

LLSF におけるロボットの初期方向同定に関する一考察

The estimation of robot's location at Logistics League Sponsored by Festo.

植村 渉

Wataru UEMURA

龍谷大学

Ryukoku University

wataru@rins.ryukoku.ac.jp

Abstract

RoboCup のリーグの一つである LLSF (Logistics League Sponsored by Festo) では、今年からフィールドにロボットを投入した時の自己位置同定の技術向上を求めるルールになった。試合開始時は 5 分間の人の手によるセットアップを認めているが、試合中にロボットを再投入するときやテクニカルチャレンジにおいては、15 秒以内のクイックセットアップを必要とする¹。このリーグで使うロボットには 9 つの距離センサが円形に均等に配置されているので、これらを有効利用することが期待されている。そこで本研究では、LLSF におけるロボット投入時に距離センサを利用して簡単に自己位置、特に角度を推定する方法を検討する。ロボット投入エリアには、後方に壁があるため、後方の 4 つの距離センサを使うのが効果的である。距離センサは、距離に応じた電圧値を出力し、距離が 4cm 以上離れているときは単調減少であるため、一意に距離を決めることができるが、0cm から 4cm の間は単調増加しており、全範囲では 4cm において上に凸な関数となり、一意に距離を決めることができない。それゆえ、壁に近い時は、4 つのセンサの値の組み合わせが複雑になり、距離への換算が困難である。本研究では、センサ値と距離の換算を行うため、識別機である SVM やニューラルネットワークの導入を検討する。探索空間を減らすため、2 つのセンサの値と角度の関係性を調べ、導入に必要な事項を検討する。

¹ なお、人の手によるセットアップが 15 秒以内に求められているだけであり、その後ロボットが自律的に自己位置を同定するのは制限されていない。

1 はじめに

2012 年から正式リーグとなった LLSF (Logistics League Sponsored by Festo) では、自律移動する無人搬送車 (Automated Guided Vehicles) の実現を目指し、競技を行っている。特に、今年には試合の進行や記録を行う RefBox (Referee Box) を設置し、競技内容の自動化が進んでいる。また、試合には Festo 社製のロボットである Robotino[®] を 3 台用いる。このロボットには、3 軸のオムニホイールが搭載されており、それらの回転角とジャイロを用いたオドメトリが実装されている。昨年の決勝戦に進んだチームの動きを見ている限りでは、試合開始時の 5 分間の人手によるセットアップのみで位置と角度の調整を終えており、その後の試合においてはロボットが位置調整を行っておらず、オドメトリによる位置推定の精度は高いものと考えられる。ホイールの空回り等によって位置情報に誤差が生じるが、優勝チームの動きはなめらかであり、そもそも空回りが生じていない。オドメトリの精度にはそれらの効果も含まれている。

試合開始時のロボットの設置には、5 分間の人の手による調整が認められている。しかし、試合中のフィールドへのロボットの再投入やテクニカルチャレンジにおけるロボットの投入においては、15 秒以内のクイックセットアップを必要とする。Robotino[®] において距離や位置を推定する道具として、円形に均等に配置されている 9 つの距離センサ (図 1) や、地面のライン認識に用いることができるオプティカルセンサ、そしてカメラなどが装着されている。ルール上は、規定範囲内の大きさであれば他のセンサ類の装着も可能であるが、ここでは元々装着しているセンサを対象として検討する。ロボット投入エリアでは、後方に壁があるため、後方の 4 つの距離センサを使うのが効果的である。そこで本研究では、LLSF におけるロボット投入時に距離センサを利用して簡単に自己位置、特に角度を推定する方法を検討する。

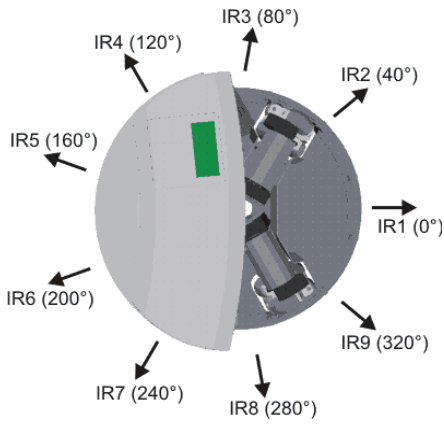


Figure 1: Robotino®に搭載されている9つの赤外線式距離センサ (Robotino View2 の Help より)

ロボットに搭載している距離センサは、シャープ社製の赤外線ユニット GP2D120 であり、4cm から 40cm までの距離を電圧値で返す。距離と電圧の関係を図 2 に示す。壁などの障害物との距離が 0cm から 4cm になると、一意に距離を決めることができない。それゆえ、壁に近い時は、4つのセンサの値が複雑になり、距離への換算が困難である。

そこで、センサ値から距離への換算を行うための関数が必要となる。ここではロボットの向きを調整したいので、どちらに回転すべきかがわかれば良い。事前に各センサの値とその時の Robotino の向きを調べることが可能であるため、教師あり学習の適用が考えられる。高次元の識別関数が必要となるので、SVM (Support Vector Machine) の導入が考えられるが、ここでは Robotino 上でのプログラムを考えてニューラルネットワークの適用を提案する。

Robotino 上でのプログラム方法にはいくつかの方法が提供されているが、オリジナルの言語としてブロックを組み合わせるプログラミング法である RoboView 2 が提供されている。RoboView2 では、1step ごとに、各ブロックの値を計算し更新する。ニューラルネットワークは、ニューロンとシナプスをモデル化して、それぞれの結合係数と閾値を随時更新するアルゴリズムであるが、ステップ毎に値を更新するという点で RoboView2 との相性が良い。

本研究では、LLSF におけるロボット投入時の位置と向き調整を対象とし、センサ値と距離の換算を行うためニューラルネットワークの導入を提案する。ニューラルネットワーク構築に必要な中間層の数を検討するため、センサの値と角度の関係を調べる。そのままでは探索空間が大きいため、2つのセンサを組として、導入に必要な事項を検討する。最後に、今後の課題を挙げて、本研究をまとめる。

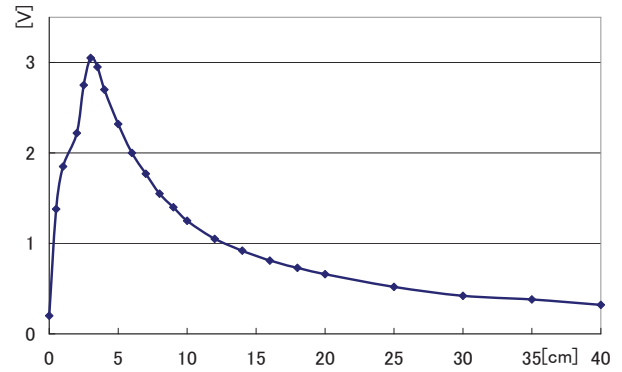


Figure 2: 赤外線式距離センサ (GP2D120) の特性 (仕様書より)

2 ニューラルネットワークの導入の準備

いくつかの入力に対して、出力すべき値の答えがあらかじめわかっているとき、教師あり学習法を用いることで、適切な関数を構築することができる。ここでは、脳細胞の接続を模したニューラルネットワークを導入する[2]。

ニューラルネットワークでは、ニューロンとシナプスをモデル化しており、ノードへの入力の合計値が閾値を超えたとき出力を行うシステムであり、各ノード間の重みを調整することで、適切な入出力の組を扱うことができる。

入力からのリンク数が同じノードを層としてグループ化し、入力層 - 中間層 - 出力層として扱う。学習結果を入力層側に反映させるためには、信号を出力側から入力側へと送る必要がある。これをバックプロパゲーションと呼び、誤差情報を用いて学習するため収束が速い。

中間層の数とその層が持つノードの数によってそのネットワークが学習できる能力が決まるが、問題環境が未知な状態でそれを決めることは難しい。ここでは、入力層と同数のノードを持つ1層の中間層を設計した。図3に RoboView2 の SubProgram の全体図を示す。

このネットワークに IR4 から IR7 の距離センサの値を入力として与え、壁に対する向きを教師信号として与え、距離と角度の関係を学習させた。残念ながらネットワークは発振し、適切に学習できなかった。そこで次節ではその原因を明らかにし、対策を考える。

3 入力値のばらつき

今回のニューラルネットワークには、4つの距離センサの値を入力とし、回転すべき向きを学習させたが、それらの入力情報から出力結果が識別可能かどうかを検証する。

入力として4つのセンサ値を同時に扱うと視覚化が困難であるため、まずは内側の2つのセンサの組と、外側の2つのセンサの組にわけ、2次元平面上に描画した。図4が内側の2つのセンサの値と、角度の関係である。なお、Robotino の回路の関係で、これらのセンサは最大値

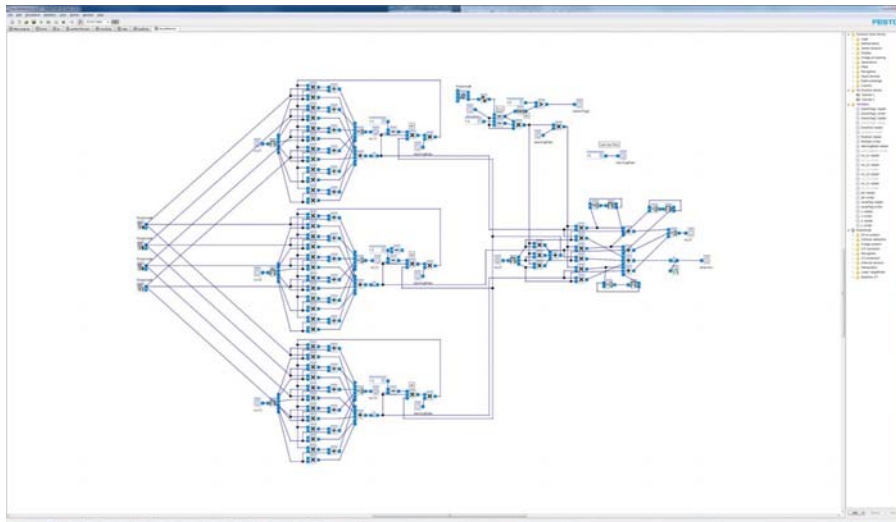


Figure 3: RoboView2 で作成したニューラルネットワーク学習器

約 2.54 である。グラフの右上側に張り付いている点は、センサの値が飽和している場合と考えられる。今回はこれらは除外する。

センサは左右対称に設置しているので、 $y = x$ で対称なグラフになるはずであるが、IR5 の方が少し値が小さいすなわち遠くなっている。これは、センサの形が図 5 のように左右対称でなく、赤外線送信部と受光部が左右に並んで配置されているためと考えられる。対象物が離れているときは、ほとんど影響を受けないが、今回は対象物と数 cm の距離のため、送信部と受光部の距離の影響が表れたと考えられる。

また、4cm 以下ではセンサの値が折り返すため、正の角度の一部のデータが、負の角度のデータの領域にプロットされている。これらがニューラルネットワークの学習に対して影響を与えていたと考えられる。

次に、外側の 2 つのセンサの値と角度の関係を図 6 に示す。外側のセンサの場合、両方が同時に 4cm 以下にはならないので、内側の結果と比べてグループがわかりやすく分散している。いずれも傾き 1 ($y = x$ の直線) の直線と同じ角度で帯状に延びている。ここでも、赤外線センサの送信部と受信部の距離の差の影響が確認でき、 $y = x$ の帯は、0 度ではなく -6 度から -3 度の角度の時の点の集合である。

いずれにしても、それぞれの角度の結果は、帯状になっており、一部隣接の帯と重なっている。それゆえ、これらのセンサ値から角度を識別するには、識別関数を用いるよりも、ファジィ制御などを用いた方が適していると考えられる。

4 おわりに

LLSF におけるロボットの向き推定について検討した。ロボットの初期位置では後方の壁があるため、ロボットに搭

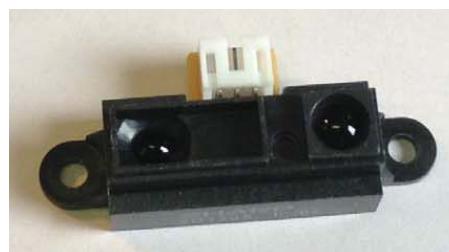


Figure 5: 距離センサ GR2D120 の外観。左側が受光部、右側が送信部である。

載されている 9 つの距離センサのうち、後方の 4 つを使って現在の向きの推定を行おうとしたが、分割平面が高次元になるため 4 ノードを持つ 1 つの中間層のニューラルネットワークでは発振を起こした。センサの値を 2 組ずつ 2 次元平面に表し、識別の難しさを確認した。

謝辞

本研究は、龍谷大学理工学学術研究助成基金による研究助成を受けて行われたものである。

参考文献

- [1] RoboCup Logistics League, <http://www.robocup-logistics.org/>
- [2] Lau, C. and IEEE Neural Networks Council, "Neural networks: theoretical foundations and analysis," IEEE Press Selected Reprint Series, IEEE Press, 1992.

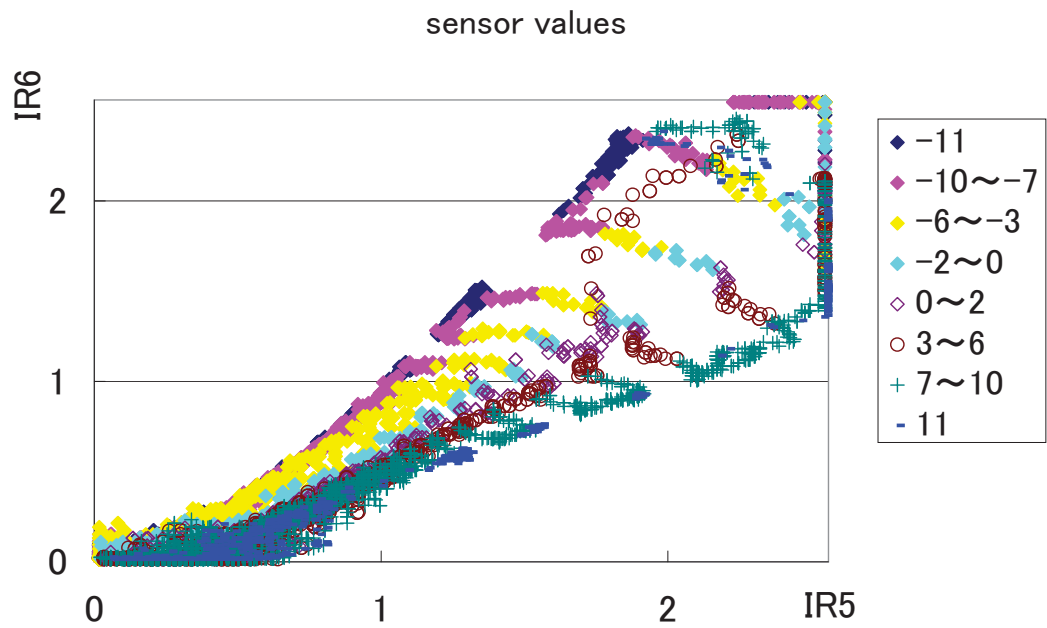


Figure 4: 内側 2 個の距離センサと角度の関係

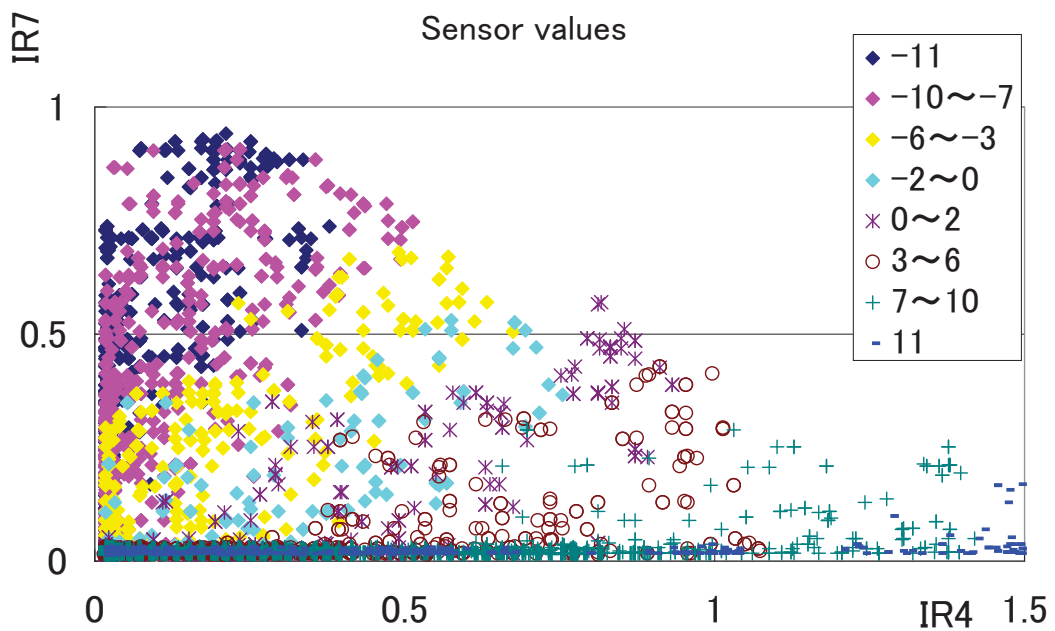


Figure 6: 外側 2 個の距離センサと角度の関係