サーモパイルアレイセンサを用いた屋内用の 人モニタリングシステム*

九鬼 正人[†]・中嶋 宏[‡]・土屋 直樹[‡]・田中 純一[‡]・畑 豊^{†§}

Indoor Human Monitoring System by Thermopile Array Sensors*

Masato KUKI[†], Hiroshi NAKAJIMA[‡], Naoki TSUCHIYA[‡], Junichi TANAKA[‡] and Yutaka HATA^{†§}

This paper proposes human movement trajectory (HMT) extraction system and a state of people estimation system by thermopile array sensors. In our systems, sensors are attached at the ceiling and acquire thermal distribution, which are two-dimensional temperatures. The system distinguishes humans, object and others by fuzzy inference based on human characteristics, such as body temperature and movement. Each human is classified by the connected-component labeling. In the HMT extraction system, it extracts HMT as label centroids trajectory. In the state of people estimation system, it distinguishes adjoining people based on shape of human distribution in label image and estimates the number of human as the number of labels. In the HMT extraction experiment, we employed an adult and he performed 15 movements. As the results, the system successfully extracted HMTs with 78[%] accuracy and positional error was 21.5[cm]. In the state estimation experiment, we employed 4 adults and they performed 4 movements. As the results, the system successfully estimated the number of humans with 52[%] accuracy.

1. はじめに

近年、ビル・オフィス内でのエネルギー消費の削減が盛んに取り組まれている。これまでエネルギー消費の削減はビル空調や照明機器について消費効率の改善や天候・季節に応じた動作の切り替えなどにより実現されてきた。現在、ドア両面に設置された透過型赤外線センサを通過した人数から室内の人数の推定を行っているシステムがあり、在室人数に応じた制御の効率化が可能である [1,2]。しかし、このシステムでは室内の詳細な人位置

を検出することが不可能であるため、人の位置および移動経路（動線）に合わせた空調・照明の制御が困難である。そのため、在室人数に加えて人の位置を推定するシステムが望まれている。たとえば、空調システムにおいて人の位置を用いることで、人がいるところのみに気流を集中させエネルギーのコストを削減することができる。また、動線により人が普段動く経路を学習し、人が活動するエリアのみ空調・照明制御することが可能である。すなわち、空調・照明を人が必要とする場所に出力を制限することで、省エネが可能である。

一般的に、人の検出には光学カメラや距離カメラなどが用いられている [3]。しかし、屋内での利用において高解像度の光学カメラでは人の顔や詳細な行動、たとえばトイレに入っている状態や脱衣/着衣などプライベートに深く関わる行動まで計測できてしまう。これらの理由から、利用者の心理的抵抗やプライバシーの侵害が発生してしまうといった問題点がある [4,5]。そのため、本研究では室内における人の体温分布に着目することによりプライバシーを侵害せず、利用者の心理的抵抗の小さい人分布検出システムの構築を行う。本研究では、人が放射する赤外線をもとに温度分布の計測を行うサーモパイルアレイセンサを使用する [6,7]。本センサはカメラと比

* 原稿受付 2013年6月28日

[†] 兵庫県立大学大学院 工学研究科 Graduate School of Engineering, University of Hyogo; Shosha, Himeji, Hyogo 671-2280, JAPAN

[‡] オムロン株式会社 技術・知財本部 Technology and Intellectual Property H.Q., OMRON Corporation; 9-1 Kizugawadai, Kizugawa, Kyoto 619-0283, JAPAN

[§] 大阪大学免疫学フロンティア研究センター WPI Immunology Frontier Research Center, Osaka University; 2Fl. IFRc Research Building, Osaka University, 3-1 Yamadaoka, Suita, Osaka 565-0871, JAPAN

Key Words: indoor human monitoring system, thermopile array sensor, thermal distribution, human movement trajectory, multi human localization.

較して十分に解像度が低く、体温をもとに人を検知する。そのため、上記のような人の詳細な行動や人の顔を撮影することができない。したがって、プライバシーの侵害および利用者の心理的影響の発生を抑えることができる。

そこで、本論文では単数のサーモパイルアレイセンサを用いて人の動線を記録するシステムを提案する。本システムでは、サーモパイルアレイセンサを天井に設置し、部屋全体の測定を行う。提案手法について、計測された温度分布中には人の温度および机や床などの温度が測定されている。そのため温度分布より室温を除去し温度差分布を算出する。つぎに、温度差分布に対しファジィ推論を用いてすべての人分布の抽出を行う。ここで、人および物体の温度に関する知識より三つのファジィIF-THENルールの構築を行う [8]。つぎに抽出した人分布に対しラベリング処理を適用することで個々の人分布を抽出する。抽出した人分布について、ラベルの重心を算出しその軌跡を動線として抽出する。実験では成人男性1人について歩行に関する15種の行動パターンを試験した。その結果、提案手法により人と机などの物体の分別に成功し、すべての行動パターンで動線抽出に成功した。

また、在室人数の推定および人の位置の推定を行う在室状況推定システムを提案する。本システムでは、上記のサーモパイルアレイセンサ4台を天井に設置し室内の温度分布の計測を行う。提案手法について、動線抽出システムと同様にファジィ推論およびラベリングにより人分布の抽出を行う。抽出後、想定された要素数より大きいラベルに対しては、人の重なりが生じていると見なしラベルの分割を行う。最後に、在室人数をラベルの総数、人の位置をラベルの重心として推定を行う。実験では、屋内に人が2~4人いる状況を想定し、4種の行動パターンにおける温度分布の計測を行い、在室人数および人位置の推定を行った。その結果、すべての行動パターンに対して在室人数と位置の推定に成功したことを確認した。

2. サーモパイルアレイセンサ

本研究では Fig. 1 に示すサーモパイルアレイセンサ (オムロン株式会社, D6T-44L-01) を用いて室内の温度分布の計測を行う。このセンサは物体が放射する赤外線量を基に、広範囲の温度分布を測定することが可能である。本センサは 273[K] から 323[K] までの温度分布を 65535 階調 (16[bit]) に量子化し出力するセンサである。本センサにおいて、サーモパイル素子が Fig. 1 の右側に示すとおり二次元状に実装されている。そのため、 4×4 素子からなる広範囲の温度分布を計測可能である。また、視野角は $54 \times 54[^\circ]$ である。そのため、俯角 $63[^\circ]$ で設置高さ 3.0[m] かつ測定高さ 1.7[m] のとき、高さ 1.7[m] で $2.0[m^2]$ 四方を測定可能である。Fig. 2(a) に単一センサの温度分布例および Fig. 2(b) に同測定範囲内のカメラ画像を示す。Fig. 2 より、床は温度が低く、人は温度が高いことが確認できる。

Fig. 1 The thermopile array sensor

Fig. 2 An example of thermal distribution

3. 動線抽出システム

3.1 システム構成

本システムの構成を Fig. 3 に示す。センサを地面に向け天井に設置する。センサにより定期的に部屋の温度分布を測定し、PC に伝送する。PC にて温度分布を解析し、動線 (HMT, Human Movement Trajectory) の抽出を行う。

Fig. 3 The system construction

3.2 提案手法

提案手法の流れを Fig. 4 に示す。まず、計測された温度分布に対し室温除去を行うことにより温度差分布を抽出する。つぎに、温度差分布に対しラベリング処理を行うことにより人分布をラベル画像として抽出する。続いて、ラベル画像内の各ラベルについて重心を算出する。本システムでは、ラベルの重心の軌跡を人の動線と定義し抽出する。最後に、得られた動線を折れ線として記録・可視化する。

3.2.1 室温除去

現サンプル t の温度分布 $T_{0t}(x,y)$ について室温の除去を行う。温度分布は、季節・時間帯・冷暖房・直射日光などによる室温の変化の影響を受け変動する。そこで、温度分布から室温を除去し Fig. 5 に示す温度差分布 (TDD) $T_t(x,y)$ を算出する。これまで得られた測定データより、室温は床の温度に近似でき、また床の温度は温度分布内の最低温度に近似できる。そこで、本手法では室温として温度分布内の最低温度を用いる。

Fig. 4 The flowchart of proposed method

Fig. 5 An example of TDD for Fig.2 (a)

3.2.2 ファジィ推論による人検知

先行研究において、人検知を温度値に基づいて行っていた。具体的には、温度値についてしきい値以上なら人とし、そうでなければ背景とした。しかし、従来法では人に近い温度を持つ物体、たとえば机およびヒータと人の区別ができなかった [9]。

そこで、本研究ではファジィ推論により人と物体を分別し、人分布を抽出する。まず、温度差分布からファジィ推論を用いて所属度分布 $\mu_t(x, y)$ を算出する。ファジィ推論では、あらかじめ得られた知識・経験をもとにルールを組む。本システムでは、人は体温をもつ、人は動くといった人および物体に固有の特徴を取り入れ、人と物体の分別を試みる。これらの知識を取り入れることで、従来法と比較してロバストな人検知が可能となる。本研究において、ファジィ所属度 $\mu_t(x, y)$ は人および物体の温度に関する知識を用いて決定する。

知識 1 人の体温は室温より高い。

知識 2 机などの高温な物体は動かない。

知識 3 人の位置は連続的である。

以上の知識から、以下のファジィ IF-THEN ルールを構築する。

ルール 1 温度 $T_t(x, y)$ が $HIGH_T$ ならば、人である所属度 $\mu_{Tt}(x, y)$ は高い。

ルール 2 温度の階差の絶対値 $|\Delta T_t(x, y)|$ が $LOW_{\Delta T}$ ならば、物体である所属度 $\mu_{\Delta Tt}(x, y)$ は高い。

Fig. 6 Fuzzy membership functions for background removal

ここで、 $|\Delta T_t(x, y)|$ は $T_t(x, y)$ の時間に対する階差の絶対値を指す。ルール 1, 2 に対し、それぞれファジィメンバーシップ関数 $HIGH_T$ と $LOW_{\Delta T}$ を Fig. 6 のとおり定義する。Fig. 6 において、 min_T と物体の温度で max_T は人の体温を示す。また、 $min_{\Delta T}$ は物体による温度変化で $max_{\Delta T}$ は人が移動するときの温度変化を示す。このよう関数を定義することで、物体に対しては低い所属度、人に対しては高い所属度で分別可能である。過去の実験より、各パラメータは時間によらず一定であったため実験データより経験的に決定する。ファジィ所属度 $\mu_T(x, y)$ と $\mu_{\Delta T}(x, y)$ はそれぞれ (1) 式と (2) 式より算出する。

$$\mu_T(x, y) = \min(S_{T_\alpha}(T(x, y)), HIGH_T) \quad (1)$$

$$\mu_{\Delta T}(x, y) = \min(S_{|\Delta T_\alpha|}(|\Delta T(x, y)|), LOW_{\Delta T}) \quad (2)$$

ここで、ファジィシングルトン関数 $S_\alpha(\beta)$ は (3) 式のとおり定義される。

$$S_\alpha(\beta) = \begin{cases} 1, & \text{if } \beta = \alpha \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

ファジィ所属度 $\mu_t(x, y)$ は所属度分布の各要素であり、(4) 式のとおり定義する。

$$\mu_t(x, y) = \mu_{Tt}(x, y) \times (1 - \mu_{\Delta Tt}(x, y)) + \mu_{t-1}(x, y) \times \mu_{\Delta Tt}(x, y) \quad (4)$$

(4) 式において、第一項は人が動いているときの所属度、第二項は人が静止しているときの所属度を示している。たとえば、人が入ってきたときは第一項の μ_{Tt} および $1 - \mu_{\Delta Tt}$ がともに high になる。つぎに、人が静止しているときに過去の所属度 μ_{t-1} および $\mu_{\Delta Tt}$ が high となる。最後に、人がいなくなり温度が低くなるとすべての項が low となる。以上の仕組みにより、人検知を行う。

最後に、所属度分布より人分布を作成する。人分布では、‘1’が人、‘0’が背景を表す。人分布の各要素 $C_t(x, y)$ は (5) 式より算出する。

$$C_t(x, y) = \begin{cases} 1, & \mu_t(x, y) > \mu_{TH} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

3.2.3 ラベリングによる人分布の抽出

人分布には、人が‘1’、それ以外を‘0’の画素として記録されている。人分布から人の位置を抽出するため、人分布に対し8近傍のラベリングを適用し、ラベル画像を算出する。8近傍のラベリングにより、上下斜めに連結した成分を一つのラベルとし、固有のラベル番号を与える。ラベル番号について、本手法では‘1’、‘2’、…、‘k’は人を示し、‘0’は背景を示す。

3.2.4 動線抽出

ラベル画像について、人分布の位置を抽出するため各ラベルの重心を(6)式により算出する。

$$x_{cog} = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} x_i}{N}, \quad y_{cog} = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} y_i}{N} \quad (6)$$

ここで、 x_{cog} および y_{cog} はそれぞれラベル重心の x, y 座標を表す。 x_i および y_i はそれぞれラベルを構成する各要素の x, y 座標を表す。 N はラベルの全要素数を表す。本システムでは、ラベル重心の軌跡を動線と定義する。また、本システムでは数 [Hz] 間隔で測定を行うためラベル重心は時間に対し離散的に得られる。そのため、動線は過去数サンプル分の折れ線で記録・可視化し、現在位置を丸印にて示す。

3.3 実験方法

3.3.1 実験手順

本システムによる動線抽出における位置精度と感度を評価するため実験を行った。これまでの実験において、成人6人に対し歩行時および立位静止時の温度値を測定している。当実験において、各個人間の温度差は0.5K未満であり有意な差はみられなかった。また、3.3.2に示すパラメータによって人検知を行ったところ、すべての人物に対し人検知に成功した。したがって、本実験では被験者を成人男性1名に絞り、Table 1に示す15種の行動パターンを行った。行動パターンは11種の歩行に関する行動パターン（以後、Dynamicとする）と、4種の静止する行動パターン（以後、Staticとする）から構成される。測定時間は、Dynamicが3分でStaticは1分と設定した。

Table 1 Motion patterns

Static	Dynamic	
Standing	Slow walking	Meandering
Lying	Walking	Skipping
Sitting	Fast walking	Crawling
Squat	Running	Step by step
	Half-crouch walking	Walking beside a heater
		Walking around a table

3.3.2 実験条件

本実験では、ファジィ推論による人検知感度を評価するため、提案手法と従来法で比較を行う。従来法では、提案手法に対し、ファジィ推論の代わりに温度差分布の

温度値に基づくしきい値処理により人分布を抽出する[9]。本実験において、そのしきい値は2.5[K]と設定した。3.3.3に示す条件下で測定したデータにおいて、床の温度は0.0~0.2 [K]であり、人の温度は5.0~10.0[K]であった。そのため、雑音に対するマージンをとるため人の最低温度の半分をしきい値とした。動線の真値はカメラより手動で設定した。真値は、被験者が立位時は頭部、臥位時は胴の中心を基準とした。 μ_{TH} は0.6とし、 min_T , max_T , $min_{\Delta T}$, $max_{\Delta T}$ はそれぞれ1.5 [K], 4.5 [K], 0.5 [K], 1.5 [K]と設定した。これらのパラメータは、3.3.3に示す条件下で測定したデータにおいて、静止時における人の温度分布の最大値を max_T 、物体の温度分布の最大値を min_T とした。また、人が1.0 [m/s]の速さで通過したときの5サンプル分における温度変化を $max_{\Delta T}$ 、同様に物体の温度変化を $min_{\Delta T}$ とした。1.0 [m/s]で歩行する人を検知するためセンサのサンプリング間隔は4.0[Hz]と設定した。

3.3.3 実験風景

センサは仮設住宅の高さに基づき Fig. 7(a) のとおり高さ2.73[m]に設置し、測定面の高さは日本人の平均身長1.70[m]とした[10]。このとき、測定可能範囲は高さ1.70[m]で1.60[m²]四方となる。そこで、この範囲を Fig. 7(b) のとおり測定エリアに設定し、センサの各素子と対応付けるため4×4マスに区切った。そのため、1マスあたりの長さは0.40[m]となる。

Fig. 7 The experimental scene

3.3.4 評価指標

抽出した動線の定量的評価を行うため、2種の指標を定義した。一つ目の指標は有効抽出率 VER である。VER はシステムの動線抽出に対する感度を表す。VER は(7)式より算出する。

$$VER = \frac{N_{eg}}{N_g} \times \frac{N_s - (N_e + N_g - N_{eg})}{N_s - N_g} \times 100[\%] \quad (7)$$

(7) 式について、第一項は真陽性率、第二項は真陰性率を表す。 N_g は真値が定義されているサンプル数、 N_e は抽出した動線が定義されているサンプル数、 N_{eg} は抽出した動線と真値がともに定義されているサンプル数を表

す。また、 N_s は総サンプル数を示す。二つ目の指標は平均抽出誤差 MEE である。MEE は抽出した動線の真値に対する位置の平均誤差を表す。MEE は (8) 式より算出する。

$$MEE = \frac{\sum_{i=0}^{N_s-1} \sqrt{(x_n^e - x_n^g)^2 + (y_n^e - y_n^g)^2}}{N_s} \times 40 [\text{cm}] \quad (8)$$

ここで、 x_n^g と y_n^g はサンプル n における真値の x, y 座標、 x_n^e と y_n^e は抽出した動線の x, y 座標を表す。40[cm] は測定エリア 1 マスの長さに対応する。

3.4 評価指標

成人男性 1 名に対し 15 種の行動パターンで動線抽出を行い、本システムによる動線抽出精度を評価した。Fig. 8 に従来法と提案手法での VER と MEE の算出結果を示す。室温は 291.9 [K] となった。Table 2 より、VER は “Crawling” を除き 65% 以上となった。匍匐前進では VER は 40% となった。MEE の平均値は 21.5cm となり、これは測定エリアの 1 マスの長さに対し半分程度である。MEE は走る、スキップといった速い移動を伴う行動パターンで増加した。本システムと同様なシステムとして、加速度センサ・方位センサを用いた位置推定システムがあり、平均誤差 115.7 [cm] の精度で位置推定を行っている [11]。一方、本システムでは上記の通り平均誤差が 21.5 [cm] の精度であった。以上より、すべての行動パターンで単数人の動線を高精度に抽出したことを確認した。

つぎに、従来法と提案手法を比較し、Welch の t 検定により四つのグループで有意差が見られるか調査した。調査を行ったグループはすべての行動パターン、Table 2 の Dynamic、Table 2 の Static と Walking beside a heater および Walking around a table (以後、Objects とする) の 4 種である。検定では、“従来法と提案手法で有意差がない” という帰無仮説のもと、有意水準 α は 0.05 とした。Table 3 に各グループの VER および MEE における p 値を示す。Table 3 より、Objects グループでは VER および MEE の両方で p 値が 0.05 未満となり、有意差が確認された。同グループについて、Fig. 8(a) より提案手法で VER が高くなった一方で従来法では 0 となった。また、Fig. 8(b) より、提案手法の MEE は従来法の半分となった。一方、他のパターンではいずれも p 値は 0.05 より大きくなったことから有意差は見られなかった。以上のことから、ファジィ推論による提案手法が人と物体の分別に成功し、同グループで精度が向上したことが確認できる。Fig. 8(b) より、提案手法の VER は従来法に対しわずかに高くなった。これは、とくに静的な行動パターンでよくみられた。一方で、提案手法の MEE は静的な行動パターンにおいて増加した。これは、従来法と比べ提案手法では動線の位置が定常的にずれ続けていたためである。

Fig. 9 から Fig. 12 はそれぞれ歩行、蛇行、机の周り

Table 2 The numeric evaluation for human movement trajectory extraction ($N_s = 125$ in the Static, 365 in the Dynamic)

Category	Motion Pattern	VER [%]	MEE [cm]
Static	Standing	89.22	21.95
	Lying	82.60	16.61
	Sitting	100.00	20.91
	Squat	98.29	18.38
Dynamic	Slow walking	76.96	19.70
	Walking	76.64	24.59
	Fast walking	73.18	23.69
	Running	68.84	34.31
	Half-crouch walking	85.09	14.40
	Meandering	75.75	22.71
	Skiping	65.14	31.14
	Crawling	41.91	29.07
	Step by step	93.75	7.68
	Walking beside a heater	73.31	19.52
	Walking around a table	77.76	18.25
	Average $\pm$ SD	78.56	21.53

Table 3 The Welch t-test result of VER and MEE

Group	p-value	
	VER	MEE
All patterns	0.163	0.625
Dynamic	0.443	0.282
Static	0.443	0.060
Objects	0.019	0.013

を歩くおよび匍匐前進における動線の抽出結果である。明線は抽出した動線、暗線は動線の真値を示している。Fig. 9 より、歩行時において動線抽出に成功したことを確認した。また、被験者が測定エリアを斜めに横切る際に位置に対する誤差があることを確認した。Fig. 10 より、蛇行した動線を正しく抽出したことを確認した。Fig. 11 より、机が高い温度を保持していたにもかかわらず、システムにより動線抽出に成功したことを確認した。Fig. 12 より、ヒータが存在する場合においても動線抽出に成功したことを確認した。

3.5 考察

本実験ではファジィ推論を用いた動線抽出システムにより、人単独の抽出に成功したほか、物体と人の分別に成功したことを確認した。今回、ファジィ推論における各知識について、物体と人の分別に寄与したのは知識 2 であると考えられる。知識 2 により、動いている人を検知し、動いていない物体を検知しないようにすることで行動パターン “Walking beside a heater” と “Walking around a table” にて精度の向上が見られたためである。さらに、停止している人が一時的に低い温度であり、知識 1 で検知できないときに知識 3 により過去の所属度を利用することで人検知の頑強性を向上させることができた。一方、知識 1 は従来法による温度値による判別と同

Fig. 8 Comparison of parameters VER and MEE

等であるため、精度向上にはつながっていないものと考えられる。また、ファジィ推論を用いた利点として人や物体、あるいは熱源などの知識を導入することでこれらの分別および人検知精度の向上が容易にできることが挙げられる。今後、オフィス内に存在すると想定される冷暖房機器、PC ディスプレイなどの熱源を含む環境で実験を行い、熱源に関する知識を導入して熱源と人の分別を行うシステムを構築予定である。

4. 在室人数推定システム

4.1 システム構成

3.1 に示すシステムにおいて、在室人数の推定は困難である。これは、温度分布において人が最大 2×2 素子となり、温度分布の大半を占めるためである。そこで、本研究では 4 個のサーモパイルアレイセンサにより測定範囲を広げた在室人数推定システムを構築した。本システムの構成を Fig. 13 に示す。本研究では 4 個のサーモパイルアレイセンサを Fig. 13(b) に示すように俯角 27° かつ水平角 27° でそれぞれ設置する。これにより Fig. 14 に示すように各センサの温度分布間における空きが最小限で、連続する 8×8 素子からなる温度分布を計測可能である。各センサを Fig. 13(a) に示すように高さ 3.0m に設置したとき、測定可能範囲は高さ 1.7m において 4.0m^2 となる。経験的に、システムの設置高さ 2.4m 、測定面の高さを 1.7m としたときにおいて、温度分布上で人は 3×3 要素以下からなる。そのため、本システムは最大 $(8 \times 8)/(3 \times 3) = 7\text{[人]}$ まで検出可能である。

Fig. 9 The result of human movement trajectory extraction in "Walking"

Fig. 10 The result of human movement trajectory extraction in "Meandering"

Fig. 11 The result of human movement trajectory extraction in "Walking around a table"

Fig. 12 The result of human movement trajectory extraction in "Crawling"

Fig. 13 The measurable area in the system

Fig. 14 An example of the distribution of the system

4.2 在室人数の推定法

提案手法の流れを Fig. 15 に示す。最初に、計測された温度分布に対し 3.2.1 に示す室温除去を行うことにより温度差分布を抽出する。ただし、本システムにおいて温度分布はセンサの特性に依存する。そのため、同処理を Fig. 16 のとおり各センサの温度分布ごとに適用しセンサ間の特性差を除去する。つぎに、温度差分布より 3.2.2 に示すファジィ推論を用いて人分布を抽出する。その後、得られた人分布に 3.2.3 に示すラベリング処理を適用し、各個人の人分布を個別のラベルとして抽出する。続いて、各ラベルの要素数を基にラベル内の人数を推定し、ラベルの分割を行う。最後に在室人数をラベルの数、人の位置をラベルの重心として推定する。

Fig. 15 The flowchart of proposed method

Fig. 16 An example of TDD for Fig. 14 (a)

4.2.1 在室人数の推定法

本手法では在室人数をラベルの数として推定する。しかし、一部ラベルが複数人を含んでいる場合がある。人が隣接するとき、全員が同じラベルとなり人数を少なく見積もることとなる。そこで、単一ラベルに含まれる複数人を分別する手法を提案する。まず、ラベルの要素数を検査する。隣接している人数 N_{adj} を (9) 式より推定する。

$$N_{adj} = \left\lceil \frac{S-1}{S_h} \right\rceil + 1 \quad (9)$$

ここで S はラベルの要素数、 S_h は 1 人に対応するラベルの最大要素数である。複数人が隣接していない場合、 $N_{adj} = 1$ となるためラベルの分割を行わない。一方、隣接している場合は $N_{adj} > 1$ となるためラベルの分割を行う。このとき、ラベルの画像モーメントに基づいてラベルの主軸と副軸を算出する。隣接する人は 1 列に並んでいることが多い。このとき、ラベルの形は Fig. 17(a) の通り楕円状になる。したがって、本手法では Fig. 17(b), (c) のようにラベルを副軸に平行な線分で N_{adj} 個のラベルに等分割することで隣接した人を分別する。

Fig. 17 An example of label division ($S=9$, $S_h=3$)

4.3 実験方法

4.3.1 実験手順

本システムによる隣接している人の分別能力、また在室人数の推定精度を評価するため実験を行った。成人 4 名 (3 人: 男性, 1 人: 女性) を被験者として、4 種の行動パターンで在室人数および人の位置の推定を行った。被験者が最大 4 名とした理由として、実用上において 4 名を超える人が測定範囲内に同時に入る可能性が低く、またそのような場合を多人数と一括して扱うことで空調・照明の省エネ制御に十分であるためである。オフィス内では、人は座位および立位状態のほかには歩行している場合がある。そこで、行動パターンは “Standing in each area”, “Standing in a row”, “Walking in a row”, “Walking in a row (2 people)” の 4 種を行った。各行動パターンについて、前者 2 種は立位状態のまま静止し続ける静止系、後者 2 種は歩行を行う動作系と定義した。各行動パターンの移動経路を Fig. 18 に示す。Fig. 18 において、赤線は Fig. 19 内の測定エリアに対応する。動作系は 5 回繰り返し、静止系は以下の手順で行う。

1. 1 人ずつ 10 秒ごとに測定エリア内に入る。
2. 全員がエリアに入った後、30 秒間静止する。
3. 1 人ずつ 10 秒ごとに測定エリアから出る。

Fig. 18 The trajectory of each movement pattern

4.3.2 実験条件

同実験において、熱雑音を取り除くため測定開始時の温度分布で背景差分を行った。また、 min_T , max_T , $min_{\Delta T}$, $max_{\Delta T}$ はそれぞれ 0.1[K], 0.4[K], 0.01[K], 0.05[K] と設定した。ラベル画像上で人は 2~3 素子からなるため、 S_h は 3 とした。一般的に、在室人数は 1~2 秒の短時間では変化しない。そのため、サンプリング間隔は 0.5[Hz] とした。在室人数の真値はカメラ画像より決定した。

4.3.3 実験風景

実験風景を Fig. 19 に示す。センサは高さ 2.4[m] に設置した。この高さは日本での仮設住宅の高さに基づいて決定した。また、測定面の高さは日本人の平均身長に基づき 1.7 [m] とした [10]。そのため、測定エリアは高さ 1.7 [m] にて 3.0[m²] となる。

Fig. 19 The experimental scene

4.3.4 評価指標

推定人数と真値を比較して推定精度を評価する。ここで、三つの指標を定義する。一つ目は正答率 CR, 二つ目は過推定率 OER, 三つ目は未推定率 MER である。各指標は (10) 式より算出する。

$$CR = \frac{N_{CR}}{N_s}, OER = \frac{N_{OER}}{N_s}, MER = \frac{N_{MER}}{N_s} \quad (10)$$

ここで、 N_s は総サンプル数を示す。 N_{CR} は推定人数と真値が一致したサンプル数、 N_{OER} は推定人数が真値よりも多くなったサンプル数、 N_{MER} は推定人数が真値よりも少なくなったサンプル数を指す。

4.4 実験結果

本実験により本システムによる在室人数の推定精度の評価を行った。本実験において、室温は 296.8[K] となった。Table 4 および Fig. 20 に提案手法の評価結果を示す。Fig. 21 から Fig. 24 は時系列上での推定人数の結果である。Fig. 25 は “Standing in each area” における提案手法の処理結果である。

Table 4 および Fig. 20 より、提案手法で総計 52.4 ± 12.4 [%] の正答率、 21.8 ± 6.2 [%] の過推定率、 25.8 ± 17.0 [%] の未推定率となった。静止系では、いずれも高

Table 4 Result of numeric evaluation for number of people estimation

Motion Pattern	CR [%]	OER [%]	MER [%]
Standing in each corner ($N_s = 49$)	69.4	26.5	4.1
Standing in a row ($N_s = 49$)	53.1	20.4	26.5
Walking in a row ($N_s = 59$)	40.7	13.6	45.8
Walking side by side ($N_s = 56$)	46.4	26.8	26.8
Average $\pm$ SD	52.4 ± 12.4	21.8 ± 6.2	25.8 ± 17.0

Fig. 20 The estimation accuracy of the number of people

い正答率を示した。一方、動作系は静止系と比べて正答率が低下した。過推定率はいずれの行動パターンでも約 20[%] から 30[%] となった。“Standing in each area” では未推定率は 4.1 [%] と低い値を示したが、“Walking in a row” では 45.8[%] となった。これは、人の出入りが他の行動パターンよりも多いことが原因と考えられる。

Fig. 21 から Fig. 24 より、真値に対し推定人数が遅れて検知されることを確認した。たとえば、Fig. 21 において 2 人目が測定エリアに入るときに、推定人数が真値に対し 3 サンプル (6 秒) 遅れて変化した。同様に、1 人目が測定エリアから出るときに、推定人数が真値に対し 2 サンプル (4 秒) 遅れて変化した。

Fig. 25(c) より、隣接した 3 人を含むラベルを 3 個のラベルに分割できたことを確認した。この結果より、提案手法が隣接した人を分別できることを確認した。また、本実験による在室人数の平均誤差は 0.5 人であった。本システムと同様なシステムとして、CO₂ 濃度センサと赤外線センサを用いた在室人数推定システムが存在する。当システムでは在室人数を平均誤差 0.4 人で人数推定を行っている [12]。当システムとの比較より本システムにより複数種のセンサを用いたシステムと同程度の精度を示したことを確認した。以上の結果から、一部未推定および過推定が見られたものの、すべての行動パターンで在室人数の推定と位置特定に成功したことを確認した。

Fig. 21 The estimation result of the “Standing in each corner”

Fig. 22 The estimation result of the “Standing in a row”

Fig. 23 The estimation result of the “Walking in a row”

Fig. 24 The estimation result of the “Walking side by side”

4.5 考察

実験結果より、人数の過推定は人が測定エリアから出るときに多くみられた。このときの測定結果を Fig. 26 に示す。同図において、(a) はカメラ画像、(b) はシステムにより作成したラベル画像である。Fig. 26(a) および (b) 内の対応する枠より、1 名が外に出ているにもかかわらず水色のラベルとして検知されていることが確認できる。これは、測定エリアとセンサの測定可能範囲の違いが原因であると考えられる。さらに、同じく過推定がラベルを実際の人数よりも多く分割する形で発生した。このときの測定結果を Fig. 27 に示す。Fig. 27(a) および (b) 内の対応する枠より、1 名が 2 名分のラベルに分割さ

Fig. 25 Processed images of proposed method

Fig. 26 Processed images when a person was out of the area

Fig. 27 Processed images when a person was in the area

れていることが確認できる。同現象は人が測定エリアの端にいるときに頻出した。測定エリアの端では、測定エリア中央と比較して人がセンサに赤外線を放射する面積が多くなる。測定エリア中央では、頭部および肩部のみが放射面積となるのに対し、測定エリアの端に近づくにつれ全身が放射面積となる。そのため、温度分布上での人分布が広がりラベルの要素数が増加したことが原因と考えられる。

5. おわりに

本論文では、ビル・オフィスにおける空調・照明の制御効率化を目的とした屋内用の人モニタリングシステムを提案した。その中で、サーモパイルアレイセンサを用いた動線抽出システムおよび在室状況推定システムを提案した。いずれのシステムにおいても、室温除去により室温の影響を除去し、ファジィ推論およびラベリングにより人分布の検知を行った。

4 × 4 素子のサーモパイルアレイセンサ 1 台を用いた実験では、成人男性 1 名に対し 15 種の行動パターンで動線抽出を試みた。その結果、すべての行動パターンで動線抽出に成功したことを確認した。ファジィ推論を含

まない従来法では、机やヒータを含んだ行動パターンで動線抽出に失敗した。

つぎに、4個のサーモパイルアレイセンサを用いた実験では、成人4名を被験者として4種の行動パターンで在室人数と位置の推定を行った。実験結果より、本システムが隣接した複数人を分別し在室人数と位置の推定に成功したことを確認した。これらの実験結果より、ファジィ推論とラベル分割を用いた提案手法は在室人数の推定と位置特定に適しているといえる。

以上より、提案システムにより部屋内の人数および人の位置を推定可能であり、ビル・オフィスにおける空調・照明の制御効率化に適していることが示された。今後、各システムをオフィスなどの実環境で動作試験を行うほか、複数人の動線抽出を行いインバリエント解析による異常行動の検知を試みる。

参考文献

- [1] B. D. Abrams: Toward a model for collaborative gerontechnology: Connecting elders and their caregivers; *Creating, Connecting and Collaborating through Computing, C5, Sixth International Conference on*, pp.109–114 (2008)
- [2] F. Wahl, M. Milenkovic and O. Amft: A distributed PIR-based approach for estimating people count in office environments; *Proc. of the 10th IEEE/IFIP International Conference on Embedded and Ubiquitous Computing* (2012)
- [3] T. Toshiyo, K. Atsushi, N. Masayuki, T. Akira, S. Kazuo and Y. Ken-Ichi: E-healthcare at an experimental welfare techno house in Japan; *Open Med Inform*, Vol. 1, pp.1–7 (2007)
- [4] J. Segen: A camera-based system for tracking people in real time; *Pattern Recognition, Proc. of the 13th International Conference on* (1996)
- [5] S. Kanazawa, K. Taniguchi, A. Kazunari, K. Kuramoto, S. Kobashi and Y. Hata: A fuzzy automated object classification by infrared laser camera; *Proc. of SPIE Defence, Security and Sensing 2011* pp. 805815-1-9 (2011)
- [6] M. C. Foote, M. Kenyon, T. R. Krueger, T. A. McCann, R. Chacon, E. W. Jones, M. R. Dickie, J. T. Schofield and D. J. McCleese: Thermopile detector arrays for space science applications; *Proc. of SPIE4999*, pp.443–447 (2003)
- [7] A. W. V. Herwaarden and P. M. Sarro: Thermal sensors based on seebeck effect; *Sensors and Actuators*, Vol. 10, pp.321–346 (1986)
- [8] L.A. Zadeh: *Fuzzy sets and applications*, John Wiley and Sons (1987)
- [9] 九鬼, 中嶋, 土屋, 倉本, 小橋, 畑: サーモパイルアレイセンサを用いた在室人数推定システム; 第57回システム制御情報学会研究発表講演会講演論文集 (2013)
- [10] Ministry of Education, Culture, Sports, Science and Technology-Japan: Statistical abstract 2006 edition 3 Physical Education and Sports; <http://www.mext.go.jp/english/statistics/1302984.htm> (2006)
- [11] 伊澤, 甲田, 新津: 加速度センサ・方位センサを用いた屋内位置推定方式: 平成23年度電子情報通信学会東京支部学生会研究発表会 (2012)
- [12] 立川, 西: 環境センサを利用した在室人数推定手法; 日本建築学会環境系論文集, 第75巻, 第650号, pp.355–362 (2010)

著者略歴

く き まさと
九 鬼 正 人

1990年生。2012年3月兵庫県立大学工学部電子情報電気工学科卒業、同年4月兵庫県立大学大学院工学研究科博士前期課程入学、現在に至る。サーモパイルアレイセンサによる人検知研究に従事。IEEEなどの学生会員。

なか じま ひろし
中 嶋 宏 (正会員)

1985年神戸大学工学部システム工学科卒業、2004年熊本大学自然科学研究科博士後期課程システム情報科学専攻修了。1985年立石電機株式会社（現オムロン株式会社）入社、現在、同社の技術専門職。九州工業大学客員教授、京都嵯峨芸術大学非常勤講師なども勤める。人類、人工物（機械、情報）、環境へのヘルスマネジメント技術展開に尽力している。ソフトウェア、データ解析などが専門。博士（工学）。2007年International Fuzzy Systems Association(IFSA)より Outstanding application award, 2009年日本知能情報ファジィ学会より論文賞, 2011年SPIEより Biomedical Wellness Award を受賞。日本知能情報ファジィ学会, 人工知能学会, 情報処理学会, 計測制御自動学会, 情報処理学会, IEEE, ACM, AAAIなどの会員。

つち や なおき
土 屋 直 樹

2001年神戸大学大学院自然科学研究科修士課程修了。同年オムロンソフトウェア株式会社に入社、音声認証技術の開発に従事。2005年オムロン株式会社へ転籍、音を用いた製品検査技術の開発を経て、現在は家庭での健康管理を支援する生体計測とアプリケーションの研究に従事。2009年日本知能情報ファジィ学会論文賞を受賞。日本知能情報ファジィ学会, IEEEの会員。

たなか
田中じゅん いち
純一

2004年早稲田大学大学院電気通信工学
科修士課程修了。同年 オムロン株式会
社に入社。光導波路を利用したモバイル機器
内光通信デバイスの開発・MEMS 絶対圧
センサの開発を経て、現在はオフィス内の
空調・照明制御用人体感センサをターゲット
にした、MEMS 赤外線アレイセンサの開発に従事。電気学会
の会員。

はた
畑ゆたか
豊 (正会員)

1961年生。1989年3月姫路工業大学(現
兵庫県立大学)大学院工学研究科電気工学
専攻博士課程修了。同年4月助手、2000
年4月教授となり現在に至る。ファジィ論
理を用いた医療・生体・非破壊検査システ
ムの開発に従事。IEEE Fellow, 電子情報
通信学会, 日本ME学会, 日本知能情報ファジィ学会, バイ
オメディカルファジィシステム学会, 日本臨床バイオメカニ
クス学会の会員。