

K-016

ニューラルネットによる混雑認識を用いた視覚障がいの腕の誘導 Arm-navigation Assisting by Neural Network Congestion Recognition for a Visually Impaired Person

村井 保之[†] 巽 久行[‡] 宮川 正弘[‡]
Yasuyuki Murai[†] Hisayuki Tatsumi[‡] Masahiro Miyakawa[‡]

1. はじめに

物の位置を説明する場合、クロックポジションと呼ばれる方法がある。例えば食事の際など、“おかずが 12 時の方向”、“ご飯が 7 時の方向”などと説明する。このような、目の前にある物の配置の認識と手の誘導を、援助者なしに行う視覚障がい者への支援技術、すなわち、近距離での物の位置や状況の理解を支援することが本研究の目的である。眼前にある物の認識を支援して手を誘導することで、近接環境の認知地図の創生を助けることができる。我々は既に、机上有る物の位置をクロックポジションで教示して物に向かう腕の移動速度を信号音で知らせるシステムを開発している[1]。その際、腕の誘導はファジィ制御で決定したが、机上の状況を把握させる方法を構築したので、これについて述べる。

2. システムの概要

図 1 に、位置追跡装置 MicronTracker-2 H40 (カナダ Claron Technology 社製、図中の黒い四角内のカメラ)を用いたシステム構成を示す。位置情報を取得したい対象には、プリンタで印刷可能な白黒マーカーを貼り付けている。図 2 に動作画面を示す。図中の画像は、位置追跡装置で捉えたもので、中央の手(基準点と呼ぶ)と、PC および板 4 枚を対象物(対象点と呼ぶ)として、基準点から対象点への距離および位置を測定している。基準点を中心とした円は手の移動可能な範囲であり、対象点を中心とした円は対象物の領域である(基準点を中心とした円の半径は、近接物との最短距離を示す)。画面右上の数値は左から順番に、基準点と対象点の距離、基準点の移動速度、Fuzzy 制御の出力値(距離を音の高低で知らせる)、クロックポジションによる対象物方向を示す。

プログラム開発は、Microsoft Visual C++ 2005 および MicronTracker-2 の SDK を用いた。プログラムの大きさは、メイン処理部が約 200 ステップ、MicronTracker-2 の制御部が約 200 ステップ、Fuzzy 制御部が約 100 ステップである。さらに、本報告に記す距離場空間モデルの構成部が約 200 ステップ、ニューラルネットの処理部が約 150 ステップである。位置追跡装置は机より約 60cm に設置して、約 40 度の角度で机を撮影しており、追跡装置の計測領域は半径 120cm×幅 120cm×高さ 90cm、同時認識可能なマーカー数は 100 である。マーカーには固有の識別ナンバーがつき、それらの位置(X, Y, Z)とオイラー角(Yaw, Pitch, Roll)を、処理時間 15~20ms、精度 0.20mm 以内で検出できる。本システムでは、マーカーの位置情報を 100ms 毎にリアルタイムで取得しており、その位置情報から、つかみ手と対象物

との間の、距離と方向を求めて(方向は利用者の前方を 12 時としたクロックポジション)、対象物に手を近付けるための移動速度などを Fuzzy 制御で決定して、音で提示している。



図 1. システム構成

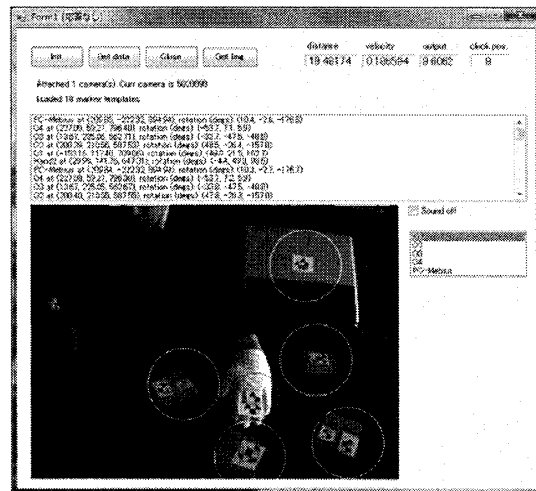


図 2. 動作画面

3. 距離場空間モデル

距離場空間モデル[2]は、空間の占有表現に適したモデルであり、図 3 に示すように、距離場と呼ばれる対象物 G と参照点 P との位置的な関係を示すベクトル場:

$$(IO, d, Q, KIND)$$

として表現される。ここで、各要素は次の通りとする。

- IO : 点 P の内外属性 (IN/OUT) .
- d : 点 P と物体境界 δG との距離.
- Q : 点 P に対する境界 δG 上の最短距離点.
(求まらないときは NIL)
- KIND : d と Q が求まるときは 1, それ以外は 2.

[†] 日本薬科大学, Nihon Pharmaceutical University

[‡] 筑波技術大学, Tsukuba University of Technology

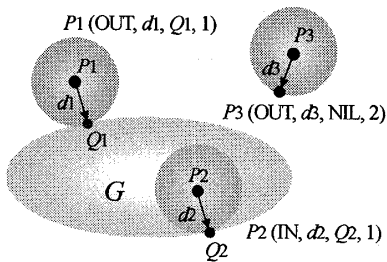


図3. 距離場データ

距離場空間モデルを用いて作業空間の状況を把握する。

表1は、距離データ d を用いて、図2の画像の空間状況を示したものである。机上空間は 400×400 の広さで、距離場を求める点 P は縦横 25 間隔で 15×15 の 225 点を設定した。ここで、距離データ d が正に大きいほど机上空間は空であり、 d が 0 のときが物の境界、 d が負に大きいほど物の中心内に近づく。距離場を求める点 P の間隔が縦横 25 間隔と粗いので表中の距離データ d だけでは、物と物の離れ具合や、物の境界の様子が分かりづらいが、表1の d が負の部分（色つきの部分）に物が置かれていることが分かる。図4は、表1の距離場空間をグラフ化したもので、図より、左に空の領域が広がっており、中央の谷の部分に移動可能な領域があることが分かる。これより、距離データ d から空間状況を把握することが可能なので、物の配置や手の誘導に対する指示を行うことができる。

表1. 図2の画像の距離場空間

	50	75	100	125	150	175	200	225	250	275	300	325	350	375
25	39.2	190.1	132.7	165.6	136.5	119.9	88.2	59.9	22.8	2.0	-15.0	-45.0	-131.1	21.0
50	182.9	150.2	151.4	136.8	120.2	110.4	85.4	60.9	37.2	12.2	-15.0	-30.0	-131.1	11.0
75	185.5	147.4	131.0	115.9	106.0	80.2	65.9	61.1	26.5	18.2	10.8	-25.0	-106.6	12.2
100	150.1	150.3	152.1	86.0	86.0	73.0	70.1	67.7	45.0	24.0	7.5	0.0	7.5	24.0
125	136.0	116.9	96.1	76.7	81.2	62.1	48.1	47.9	59.9	29.0	9.5	-30.0	-119.1	12.2
150	134.0	109.2	89.9	62.0	41.4	27.1	20.0	20.2	26.0	20.0	-16.6	-25.0	-25.0	1.2
175	118.9	84.6	77.2	47.9	22.2	0.1	-14.6	0.3	13.9	27.8	-45.9	-22.0	-118.8	2.7
200	118.0	90.4	68.5	42.6	16.5	-16.4	-20.8	17.6	6.1	20.7	13.2	-1.1	-2.7	16.0
225	115.1	90.9	66.1	46.4	17.0	-4.5	-24.2	14.0	7.4	18.6	23.8	29.0	3.0	-46.0
250	120.1	86.0	72.4	46.4	29.0	10.0	0.3	4.7	15.9	16.0	15.8	11.0	-13.1	-30.0
275	120.1	105.0	66.5	63.1	46.1	31.8	22.4	15.9	-4.0	-15.0	-4.0	12.2	-108.6	26.0
300	150.2	116.1	66.3	63.4	46.5	54.8	36.0	10.0	-10.0	-10.0	10.0	7.2	0.0	7.2
325	153.0	139.6	113.7	130.1	82.5	69.1	39.1	16.9	-4.0	-15.0	-4.0	15.3	25.6	25.0
350	169.4	151.0	135.0	138.1	84.6	71.8	50.1	30.7	15.9	16.0	15.9	30.7	50.1	50.0
375	186.4	170.1	154.4	127.7	106.6	86.3	69.1	50.1	39.1	26.0	39.1	50.1	66.1	66.1

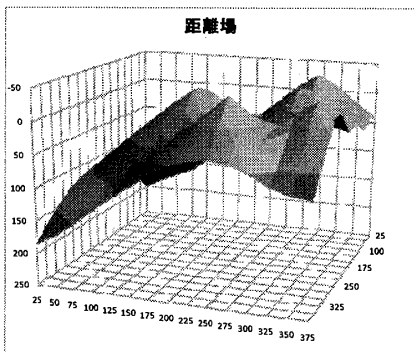


図4. 表1の距離場空間のグラフ化

4. ニューラルネットを用いた混雑度の判定

机上の混雑度を考えるとき、例えば、机の面積の半分を占める物が置かれていた場合、机の他の半分は自由に移動可能な空間である。しかし、面積の合計は机の半分と同じであるが、沢山の小さな物が散らばって机の上に置かれていた場合、自由に移動できる空間は小さくなる。このように、机の上を占める面積が同じであっても、物の形状や配

置によって移動可能な空間が変わってくる。今、混雑度を幾つかのクラスに分類し、入力された机上の物の配置がどのクラスに属するかをニューラルネットで判定することを考える。例として、表1の空間の 5×5 を1区画として、9区画を評価する。

3層フィード・フォワード型ニューラルネットを用いて、誤差逆伝播法で学習した結果を示す。入力層は1区画の観測点 5×5 を入力とした 25 ユニットからなり、出力層は5段階の空間評価（広い、やや広い、やや狭い、狭い、移動不能）を出力とした 5 ユニットからなる。学習に重要な中間層のユニット数は、代表的な決定法である $2n/3$ （但し、 n は入力層のユニット数）を採用した。学習は、学習率を 0.1、慣性率を 0.9 として、回数が 50,000 回に到達するか、または、誤差が 0.005 以下になるまで終了させた。

表1の9区画、すなわち、図2の画像の空間混雑度を判定すると、左上および左下は“広い”、左中央および中央上は“やや広い”、中央・中央下・右中央・右下は“狭い”で、右上は“移動不能”となった。図5は、表1の混雑度状況を図示したものである。これらの空間情報は、音声で提示するとともに触覚ディスプレイ上に表示し、それを触視することで区画の空間状況がすばやく理解できる（ピンの高さや密度を変えることで5段階の状況を提示した）。

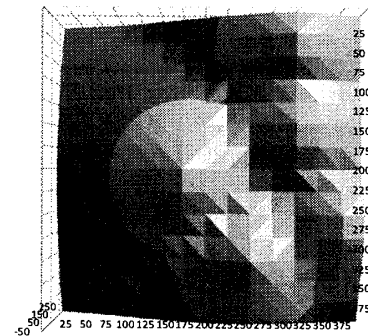


図5. 表1の混雑度状況

5. まとめ

手を導いて触れさせるといった行為は視覚障害にとって適切な情報保障であり、効果的な認知地図の創生につながる。これを単独で誰の助けも借りずに行うというのが我々の支援システムである。今後は、本シミュレータに様々な機能を追加することで、近接空間の把握を着実に高めたいと考えている。

謝辞：本研究は昨年度からの科学研究費補助金（基盤研究(C)、20500798、“クロックポジション誘導による近接空間認識支援”）の助成を受けて行われている。ここに記して謝意を表す。

参考文献

[1] Y.Murai, H.Tatsumi, M.Miyakawa, S.Tokumasu, “Clock Position Arm-Navigation Assisting for the Visually Impaired”, Proc. 8th Int. Conf. Intelligent Technologies, pp.60-66, 2007.
 [2] Y.Murai, S.Asaoka, H.Tsujii, H.Tatsumi, S.Tokumasu, “Distance Field Model Concept for Space Representation”, Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics, Vol.11, No.10, pp.1241-1249, 2007.