し、人体などから発せられるわずかな赤外線を検知する[5]。2つの焦電素子を用いるデュアル型センサは、各素子の出力電圧の極性を逆にし、その差分信号を検出することにより、人の動きを感度良く環境変化に対しロバストに検知している。さらに、フレネルレンズを用いて、+極性の素子と-極性の素子に対するペアの検知エリアを設定する。この検知エリアを人が通過すると、センサから図2.1に示すよう

な出力信号が得られる。一般には、1つのセンサで広範囲の人の動きを検知するため、図2.2(a)のような複数の検知エリアを構成するフレネルレンズが用いられる。

焦電型赤外線センサは数百円/個と非常に安価であり、受動型のため取り付けも容易で消費電力も極めて小さい。

3.2 1人が通行する場合の判定

図2.2(b)に示す単一の検知エリアに沿って1人が通行するように規制すれば、人数、速さ、向きなどに応じて異なる波形の出力信号が得られる。基本的には1人が立ち止まらずに通行すれば+-あるいは-+のピークパターンを持つ波形が出力されるので、1人がどちらの方向に通行したか判定できる。一方、立ち止まりでは2つの動きが発生するため、振幅の大きなピークの間に振幅の小さなピークが発生する。このような判定に不要なピークをピーク値の符号や振幅比により除去する。1人の歩行、走行、立ち止まりと2人の近接同方向、双方向に対する出力波形を表2.1に示す。

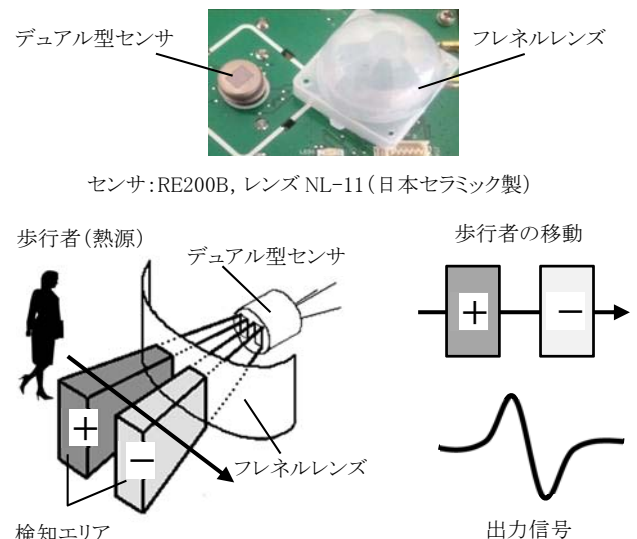
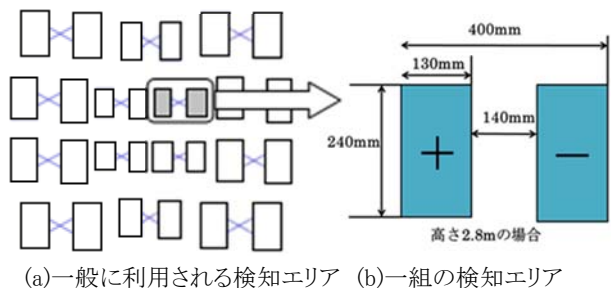


図 2.1 デュアル型センサと検知信号

Figure 2.1 Dual type PIR sensor and its output signal



(a)一般に利用される検知エリア (b)一組の検知エリア

図 2.2 フレネルレンズによる検知エリア

Figure 2.2 Fresnel lens and their detection areas

表 2.1 通行動作に対する出力波形
Table 2.1 Waveforms for passing movements

| |
|--|
| <p>「1人通過」 1人が立ち止まらず通過</p> <p>0.5m/s ピーク+-+</p> <p>1m/s~2m/s ピーク+-</p> <p>3m/s以上 ピーク+-振幅小</p> |
| <p>「立ち止まり」 1人が1m/sで、検知範囲で一度1s~2s立ち止まり通過</p> <p>手前立ち止まり 中心立ち止まり 奥立ち止まり</p> <p>ピーク： +-+- (+)</p> <p>2番目と3番目のピークの振幅が小さい</p> |
| <p>「近接同方向」 2人が1m/sで、間隔20~60cmあけて同じ方向に通過</p> <p>間隔20cm以下 ピーク： +-+-</p> <p>間隔30cm以上 ピーク： +-+-</p> <p>2番目と3番目のピークの電位差が小さい</p> |
| <p>「双方向」 1人が通過した後、2s以内に他の1人が逆方向に通過</p> <p>時間間隔が短い場合 ピーク： +-+-+</p> <p>時間間隔が長い場合 ピーク： +-+-+</p> <p>3番目が緩やかなピーク</p> |

4. 提案方式

4.1 廊下通行

廊下を横切ることなく、通路方向に沿って、1人または複数人が横並びで通行する場合を対象とする。実際には、通常のオフィスビルや病院などにおける幅2~5m程度の廊下で、交差点や出入り口付近以外の天井に設置して判定することを想定する。歩行速度は0.5m/s(非常にゆっくり)~3m/s(小走り)、通行方向は通路方向±30°、横並びは肩が触れ合う程度、縦並びは歩行速度に応じて接触しない程度の距離(1m/sであれば30cm)を判定対象とする。また、当面、検知範囲で立ち止まらないものとする。

4.2 センサの配置と検知範囲

1つのセンサで複数人の通行は判定できないので複数のセンサが必要となる。本研究では、できるだけ少ないセンサで安価に実現することを目指す。1つのセンサの1つの検知エリアを同時に1人が通行すれば判定できるので、直

感的には、少なくとも判定すべき最大人数と同じ数のセンサが必要であると思われる。

そこで、第1ステップとして、図4.1に示すように、横並びで同時に通行できる最大人数と同じ数のセンサを、通路と直交する向きに等間隔で一列に、天井に設置する。隣接するセンサ間の真中を通行しても出力信号が得られるように検知範囲を重複させるが、1つのセンサの検知範囲には最大2人まで、2人存在する場合は各々両側の隣接するセンサの検知範囲にも存在するように設定する。これにより、1つのセンサが単独で複数人の判定をするような状況をなくす。具体的には、図4.1において、通路幅2m、天井高2.7m、各センサの検知範囲を床面で幅1m、通路方向に1mとしている。肩幅50cmの通行者であれば、例えば、通行位置①③⑤、②④といった横並び通行ができるが、①②や②③などの横並びはできない。

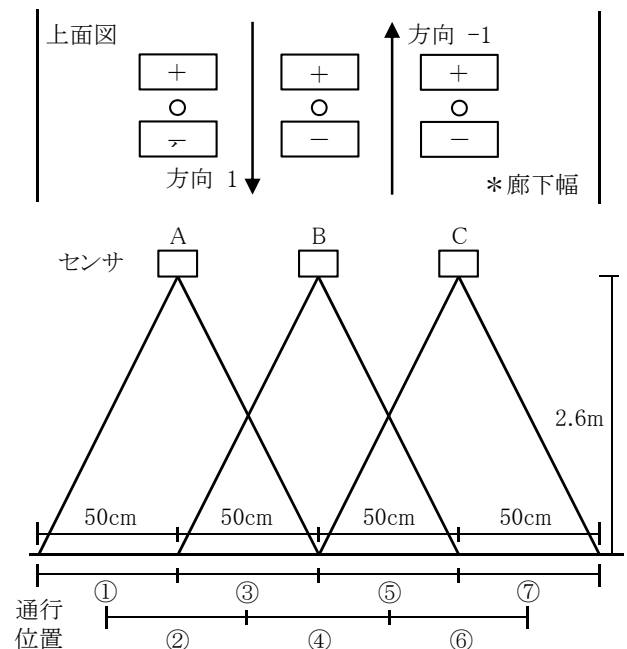


図 4.1 センサの配置と検知範囲

Figure 4.1 Sensor placement and sensing areas

4.3 センサ信号による通行の識別

デュアル型のセンサは検知範囲を通行することにより+-/-+ピーク(速度が遅いと+-+/--+ピーク)の電流が発生する。受光する赤外線の変化量に応じた振幅となり、検知範囲の中央を通行するとより大きな振幅となる。ピーク間の時間間隔は移動速度に応じて変化し、ゆっくり移動すれば時間間隔は大きくなる。また、1つの検知範囲を複数人が通行する場合は、各通行に対応した信号波形を足し合わせた信号波形が発生することが、今までの実験の経験からわかっている。

この知見に基づき、図4.1の③~⑤を1~2人が通行した際に、3つのセンサから出力されるであろう信号波形を表4.1に示す。例えば、1人が位置④を通行すると、センサB

から振幅の大きな信号が出力され、他のセンサからの出力はない。2人が位置③⑤を同方向に横並びで通行すると、センサBから振幅の大きな信号、センサAとCから振幅の小さな信号が出力される。2人が位置③⑤ですれ違うと（双方向）、センサAとCから方向に応じたピークパターンの信号が出力される。センサBからは、2つの移動が合成された信号が発生するが、通行する位置やタイミングにより色々な波形となる。

表 4.1 位置③～⑤を通行した際の波形

Table 4.1 Waveforms for walking on position ③～⑤

| 通行 | | | 信号波形 | | |
|----|---|----|------|---|---|
| ③ | ④ | ⑤ | A | B | C |
| 1 | 0 | 0 | | | |
| 0 | 1 | 0 | | | |
| 0 | 0 | 1 | | | |
| 1 | 0 | 1 | | | |
| 1 | 0 | -1 | | | |

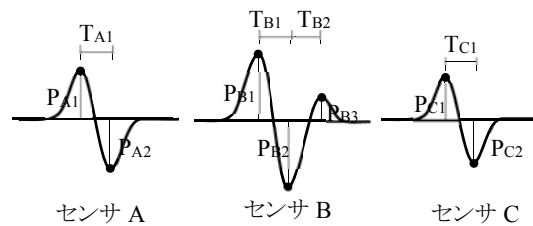
図 4.1 のセンサ配置に対して、1人の通行、複数人が検知範囲の真下を同時に通過する通行を行い、その信号波形を観察した結果、信号波形は想定通りであるが、振幅にはバラつきがあることがわかった。実際の応用では、複数人が色々な速度、位置、方向で検知範囲を通行するので、信号波形の組み合わせは膨大なものとなり、その結果を基に各通行に対する信号のピークパターンや振幅の閾値を決定することは容易ではない。そこで、通行判定に寄与すると思われるセンサ信号の特徴量を考え、機械学習手法を用いて判定することを考える。

4.4 機械学習を用いた通行判定

センサ毎にピークを検出し、以下に示す情報を機械学習のための特徴量とする。(図 4.2)

- 正規化されたピーク値
ピークの符号（連続する符号のパターン）が通行方向に寄与し、ピークの値（振幅）が検知範囲内を通行する位置や人数に寄与する。但し、振幅は人と床面の温度差により変化するため、判定に用いる全センサからのピークの最大値で正規化した値を用いる。
- 隣接するピーク間の時間
移動速度に応じてピークの振幅やピーク数が異なるため、移動速度を表す特徴量が必要である。ピーク間の時間間

隔は移動速度に対応するため、特徴量に加える。



特徴量
センサ信号のピーク値(最大値で正規化)
ピーク間時間
特徴ベクトル
($P_{A1}, P_{A2}, P_{A3}, T_{A1}, T_{A2}, P_{B1}, P_{B2}, P_{B3}, T_{B1}, T_{B2}, P_{C1}, P_{C2}, P_{C3}, T_{C1}, T_{C2}$)

図 4.2 通行判定のための特徴量

Figure 4.2 Features to detect numbers and directions

5. 実験評価

5.1 実験方法

幅 2m の廊下を想定した通行実験を行い、提案方式の評価を行った。図 5.1 に実験システムの構成、図 5.2 に実験風景、図 4.1 にセンサの配置と検知範囲、表 5.1 に通行判定装置の仕様を示す。通行判定装置は焦電型赤外線センサの基板と、信号ピーク検出機能を実装したマイコンボードから構成される。通行判定装置とサーバは WiFi で接続される。

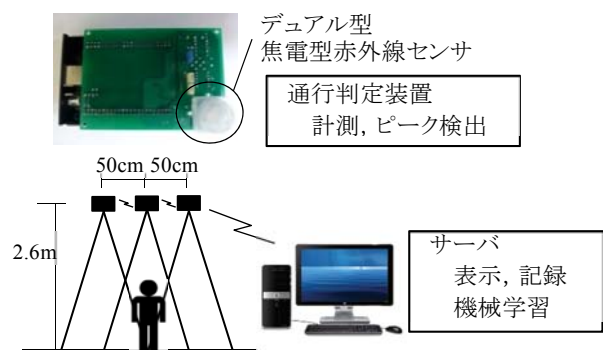


図 5.1 実験システムの構成

Figure 5.1 Experimental system

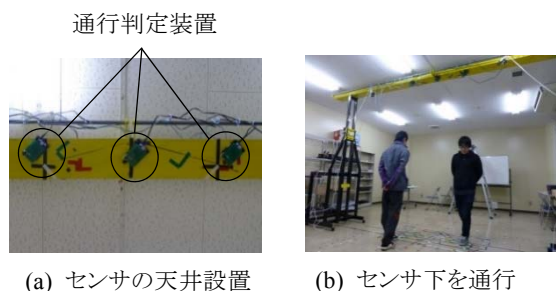


図 5.2 実験風景

Figure 5.2 Experimental scenes

表 5.1 通行判定装置の仕様

Table 5.1 Specifications of the prototype

| 項目 | 仕様 |
|------|---|
| センサ | デュアル型焦電型赤外線センサ RE200B, NL11 (日本セラミック) |
| マイコン | Beagle Bone Black (BeagleBoard.org) CPU AM3358, RAM 512MB, OS Debian |
| 通信 | Wi-Fi (USB ドングル), Ethernet |
| 電源 | 5VDC, USB 給電 |
| サイズ | 113×76×42mm |

表 5.2 に通行動作, 図 5.3 に複数人通行を説明する図を示す. 表 5.2 において, 通過時刻は複数人が検知範囲を通過するタイミングであり, 0~50cm を 10cm 刻みでずれるように通行している. 通行速度は 0.5, 1.0, 2.0m/s であり, 異速度はこれらを組み合わせている. 異なる通行方向は, 検知範囲ですれ違う通行である. 2,406 パターンの通行動作を 10 回実施した.

機械学習はサポートベクターマシンを用い, 24,060 サンプルのデータに対して 10-交差法により評価した. ツールとして, R の e1071 と kernlab のパッケージを用い [9], カーネルは, 線形, 2 次多項式, 3 次多項式, 動径基底関数とした. いずれもパッケージのデフォルト設定を使い, チューニングは行っていない.

表 5.2 通行動作

Figure 5.2 Passing through patterns

| 人数 | 通過時刻 | 通行速度 | 通行方向 | 通行パターンと通行回数 |
|------|------|------|--|--|
| 1 | — | — | — | $1 \times 3 \times 2 \times 5 \times 10 = 300$ |
| 2, 3 | 同 | 同 | 同 | $1 \times 3 \times 2 \times (6 + 1) \times 10 = 420$ |
| | 同 | 同 | 異 | $1 \times 3 \times 2 \times (6 + 3) \times 10 = 540$ |
| | 同 | 異 | 同 | $(1 \times 6 \times 2 \times 6 + 1 \times 24 \times 2 \times 1) \times 10 = 1200$ |
| | 同 | 異 | 異 | $(1 \times 6 \times 2 \times 6 + 1 \times 24 \times 2 \times 3) \times 10 = 3600$ |
| | 異 | 同 | 同 | $(5 \times 3 \times 2 \times 12 + 90 \times 3 \times 2 \times 1) \times 10 = 9000$ |
| 異 | 同 | 異 | $(5 \times 3 \times 2 \times 12 + 90 \times 3 \times 2 \times 1) \times 10 = 9000$ | |

注: 速度は 0.5, 1.0, 2.0m/s

センサ下通過タイミングは距離 0~50cm で 10cm 刻み各パターンで 10 回通行

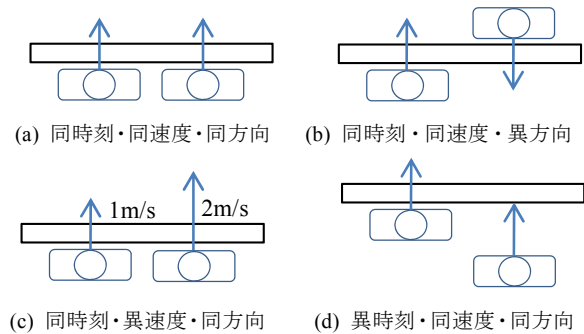


図 5.3 通行動作の例

Figure 5.3 Examples of passing actions

5.2 実験結果

表 5.3 に平均正答率を示す. 線形カーネルと動径基底関数カーネルについては, 両パッケージとも同様の正答率であるが, 2 次と 3 次の多項式カーネルについては kernlab の方が高い正答率となっている. kernlab では, 3 次多項式が 96.44% と高い正答率となり, 線形カーネルが 86.53% と低い正答率となっている.

表 5.3 通行判定の平均正答率 (%)

Figure 5.3 Average accuracy for detecting numbers and directions

| カーネル | e1071 | kernlab |
|--------|-------|---------|
| 線形 | 86.33 | 86.53 |
| 2 次多項式 | 85.85 | 94.49 |
| 3 次多項式 | 92.99 | 96.44 |
| 動径基底関数 | 93.77 | 93.83 |

表 5.4 および表 5.5 に kernlab の線形カーネルと 3 次多項式カーネルの混同行列を示す. また, 表 5.6 に混同行列に記されたクラス 1~9 の通行判定の内容を示す.

表 5.4 線形カーネル (kernlab) の混同行列

Table 5.4 Confusion matrix of linear kernel in kernlab

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 正答率 |
|---|----|----|------|------|------|------|------|------|------|-----|
| 1 | 74 | 0 | 20 | 6 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 70% |
| 2 | 0 | 97 | 0 | 22 | 4 | 0 | 0 | 3 | 0 | 77% |
| 3 | 48 | 0 | 2009 | 44 | 0 | 165 | 124 | 0 | 0 | 84% |
| 4 | 6 | 12 | 22 | 3815 | 46 | 3 | 299 | 335 | 0 | 84% |
| 5 | 0 | 35 | 0 | 28 | 2019 | 0 | 0 | 174 | 183 | 83% |
| 6 | 3 | 0 | 224 | 0 | 0 | 2797 | 30 | 0 | 0 | 92% |
| 7 | 18 | 0 | 62 | 431 | 1 | 5 | 3051 | 11 | 0 | 85% |
| 8 | 1 | 6 | 3 | 332 | 135 | 0 | 0 | 2955 | 30 | 85% |
| 9 | 0 | 0 | 0 | 2 | 135 | 0 | 1 | 32 | 2757 | 94% |

表 5.5 3次多項式カーネル (kernlab) の混同行列

Table 5.5 Confusion matrix of cubic polynomial kernel in

| | | kernlab | | | | | | | | |
|---|-----|---------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 正答率 |
| 1 | 146 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 99% |
| 2 | 0 | 143 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 100% |
| 3 | 4 | 0 | 2307 | 0 | 0 | 6 | 0 | 0 | 0 | 99% |
| 4 | 0 | 0 | 0 | 4627 | 0 | 0 | 10 | 9 | 0 | 99% |
| 5 | 0 | 7 | 0 | 0 | 2331 | 0 | 0 | 0 | 2 | 99% |
| 6 | 0 | 0 | 31 | 0 | 0 | 2964 | 0 | 0 | 0 | 99% |
| 7 | 0 | 0 | 0 | 37 | 0 | 0 | 3500 | 0 | 0 | 99% |
| 8 | 0 | 0 | 0 | 16 | 0 | 0 | 0 | 3501 | 0 | 99% |
| 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 9 | 0 | 0 | 0 | 2968 | 99% |

表 5.6 機械学習のクラス

Table 5.6 Class of machine learning

| クラス | 方向別の通行人数 | |
|-----|----------|---|
| | 左 | 右 |
| 1 | 1 | 0 |
| 2 | 0 | 1 |
| 3 | 2 | 0 |
| 4 | 1 | 1 |
| 5 | 0 | 2 |
| 6 | 3 | 0 |
| 7 | 2 | 1 |
| 8 | 1 | 2 |
| 9 | 0 | 3 |

3次多項式カーネルでは全てのクラスに対して99%以上正しく判定できている。それに対して、線形カーネルでは、頻度の高い1人通行での正答率が70%台と悪くなっている。今後、正しく分類できなかったサンプルについて、信号波形をチェックして分析を行う。

6. まとめ

複数人が横並びで通行できる廊下において、通行者の人数と方向を判定するため、通路と直交する向きに複数のセンサを天井に設置し、各センサ信号のピークの値と時間間隔を機械学習の特徴量として判定する方式を提案した。種々の通行動作に対するデータサンプルに対して、サポートベクターマシンを用いて学習・評価した。その結果、線形カーネルでは86.53%の正答率であったが、3次多項式カーネルでは96.44%と高い正答率が得られた。

今後は、正しく分類できなかったサンプルの分析に基づいた特徴量の検討や、他の機械学習アルゴリズムを用いた場合の評価などを行う。

参考文献

- 1) 秦淑彦, 神田貴大, 山崎有祐, 大光茜, 三浦晃平, "人感センサネットワークを用いたスマートビルー焦電型赤外線センサによる人物通過判定方式の改良についてー," 情報処理学会研究報告, Vol.2014-UBI-41, No.5, pp.1-8, March, 2014
- 2) 秦淑彦, 室中菜緒, 中西袖花, 藤井貴久, "焦電型赤外線センサによる通行判定方式ー1人用出入口での通行判定ー," 情報処理学会研究報告, Vol.2015-UBI-45, No.7, pp.1-7, March, 2015
- 3) 大網亮磨, 石寺永記, 植木一也, 宮野博義, 藤田光洋, 伊原康行, "監視カメラ映像に基づく人物行動・属性の抽出とその応用," 電子情報通信学会誌, Vol.95, No.5, pp.452-456, 2014
- 4) 帷子京市郎, 中村克行, 趙卉菁, 柴崎亮介, "レーザセンサを用いた歩行者通過人数の自動計測手法," 情報科学技術レターズ, 5, pp.145-148, 2005
- 5) 奥田晋也, 金田重郎, 芳賀博英, "アナログ型焦電センサによる人間の室内位置・身長判別法の提案," 情報処理学会研究報告, UBI 2004(112), pp.1-8, November, 2004
- 6) P. Zappi, E. Farella, and L. Benini, "Enhancing the spatial resolution of presence detection in a PIR based wireless surveillance network," in Proc. IEEE Conf. AVSS, 7, pp. 295-300, September 200
- 7) P. Zappi, E. Farella, and L. Benini, "Tracking motion direction and distance with pyroelectric IR sensors," IEEE Sensors Journal, Vol. 10, No. 9, pp. 1486-1494, September 2010.
- 8) Jaeseok Yun and Min-Hwan Song, "Detecting Direction of Movement Using Pyroelectric Infrared Sensors," IEEE Sensors Journal, Vol. 14, No. 5, pp.1482-1489, May 2014
- 9) "bioinformatics Rで行うSVM解析," biopnpyrus, <http://bi.biopapyrus.net/machine-learning/svm/r-svm.html>