

# 離散センサデータを用いた人の位置推定

○川北光起 大谷雅之 (近畿大学)

## Human Position Estimation Using Discrete Sensor Data

\* K. Kawakita and M. Otani (Kindai University)

**Abstract** — This paper proposes a positioning method that only use discrete data set which are from multiple motion sensors that are simple and inexpensive since these sensors notice whether someone is exist or not. Concretely, we defined the positioning problem using multiple motion sensors as nonlinear programming and added some constraints that are calculated from the change of sensor data. To evaluate our method, we conduct Monte Carlo simulation to obtain the estimated position. First, (1) we detect the time when a sensor data is changed and make new data set (TC). Next, (2) we generate positions which are corresponded to TC dataset and do not violate the constraints calculated from TC dataset. Then, (3) we calculate errors to every estimated positions. From the simulation, we revealed the following findings: (i) the error function is incomplete due to the gap of positions calculated from sensor data and real objective function, (ii) the human direction should be considered because the estimated positions include unnatural movement, e.g., sudden change in direction, and (iii) the proposed method may be applied to real problem because the errors are not so large.

**Key Words:** Discrete sensor data, position estimation, nonlinear programming, Monte Carlo simulation

### 1 はじめに

近畿大学水産研究所では、クロマグロの完全養殖における稚魚の死亡率の高さが課題となっている。稚魚は、一定期間屋内水槽で飼育されるが、光量の変化や、騒音などの外部刺激に敏感で、しばしば遊泳行動の乱れが生じ、内壁に衝突して死亡する<sup>4)</sup>。外部刺激は、現場の作業員の接近なども関係することが指摘されており、人の振る舞いが与える影響について、詳細な分析が求められている。クロマグロの視力は低く、作業員の細かい動作までは判別ができないため、作業員の移動が主として影響を与えているものと考えられる。そのため、作業員の位置推定が必要である。

屋内における人物位置推定には、Wi-Fi 電波を利用したもの<sup>6)</sup>、RFID を利用したもの<sup>5)</sup>など様々な手法が提案されている。これらは、いずれも電波などの信号を発する機器を配備した上で、測位対象となる人物に受信機を持たせることで測位を実現している。しかし、クロマグロ稚魚養殖の現場では、作業員に水槽に落下する可能性のある機器を持たせることは望ましくなく、ウェアレスなシステムが求められる。一方、カメラなどの映像データを用いた人物位置トラッキング手法など、対象に関する詳細なデータが取得できる機材は作業員のプライバシー保護の観点から利用に際して障壁が大きい。また、カメラは死角を補うために高精細なものを複数台配備する必要があるが、費用や設置する場所を要するという課題も存在する。他にも、レーダセンサを用いた屋内位置推定なども存在するが、外からの刺激に対しデリケートなマグロ稚魚周辺に配備することを考えると、マイクロ波、ミリ波などの電波を放出する方法については極力避ける必要がある。

本研究では、プライバシーに配慮したウェアレスかつ安価な屋内人物位置推定の実現を目的とし、市販されている赤外線感知式の人感センサを用いて屋内人物位置推定を行う手法を提案する。まず、一定の時間間隔で特定範囲内の人の有無を出力する市販の人感センサが出力するデータ (離散センサデータ) を用い、一定速度で移動する人の移動経路を目的関数として求める非線形計画問題として定義する。提案手法では、センサの出力が変化するタイミングを利用して、目的関

数を求めるために必要な制約量として定義することで、解候補の絞り込みを行う。最後にモンテカルロシミュレーションを用いて提案手法の有効性を検証する。

### 2 関連研究

屋内での人物位置推定手法は大きく分けて以下の三つに分類できる。

- ① 測定対象に信号を発する機器を持たせ、現場に設置された受信機で信号を取得することで、測定対象の位置を推定する方法 (Wi-Fi 電波強度を用いた方法<sup>6)</sup>、RFID タグを用いた位置推定手法<sup>5)</sup>、など)
- ② 測定対象は一切機器を持たず、現場に設置された電波・音波を発する機器により送信された音波を、同じく現場に設置された受信機により検出し、波の位相差などを利用して位置推定を行う方法 (MIMO レーダセンサを用いた移動物体の位置推定<sup>7)</sup>など)
- ③ 測定対象が発する赤外線や自然光の反射などを現場の受信機が検出し、その強度により位置推定を行う方法 (カメラ映像を用いた人物トラッキング<sup>8)</sup>など)

クロマグロ稚魚養殖の現場では、稚魚の水槽内に物などが落ちた場合にマグロに大きなストレスを与える。そのため、①のような機器を作業員に持たせる方法は避けるべきである。また、マグロは非常にデリケートであり、少しの刺激で容易に遊泳行動が乱れ、壁への衝突や、ストレスによる共食いに繋がる。そのため、②のような電波や音波を発する機器を用いた方法についても、マグロへの安全性について確証が得られてからでなくては利用することはできない。したがって③の方法が最も妥当であると考えられるが、カメラ映像を用いるトラッキング手法については作業員のプライバシーに配慮が必要で、取得された映像データの利用は映像に写っている作業員全員の同意を得る必要があるなど、一般的なシステムとして導入が困難になる。また、現場に複数台のカメラを配備する際には、電源の位置や、スペースの問題などから、配備できる場所が限られるという問題もある。また、全方位サーモグ

ラフを利用する研究などもあるが、対象のデータを連続値として取得するセンサは、一般的に価格が高く、様々な現場への導入を考慮すると容易ではない。

本研究では、大量入手が容易なセンサとして人の有無のみを出力する人感センサに着目する。人の有無をブール値で出力する人感センサを用いた屋内位置推定に関する研究については様々な手法が提案されている。これらの研究では、屋内のエリア毎に人感センサを配備し、エリア間の移動について推定する方法を提案しているが、人感センサの検出領域中のどこに位置しているか、その正確な位置までは推定していない。マグロ稚魚の現場では、直径 5m 程度の水槽周りのどのあたりに人がいるのかを判定する必要があるため、より粒度の高い位置推定が必要である。

### 3 人感センサを用いた人物の位置推定

人感センサを用いた人の移動経路推定問題について定式化する。本研究で扱う人感センサは検出範囲がセンサから円錐形の放射状に設定されている市販品を対象とする。本研究では、これを Fig. 1 に示すように天井から下向きに設置しているものとする。

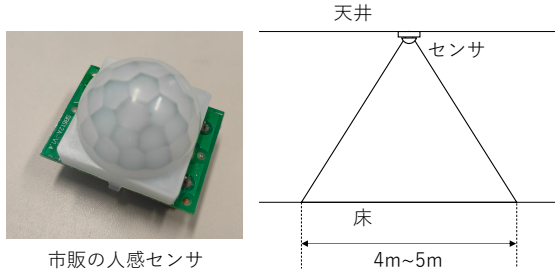


Fig. 1: 市販の人感センサとその設置方法

本来であれば検出範囲は三次元形状として考慮しなければならないが、問題を単純化するため、高さ方向を省いた二次元空間として考える。この空間で、センサは固有の二次元座標を持ち、その検出範囲も円形であるものとする。センサ間の個体差はないものとし、センサ中心から半径  $d$  の円形領域を各センサの検出範囲とする。現場には  $n$  個のセンサが存在するとし、 $i$  番目のセンサの中心座標を  $c_i = (x_{c_i}, y_{c_i})$  と定義する。センサは検出範囲内に人が存在する場合は 1 を、存在しない場合は 0 を一定時間毎に出力するものとし、 $t$  時における  $i$  番目のセンサの出力を  $o(i, t)$ 、人物の推定位置を  $p(t) = (x_{p(t)}, y_{p(t)})$  とすると、以下の二つの制約が得られる。

$$(x_{c_i} - x_{p(t)})^2 + (y_{c_i} - y_{p(t)})^2 > d^2 \{ o(i, t) = 0 \} \text{(式1)}$$

$$(x_{c_i} - x_{p(t)})^2 + (y_{c_i} - y_{p(t)})^2 \leq d^2 \{ o(i, t) = 1 \} \text{(式2)}$$

これらの非線形な等式、不等式の制約を用いて、目的関数  $p(t)$  を求める非線形計画問題<sup>2)</sup>となる。上記の制約だけでは、解候補の絞り込みが困難である。

### 4 センサデータ変化を利用した制約条件の追加

本研究では、前述した解候補の絞り込みのため、人感センサの切り替わりを目印として新たな制約を設定する。人感センサが 0 から 1 もしくは 1 から 0 に変化する時点は、人はセンサの検出範囲の境界上に位置してい

ると考えられる。したがって、 $t$  時にセンサ値が変化した際、すなわち  $|o(i, t) - o(i, t - 1)| = 1$  (式3) が成り立つ場合に以下の式が成り立つ。

$$(x_{c_i} - x_{p(t)})^2 + (y_{c_i} - y_{p(t)})^2 = d^2 \text{(式4)}$$

また、センサは一定時間毎に得られるため、人が一定速度で移動している場合、その距離はセンサデータが連続で得られた個数に比例する。つまり、式1を満たす  $t$  の集合  $TC = \{tc_0, tc_1, tc_2, \dots, tc_m\}$  と定義すると、以下の式が成り立つ。

$$\left( p(tc_{j+1}) - p(tc_j) \right) (tc_{j+2} - tc_{j+1}) = \left( p(tc_{j+2}) - p(tc_{j+1}) \right) (tc_{j+1} - tc_j)$$

この式は以下のように変形できる。

$$Error(j) = \left| \left( p(tc_{j+1}) - p(tc_j) \right) (tc_{j+2} - tc_{j+1}) - \left( p(tc_{j+2}) - p(tc_{j+1}) \right) (tc_{j+1} - tc_j) \right| \text{(式5)}$$

つまり、 $j \leq m - 2$  において、 $Error(j)$  を最小化する  $p(t)$  を求める問題となる。

本研究では、モンテカルロ・シミュレーション<sup>7)</sup>を応用してこの問題を解く。モンテカルロ・シミュレーションは、乱数を用いて確率的に数値計算の解を求める方法であり、非線形計画問題についても解候補の算出が可能であることが知られている。本研究では、これまでに述べた制約を用いて生成される乱数を制限し、計算時間を短縮する。具体的には、以下の手順で問題を解くものとする。

- ① まず、人がセンサ検出範囲境界上に存在するケースの特定を行う。 $\sum_{i=0}^{n-1} |o(i, t) - o(i, t - 1)| > 0$  を満たす  $t$  を、集合  $TC = \{tc_0, tc_1, tc_2, \dots, tc_m\}$  とする。
- ②  $tc_j$  時における人物の推定位置  $p(tc_j)$  について、(式1)(式2)、(式4)を満たす範囲内で無作為に決定する。なお、(式1)(式2)については  $i$  番目以外のセンサについて評価し、式4については  $i$  番目のセンサについて評価する。
- ③  $tc_{j+1}$ 、 $tc_{j+2}$  についても②と同様に  $p(tc_{j+1})$  および  $p(tc_{j+2})$  を求め、(式5)から  $Error(j)$  を算出する。
- ④ 全ての  $j$  について①から③を行い、すべての  $j$  について、 $Error(j)$  の合計  $\sum Error(j)$  を計算する。
- ⑤ ①から④までを所定回数繰り返し実行し、最も小さい  $\sum Error(j)$  が得られる  $p(tc_j)$  の集合を人物の推定位置とする。

## 5 モンテカルロ・シミュレーション

### 5.1 シミュレーション設定

提案手法の有効性を検証するため、シミュレーションを用いた評価を行う。問題を単純化するため、同一の大きさの検出範囲を持つ、三つのセンサを用いる場合を想定する。それぞれのセンサの中心座標は  $c_1 = (0.3, 0.6)$ 、 $c_2 = (0.5, 0.3)$ 、 $c_3 = (0.7, 0.7)$  とし、各センサの検出範囲を  $d = 2.0$  とする。これらのセンサの検出範囲領域を示した図を Fig. 2 に表す。人は  $t$  を秒数とし

て、 $p(t) = (x_t, y_t)$ が表す軌跡上を移動したものとす。なお、 $x_t$  および  $y_t$  は以下の式で表されるものとする。

$$x_t = 0.04(t + 1)$$

$$y_t = -0.1(x_t - 1.5) + 0.63$$

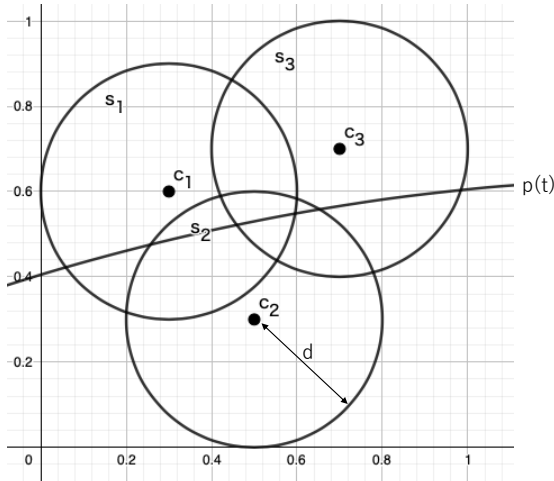


Fig. 2: センサの位置関係と人の移動経路

このとき、各人感センサからTable 1に示す値が得られたものとする。なお、一般的な人感センサと同様に、センサは1秒毎に人の有無を0か1で出力する。今回は、さらなる単純化するため、 $j \leq 2$ のみ、すなわち  $TC = \{tc_0, tc_1, tc_2\}$ の三点のみの推定を行うものとし、前章で説明した手順④を省略する。①～③について10000回の試行を行う。

Table 1: 各人感センサの出力

秒	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	11	12
$c_1$	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
$c_2$	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1
$c_3$	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

## 5.2 シミュレーション結果と考察

まず、手順①から  $tc_0 = 1$ ,  $tc_1 = 6$ ,  $tc_2 = 12$  がそれぞれ求まり、 $p(1)$ ,  $p(6)$ , および  $p(12)$  についての推定を行った。それぞれの点の座標候補の組について、誤差  $Error(0)$  が最も低かったものから 10 組を昇順に並べた表を Table. 2 に示す。なお、座標値の第 3 小数点以下は省略している。

$p(1)$ ,  $p(6)$ , および  $p(12)$  の実際の値は、それぞれ

Table 2: 人物位置推定結果(誤差)

$p(1)$	$p(6)$	$p(12)$	誤差(Error)
(0.00, 0.59)	(0.20, 0.33)	(0.42, 0.58)	0.000121
(0.00, 0.53)	(0.24, 0.45)	<b>(0.48, 0.49)</b>	0.000518
(0.18, 0.32)	<b>(0.26, 0.48)</b>	(0.44, 0.54)	0.000595
(0.00, 0.63)	(0.20, 0.33)	(0.54, 0.44)	0.000625
<b>(0.02, 0.47)</b>	<b>(0.27, 0.49)</b>	<b>(0.51, 0.46)</b>	0.001319
<b>(0.03, 0.45)</b>	(0.24, 0.46)	(0.42, 0.57)	0.002365
(0.17, 0.32)	<b>(0.26, 0.49)</b>	(0.44, 0.54)	0.002905
(0.00, 0.63)	(0.20, 0.35)	(0.53, 0.44)	0.002936
(0.00, 0.57)	(0.21, 0.38)	<b>(0.47, 0.49)</b>	0.003242
<b>(0.00, 0.53)</b>	(0.22, 0.43)	(0.42, 0.58)	0.003711

(0.08, 0.41), (0.28, 0.48), (0.52, 0.53) である。それぞれの点について、推定結果と距離が近いものについて太字にしている。表から分かるように、誤差が小さいからといって実際の人の位置により近いということの意味していない。これは、センサデータが変化した地点と、実際の人の位置との間にずれがあるからである。Fig. 3 は、センサデータ  $p(0), p(1), p(2)$  (図中では  $p_0, p_1, p_2$  と表記) が得られた地点について拡大したものである。菱形の点 A が、実際にセンサの検出範囲境界上に人がいるとみなした場合に推定されるべき地点である。本研究では、 $p(1)$  が点 A と一致するとみなしているため、このようなずれが発生し、誤差計算に影響を与えているものと考えられる。この問題は、人の移動速度がより遅くなるか、センサの検出間隔をより短くすることで実際の値とのずれを小さくすることができると考えられる。

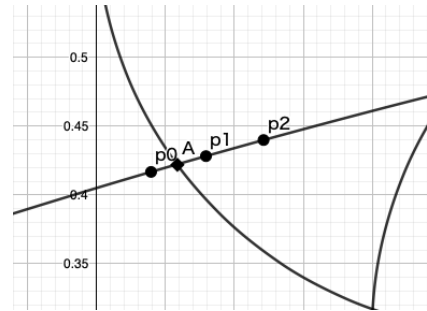


Fig. 3: センサ値が変化した地点と実際の人の位置

次に、Table 2 の上位 5 組について、グラフ上にプロットしたものを Fig. 4 に示す。図中の太字の実線は第 1 位、太字の破線が第 2 位、太字の点線が第 3 位、それ以外は第 4 位と第 5 位の点群をそれぞれ直線で結んだものである。誤差が最も小さい第 1 位でも不自然な線となっており、実際の移動経路から解離しており、前述の実値とのずれによって誤差設計に課題があることが分かる。また、第 3 位の点線については、 $p(1)$  と  $p(6)$  にかけてセンサ  $c_2$  の内部にあり、センサデータによる制約条件を満たしていないことが分かる。これは、提案アルゴリズムはセンサ値が変化した地点の点集合 TC のみを判定しているからである。この問題は、全てのセンサデータについて制約違反の判定をするよう改良することで解消されるものと考えられる。

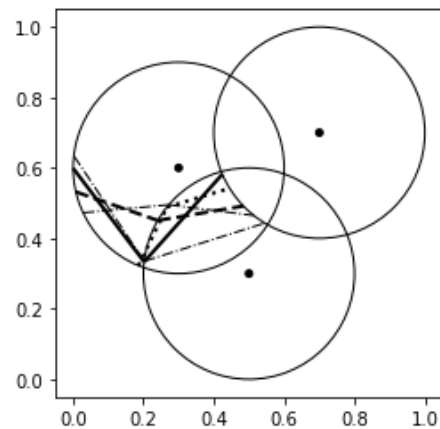


Fig. 4: 推定候補上位 5 組のプロット

ここまで提案手法の欠点について述べたが、実際の稚魚養殖現場の環境を考慮すると、本手法でもある程度の位置推定ができると考えられる。実際のセンサの影響範囲は半径 4m 程度であり、稚魚の水槽も 6m 程度である。したがって、100m<sup>2</sup>(10m x 10m)程度の範囲内での推定ができればよい。つまり今回の数値を 10 倍程度として考えると、実際の値との誤差は 10~50cm 程度であり、現場においては致命的な差にならないと考えられる。

また、推定候補第 1 位のような極端に差があるものを省くことができれば、より推定値との誤差が小さくできると考えられる。推定候補第 1 位は、移動方向が大きく変わっており、通路など極端に移動方向が変化することが少ない場所であれば、移動方向の変化量が小さいものが上位になる方が自然である。そのため、誤差関数 Error のみで評価するのではなく、推定位置間の角度の差が小さいものが上位になるよう、誤差関数と組み合わせた評価関数の設計が必要である。

## 6 結論

本研究では、人感センサのような離散的にデータを出力するセンサを複数台用いて人の移動経路推定を行う方法を提案した。具体的には、センサデータが変化する地点間の関係を非線形計画問題の制約として追加し、モンテカルロ・シミュレーションを用いて最適化問題を解いた。その結果、(1) センサデータの変化する地点をセンサの検出範囲境界上の点と見なすことで点の位置にずれが生じ、誤差計算に影響を与えること、(2) 誤差が小さい推定候補点集合が実際の位置と近い値であるとは言えず、特に急激に移動経路が変化するような不自然な点が生成されることがあること、一方で(3)提案手法によって生成された推定位置は、誤差はあるものの実際の現場においては大きな問題にならないと予想されること、などを明らかにした。

今後の課題として、センサデータの変化地点のずれを考慮した制約条件の設計と、推定地点間の角度を考慮した評価関数の設計が必要である。また、実際の現場でのデータ取得を行い、提案手法を適用した場合の効果や課題について調査する予定である。

## 7 謝辞

本研究の一部は、日本学術振興会科学研究費若手研究(20K19792, 令和 2 年度~令和 4 年度)の助成を受けた。

## 参考文献

- 1) Amiri, R., Behnia, F., & Sadr, M. A. M. Positioning in MIMO radars based on constrained least squares estimation. *IEEE Communications Letters*, 21(10), pp. 2222-2225, 2017.
- 2) Bertsekas, D. P. Nonlinear programming. *Journal of the Operational Research Society*, 48(3), pp. 334-334, 1997.
- 3) Honda, S., Fukui, K. I., Moriyama, K., Kurihara, S., & Numao, M. Extracting human behaviors with infrared sensor network. In 2007 Fourth International Conference on Networked Sensing Systems, pp. 122-125, IEEE, 2007.
- 4) Ishibashi, Y., Honryo, T., Saida, K., Hagiwara, A., Miyashita, S., Sawada, Y., ... & Kurata, M. (2009). Artificial lighting prevents high night-time mortality of juvenile Pacific bluefin tuna, *Thunnus orientalis*, caused by poor scotopic vision. *Aquaculture*, 293(3-4), 157-163.

- 5) 楓仁志, 山原裕之, 野口豊司, 島田幸廣, 島川博光. 接触物体から個人の行動を認識するための確率的手法. *情報処理学会論文誌*, vol. 48, no. 3, pp. 1479-1490, 2007.
- 6) Liu, H., Darabi, H., Banerjee, P., & Liu, J. (2007). Survey of wireless indoor positioning techniques and systems. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 37(6), 1067-1080.
- 7) Mooney, C. Z. Monte carlo simulation. No. 116. Sage, 1997.
- 8) Yang, C., Duraiswami, R., & Davis, L. Fast multiple object tracking via a hierarchical particle filter. In *Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV'05) Volume 1*, pp. 212-219. IEEE, 2005.