

G-03

遠隔認知リハビリテーション環境でのロボット能動視覚による認知障がい者の危険行動予測

Risk Behavior Prediction for Cognitively Disabled Persons using Active Vision in Remote Rehabilitation Space

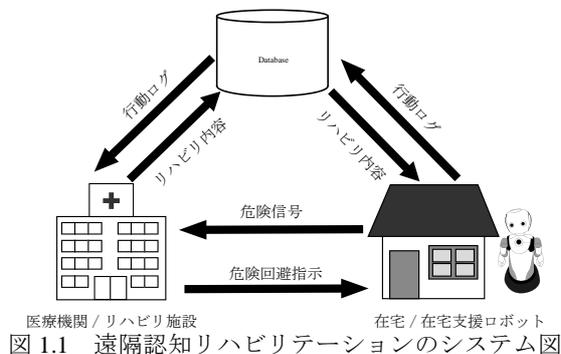
大井 翔[†] 佐野 睦夫[†] 西口 敏司[†] 宮脇 健三郎[†]

Sho Ooi Mutsuo Sano Satoshi Nishiguchi Kensaburo Miyawaki

1. まえがき

近年のリハビリテーション業界の現状として、リハビリを受ける人に対してリハビリを提供する人の数が足りない。また、リハビリを病院で行う場合と自宅で行う場合がある。病院で行う場合にはリハビリ担当者が常に監視しているが、自宅では常に監視することは困難であり、危険性を伴う。在宅リハビリテーションでは、危険性がある状況下で、患者の行動を推定し支援することが必要となる。日常生活における危険性を抽出し支援する研究例としては、乳幼児の生活行動に関するものがある[1]。しかし、子どもの事故の環境要因の検出と事故を起こさないための環境構築に関する研究であり、認知障害者に対する危険行動予測に関するものではない。他にも、センサハウスで生活をしてもらい行動ログを取得するものがある[2]。センサハウスでは様々な場所にセンサを設けることにより、行動や環境を取得することは容易となる。しかし、普通の家庭では多様なセンサ取り付けは難しく、センサハウスという空間は、特殊な空間となり現状では使用できない。

そこで我々は、近年、生活空間にロボットが介入する機会が増加している部分に着目し、高次脳機能障がい者に対して、日常生活行動全体を認知リハビリテーション対象とし、障がい者の自立を促進するために在宅における遠隔認知リハビリテーションという新しいリハビリテーション方式に取り組んでおり、それを支援するロボットと人の行動推定及び環境認識の研究を行っている。本報告では、遠隔認知リハビリテーション支援ロボットの行動推定及び環境認識処理において、認知障がい者の危険行動の予測・推定の方式を提案し、その有効性について検証する。遠隔認知リハビリテーションのシステム図を以下に示す。



今回我々の使用している生活支援型ロボット「昴」は以下のようなロボットである。

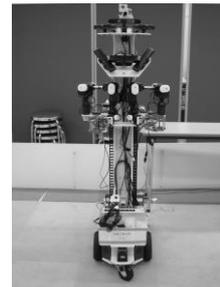


図 1.2 生活支援型ロボット「昴」

2. 危険度マップ

2.1 環境認識

危険度マップとは、生活空間における生活用品が何で、どこに置かれていて、どの程度危険であるかをマップにしたものを指す。

危険度マップは、危険である部分を示すようなものであり、危険であればそれを強調するような表示を行う。作成に必要なものが、物体の認識と状態検出及び人の行動パターンである。まず、①物体が何か、②どんな状態か、③人との関係、の3つの観点を相互に見て生成したマップである。状況に応じて危険度領域が変化する。以下に例を示す。



図 2.1 危険度マップの例

危険度マップの信頼性は以下のように求める。

危険度マップの信頼性(t) = 危険対象の認識率
 \times 人間の動作認識率 $\times t$ 時間後の人間の動作予測確率

今回人間の動作認識率は Xtion により人間の骨格を検出し、その検出された結果に対して、パーティクルフィルタを用いて動作予測をし、認識した結果より決定することとする。

[†] 大阪工業大学
Osaka Institute of Technology

2.2 物体認識

危険度マップを生成するためには、物体の認識を必要とする。従来の物体認識は背景差分により物体のみを抽出し、その抽出した物体の特徴量を用いて認識を行っているが、我々は、PCL(Point Cloud Library)を用いた手法によって行う。これは、深度センサの奥行情報を利用した方法であり、背景と平面を除去することにより物体のみを抽出できるため、背景が変わっても応用の利く方法である。PCLによって抽出した画像を以下に示す。

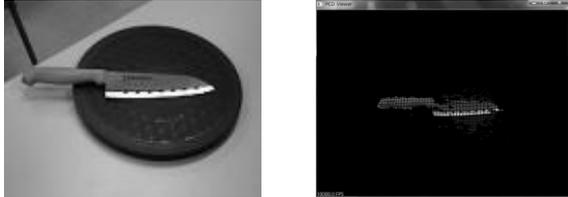


図 2.2 PCLによる物体抽出

PCLによる学習では、オクルージョンを解消するために6方向からの取得を行い1つの物体を3次元情報として取得した。物体認識には特徴量として3DSIFT特徴量と色相特徴量の2つの特徴量を使用し、学習データとのユークリッド距離により物体の認識を行った。

2.3 行動予測・認識

危険度には環境によるものと物体によるものの他に、動作によるものがある。特に調理段階における危険行動の例として以下のようなものが挙げられる。

- ①電子レンジで熱された直後のものを素手で持とうとしている場面
- ②熱い鍋を持って移動している場面
- ③包丁の切り方が不安定な場合
- ④足元にコードなどがあり、近づこうとしている場面などが挙げられる。

危険状態に関しては、危険度マップにて定義しているような状態であり、例としては、

- ⑤調理器具が落ちそうな状態になっている場合

これらの行動に関する検出方法として、Xtionによる検出が上げられる。Xtionによって骨格検出を行うことができる。骨格検出を行うことで、各関節部の行動ログを取得することにより、行動の検出をする。Xtionで検出できる骨格と関節は以下の通りとなる。



図 2.3 骨格検出

各関節部の行動に対して、次にどのような行動を行うのかという情報を、パーティクルフィルタを用いて推定

していく。推定することにより、次の行動が推定されていた行動と異なった場合は、危険な行動をするかもしれないということで、危険行動をする前段階といったん保留しておく。そこで、基本的な流れに戻った場合は、危険行動とは識別されずに、さらに異なる行動を行った場合は危険高度と認識され、ロボットによる危険信号を発生することとなる。ロボットによる危険信号とは、ロボットが障がい者に対して発話で「危ないよ」などの音声を発することと、同居している家族およびリハビリの専門家へのメール通知などを行うことで実際に危険なことになる前に回避するようにする。



図 2.4 パーティクルフィルタによる推定

2.4 危険度

本研究で扱う危険とは、人が「怪我」をする可能性があるものを指す。そこで、危険度を経験から0,1,2の3段階に場合分けを行った。これらの危険度は時間により変動するような値となる。

表 2.1 危険度推定表

内容			危険度
物体が何であるのか			0~1
物体の状態は			0~1
物体の位置はどこにあるのか	(1) 机の端に置かれていない	陶器類	0
		刃物類	(A) 刃が奥に向いている
	(B) 刃が手前にある		1
	(2) 机の端に置かれている		(C) 机の端にある
物体と人との関係は	(A) 物体との距離がある場合		0
	(B) 物体との距離は近く、手が台よりも下にある場合		1
	(C) 物体との距離は近く、手が台よりも上にある場合		2
	(D) 置かれている物体に対して、背を向いている場合		1

2.5 危険行動

危険行動に関しては、ダイナミックベイジアンネットワーク(DBN)を用いて危険行動の値を決める。ダイナミックベイジアンネットワークとは、ベイジアンネットワークを時系列データが取り扱えるように時間的依存関係を含めて拡張したモデルであり、時刻tにおける人間の状態が、対人距離、視線情報、確認動作によって決定されるとすると、DBNによる状態の推定は、図 2.5 に示されるようなグラフィカルネットワークによって与えられる。

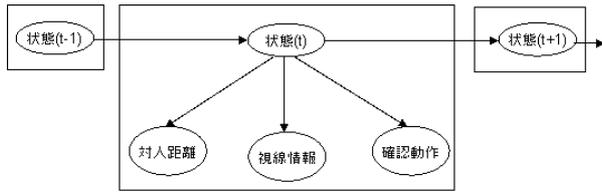


図 2.5 DBN による意図推定

今回は危険な行動の例として、2.3 で示したような行動に関してのベイジアンネットワークを作成している。それぞれのノードには「真」か「偽」の値が振られ、真のとりうる値は「0.00~1.00」であり、偽のとりうる値は「1.00-真の値」となる。

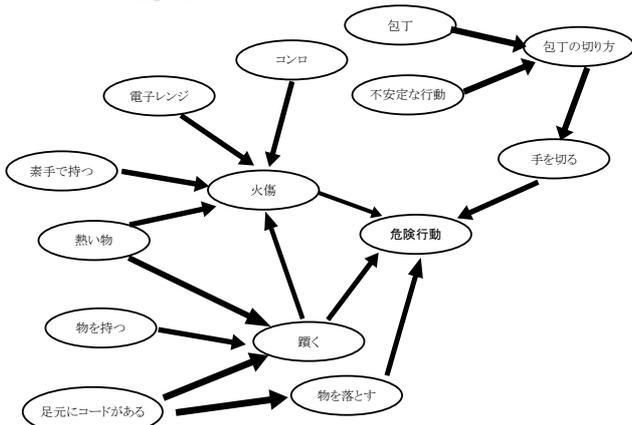


図 2.6 危険行動に関するベイジアンネットワーク

図 2.6 では、危険行動に関するベイジアンネットワークであり、これを図 2.5 のように時系列データを加えることにより拡張する。時刻 t におけるそれぞれの原因となる部分は X_{tion} を用いた物体認識やパーティクルフィルタを用いた行動認識を用いることで、次の時刻 $t+1$ に危険な行動をするのかどうかを求めていく。求め方として、信念伝播(Belief Propagation)アルゴリズムにより、観測された変数の確率を与えることにより、求める変数の事後確率を算出する。

3. 能動視覚による危険度状態の獲得

3.1 ロボット能動視覚

現状の危険度マップを用いた危険予測では、危険領域に人が侵入した後に危険なことが起こるといった信号を送っている。しかし、実際には危険領域に入る前に危険になりうるということを推測して知らせる必要がある。また、危険度マップの作成では定点カメラにおける危険領域の抽出であったが、今回はロボットが人の手助けするような場面を想定しているので、定点カメラではなく能動カメラとなる。

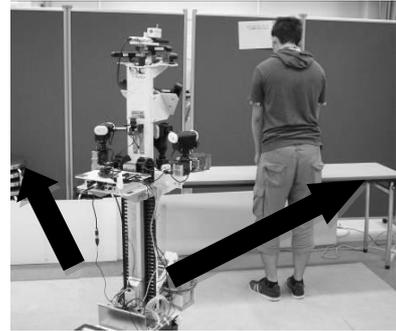


図 3.1 ロボットによる支援イメージ

ロボットの支援の例として、料理を行っていて鍋を落とそうとしている場合、その鍋を落とそうとしている状態の予測をするために、ロボットが、料理ナビゲーションシステムと連動し、能動的に移動し、調理器具の認識と人間の動作認識可能な状態に変化させるような行動をとるようにする。

そのため、ロボットは基本的に人の追従を行うが、人がキッチン台などの前で静止した場合は、左右の後ろに回り込むように移動することもある。しかし、ロボットがどのように動いても、ロボットのカメラでは見ることのできないオクルージョンが発生してしまい、ロボットのカメラだけでは不十分となる。また、人の行動認識に関しても悪くなってしまう。そこで、ロボットは人の行動認識と料理ナビゲーションの双方を考慮して移動するようになっている。

3.2 料理ナビゲーション

料理ナビゲーションは、レシピに含まれている曖昧な単文を排除し、基本に変換され、静・動的メディアを組み合わせたマルチメディア調理レシピを構成したものである[4]。調理ナビゲーションのイメージ図として以下に示す。



図 3.2 調理ナビゲーションシステムの例

料理ナビゲーションでは、それぞれの調理工程に対して音声と動画を出力することにより、ナビゲーションを行うようなシステムとなっている。

4. 実験結果・考察

今回、危険度予測をするためにまずは、生活用品についての認識を行った。今回の実験で行った物体認識では、色相特徴量と 3DSIFT 特徴量と、2 つの特徴量を使用した。今回 2 つの特徴量に関して、それぞれ認識結果が出たが、今回の最終的な認識率は高い認識結果を出した特徴量を優先させるようにした。

$$E_{reslut} = \max(E_{sift}, E_{color})$$

E_{sift} は SIFT 特徴量でのユークリッド距離の結果を示しており、 E_{color} は色相特徴量のユークリッド距離の結果を示している。今回行った物体認識の結果を以下に示す。

表 4.1 物体の認識結果

	認識率 (%)		平均認識時間 (秒)
	色相	形状	
包丁	100	38	30
皿	97	100	36
ヤカン	100	0	36
カップ	2	100	20
ボウル	100	84	38
茶碗	100	0	18
片手鍋	90	0	19

物体認識の処理時間がかかった理由として、カラー画像を用いている点と正規化していない点であると考えられ、処理を実装することでケタ速さが上がると考える。そして、実行速度が遅くなっているのは、取得した画像を正規化せずに、またカラー画像での処理を行っているために速度が低下したのではないかと考える。

今回の動作認識は、スケルトンが正しく検出されたかどうかとしたため、検出率は、オクルージョンの問題を排除した場合 9 割以上となった。

5. おわりに

今回の危険行動予測では、能動的な距離画像センサのみでの行動認識を行うこととしたが、能動的なカメラだけでなく、定点カメラを利用することにより、環境を取得することができ、環境に応じた行動の認識を認識できると考える。また、距離画像センサだけではオクルージョンが生じてしまい、検出のできない部分が存在してしまう。そこで、加速度センサを腕に取り付けることにより、距離画像センサで欠損してしまった部分を補うことを現在行っており、Xtion で得られた認識結果と加速度センサで得られた認識結果の統合方式についても検討中である。他にも、実際に調理場面では火を使うことがあるので、「熱されている」という状態の物体はやけどをする危険性があるので、「熱されている」という状態を認識する必要がある。熱されているかどうかの判断に関しては、今後、サーモグラフィを用いて行うことにより、熱いものを用いる行動認識についても実装していく。

参考文献

- [1] 柴田康徳, 本村陽一, 西田佳史, 山中龍宏, 溝口博: 日常モノデータベースとライフログとの統合による危険の可視化, The 21st Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence(2007).
- [2] 白石康星, 西田佳史, 本村陽一: 大量ライフログデータとベイジアンネットワークを用いた日常生活行動因果分析, Digital Human Symposium (2009).
- [3] 佐野睦夫, 宮脇健三郎, 米村俊一, 大出道子: 高次脳機能障害者の自立に向けた料理リハビリテーション支援, 信学技報, vol. 111, no. 424, WIT2011-54, pp. 19-24, 2012 年 1 月.

[4] 宮脇健三郎, 佐野睦夫, 米村俊一, 大出道子, 松岡美保子, “高次脳機能障害者向け調理ナビゲーションのためのレシピおよび提示メディアの構造化,” 映像情報メディア学会論文誌 Vol.64 No.12 pp.1863-1872 (2010.12).