

二自由度ロボットアームによる アフォーダンスの発見と獲得 : 物理的性質の違いに基づいた分別タスクへの適用

長神, 雄三 / CHOJIN, Yuzo

(出版者 / Publisher)

法政大学大学院理工学・工学研究科

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学大学院紀要. 理工学・工学研究科編 / 法政大学大学院紀要. 理工学・工学研究科編

(巻 / Volume)

58

(開始ページ / Start Page)

1

(終了ページ / End Page)

7

(発行年 / Year)

2017-03-31

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00014186>

二自由度ロボットアームによる アフォーダンスの発見と獲得 —物理的性質の違いに基づいた分別タスクへの適用—

DISCOVERY AND ACQUISITION OF THE AFFORDANCE WITH TWO FLEXIBILITY ROBOT ARMS
-APPLICATION TO A CLASSIFICATION TASK BASED ON THE DIFFERENCE IN PHYSICAL PROPERTY-

長神雄三

Yuzo CHOJIN

指導教員 伊藤一之

法政大学大学院理工学研究科電気電子工学専攻修士課程

Our research aimed to develop a new method for robot perception based on that of human beings. In this research, as a typical example, we employ a task involving distinguishing objects, and we demonstrated the importance of motion in utilizing real-world properties. We focused on a learning mechanism to find usable real-world properties and to identify the motion that would enable us to utilize these properties. We employed shaking motion as an example, and we proposed a new learning procedure. Experiments were conducted, and we demonstrated that the difference of object could be distinguished autonomously by the proposed simple procedure.

Key Words : robot, affordance, learning, artificial intelligence, perception

1. はじめに

近年、ディープラーニングなど人工知能の有用性が再認識され、株取引やネット広告など様々な情報システムにおいてすでに実用化されている。しかし、実環境で適応的に振る舞うロボットの実現には至っておらず、どのように実世界をロボットに知覚させるかが一つの大きな課題となっている[1]。特に、実環境は未知で複雑な環境であり、処理しなければならない情報量が極めて多く、それに加え、限られた時間内に学習を完了させなければならないという、実時間の制約が存在し、これが課題実現への大きな足かせとなっている。

一方、生物に目を向けてみると、比較的下等な生物であっても、これらの問題に悩まされることなく、適応的な振る舞いを実現している。未だそのメカニズムは完全には解明されていないが、様々な研究分野において、実世界の果たす役割が注目され、実世界の性質をうまく利用することで脳の負担を軽減しているのではないかと考えられている[2-3]。

本論文では、生物の知的な振る舞いの一例として、複数の対象から共通の性質を抜き出し、これらを分別するタスクに注目し、実世界の性質を用いることで、これが容易に実現可能であることを示すとともに、これをアルゴリズム化しロボットに搭載することを目的とする。

2. 従来研究

従来研究では、ニューラルネットワーク[4-5]や、サポートベクターマシン[5]、確率統計[6-7]など、取得されたデータからオブジェクトを分別するための様々なアルゴリズムが提案されている。これらの研究は、取得された後のデータの分析に焦点が当てられており、データを取得するプロセスは考慮されていない。

一方、生態心理学では、行為の可能性を示す情報は、環境側から生物に提供され、この行為の可能性を示す情報はアフォーダンスと呼ばれる[8-9]。アフォーダンスの理論によると、「アフォーダンスとは、生物が環境に働きかけることであらわになる環境の性質である」とされ、アフォーダンスを取得するためには能動的な観測が必要であるとされている。つまり、生物は行動の中で環境の性質を知覚し、それに合わせて行動を調整することで、適応的な行動を実現していると考えられる。

例えば、缶の中身を分別するタスクでは、我々は、缶を叩いたり、振ったりすることで、中身の違いを探索する。さらに、それらの行動を改善し、調整することで、より中身の違いが強調され、次第に中身の僅かな違いを知覚できるようになる。この行動を改善するプロセスは、缶の中身を分別するための実世界の性質を探索している、と解釈することができ、アフォーダンスを発見、獲得す

ることによってオブジェクトの分別を可能にしていると考えられる。

本研究では、この発見のプロセスをアルゴリズム化してロボットに搭載し、その有用性を検証する

3. 問題設定

アフォーダンスの発見のプロセスをアルゴリズム化してロボットに搭載し、その有用性を検証する一例として、缶の中身の分別および、壁の種類を分別をタスクとする。Fig.1 に二自由度のロボットアームを有する実験機体を示す。アームにはひずみを測定するセンサーとしてストレインゲージを取り付ける。

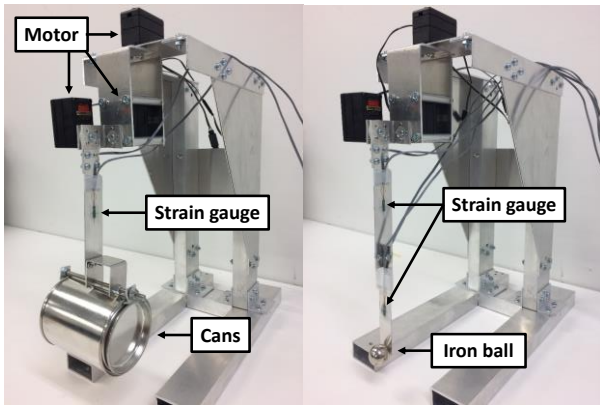


Fig.1 実験機体

缶の中身の分別を行うタスクでは一自由度のみの運動を考え、アームの先端に缶を取り付ける。Fig.2 に缶の中身に使用するオブジェクトを示し、分別する種類は Table 1 に示す 9 種類とする。

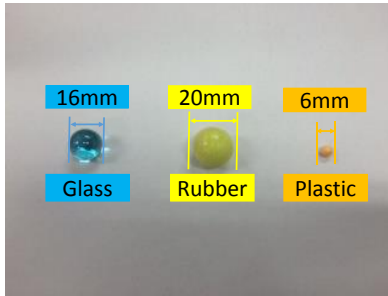


Fig.2 缶の中身に使用するオブジェクト

Table 1 オブジェクトの種類

Case	1	2	3	4	5	6	7	8	9
Mass [g]	60	60	60	36	36	36	12	12	12
Material	G	R	P	G	R	P	G	R	P

G: glass, R: rubber, P: plastic

壁の状態の分別を行うタスクでは二自由度の運動を考える。アームの先端に鉄製の球を取り付け、2 種類ずつの分別を行う。Fig.3 に実験に用いるオブジェクトを示す。

オブジェクト 1 は縦 20cm 横 25cm のアルミ板、オブジェクト 2, 3 はオブジェクト 1 の全面に厚さ 2cm のポリエステル製の綿、0.5cm のゴムを貼り付ける。



Fig.3 缶の分別におけるオブジェクト

4. 提案手法

アフォーダンスを発見するアルゴリズムの提案をし、その概要を Fig.4 に示す。

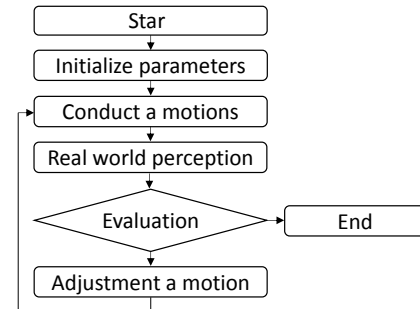


Fig.4 アフォーダンスの発見フロー

まず、初期パラメーターを設定し、行動を生成する。次にその行動に対して評価を行う。ここで、評価基準は環境にある物理的な性質を利用し、式(1)を用いて、センサーによって得られたデータを正規化する。ここで、 P は正規化されたデータ、 N はデータの総数、 x はデータ、 x_{max} はセンサーで読み取れる最大のデータ値とする。次に、式(2)を用い正規化された値を比較し、その違いの差を評価関数とする。ここで n_c は分別するオブジェクトの数とする。

$$P(c, \tau) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{x(c, \tau)(i)}{x_{max}} \right)^2} \quad (1)$$

$$D_\tau = \sum_{j=1}^{n_c-1} \sum_{k=1}^{n_c-j} (P_{(k+j, \tau)} - P_{(k, \tau)})^2 \quad (2)$$

その後、評価関数に従い、違いの大きい各パラメーターを調整することで行動を改善していく。今回は、行動を改善する方法として、評価値の高い付近を拡大する方法、ならびに、遺伝的アルゴリズム(GA)[10]を用いた方法の、2 通りの方法を検討した。それぞれ実装方法の詳細については実験手法において述べる。この手順を繰り返すことで、アフォーダンスを発見し、最終的に適応的な行動が導かれる。

5. 実験

(1) 缶の中身の分別

a) 実験手法

1 自由度のみの運動を考え、環境にある性質を基に行動を調節することで、缶の中身の分別を行う。Fig.5 に学習フローを示す。 n_t および n_c はそれぞれ試行回数とする。

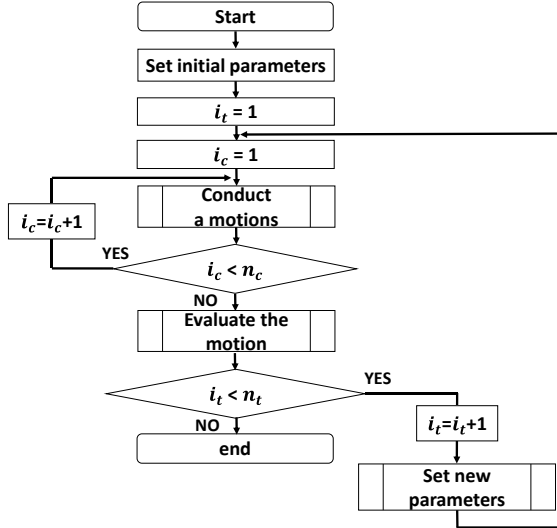


Fig.5 学習フロー

まず、初期パラメーターを決定し、動作を行う。Fig.6 に動作を行うフローを示す。出力トルクは式(3)とし、 A は振幅、 f は周波数とする。振幅と周期は Fig.7 に示すように、5 サイクルごとに段階状に変化させる。 ΔA 、 Δf は式(4)で与えられ、 n_A 、 n_f はそれぞれ振幅、周波数の段階数である。

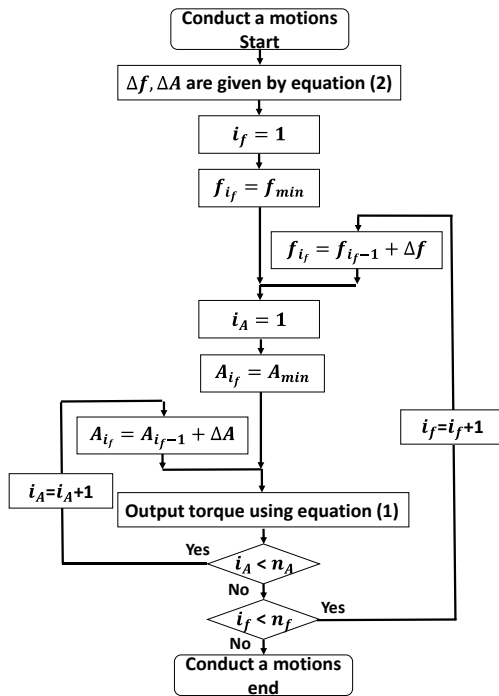


Fig.6 Conduct motions

$$\tau_i(t) = A_{i_A} \sin(2\pi f_{i_f} t) \quad (3)$$

$$\begin{cases} \Delta f = \frac{f_{max} - f_{min}}{n_f - 1} \\ \Delta A = \frac{A_{max} - A_{min}}{n_A - 1} \end{cases} \quad (4)$$

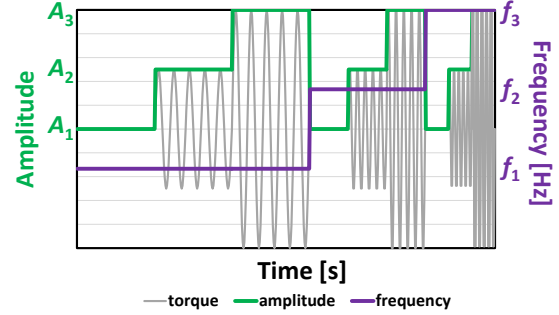


Fig.7 出力トルク ($n_A = 3, n_f = 3$)

次に、動作を評価する。まず、式(1)を用い各行動におけるセンサーから得られたデータを正規化し、式(2)を用い正規化された値を比較する。そして、それぞれのケースに対して最も違いの大きい振幅 (A_{max}) と周波数 (f_{max}) を基に動作を改善する。

最後に、式(5)を用いパラメーターを更新する。

$$\begin{cases} f_{min} = f_{Dmax} - \frac{\Delta f}{2} \\ f_{max} = f_{Dmax} + \frac{\Delta f}{2} \\ A_{min} = A_{Dmax} - \frac{\Delta A}{2} \\ A_{max} = A_{Dmax} + \frac{\Delta A}{2} \end{cases} \quad (5)$$

環境の性質を基に、この手順を繰り返すことにより、振幅と周波数における段階パターンの刻み幅が小さくなり、最終的には最適な振幅と周波数が得られる。

b) 結果

Table 2 に初期パラメーターを示す。

Table 2 初期パラメーター

Parameters	value
Number of cases n_c	9
Number of trials n_t	3
Number of loops for changing amplitude n_A	3
Number of loops for changing frequency n_f	3
Initial value of A_{min}	0
Initial value of A_{max}	1
Initial value of f_{min}	1
Initial value of f_{max}	3

Fig.8-13 に、各試行における出力トルクおよび差 D を示す。

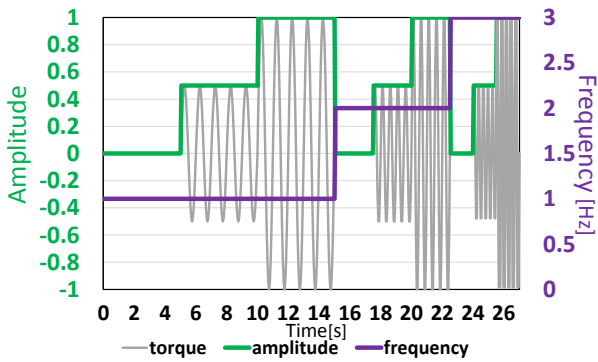


Fig. 8 初期行動の出力トルク
($A = \{0, 0.5, 1\}, f = \{1, 2, 3\}$ [Hz])

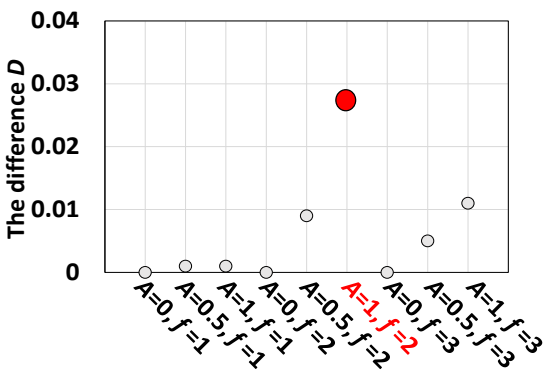


Fig. 9 初期行動での D
($A_{Dmax} = 1, f_{Dmax} = 2$ [Hz])

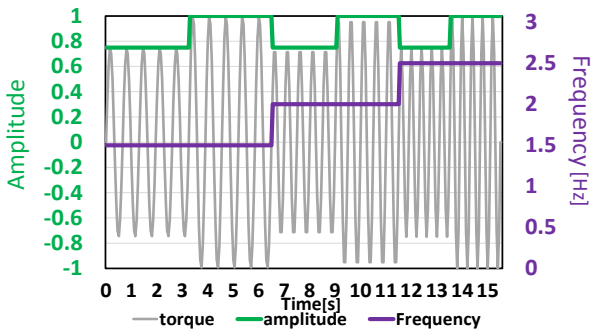


Fig. 10 2 試行目の出力トルク
($A = \{0.75, 1\}, f = \{1.5, 2, 2.5\}$ [Hz])

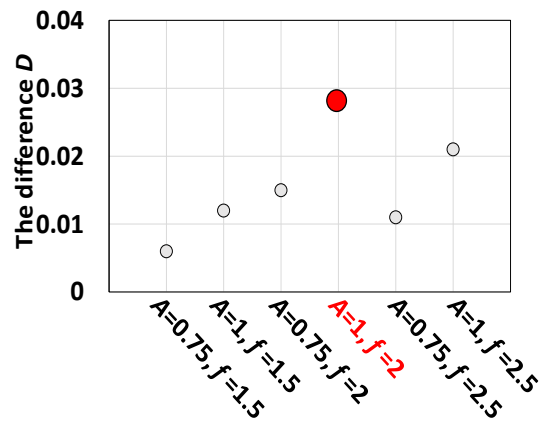


Fig. 11 2 試行目での D
($A_{Dmax} = 1, f_{Dmax} = 2$ [Hz])

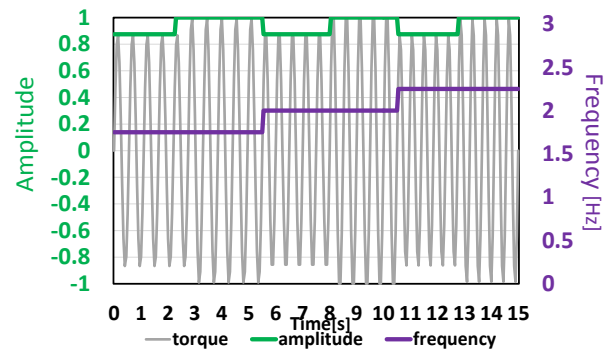


Fig. 12 3 試行目の出力トルク
($A = \{0.875, 1\}, f = \{1.75, 2, 2.25\}$ [Hz])

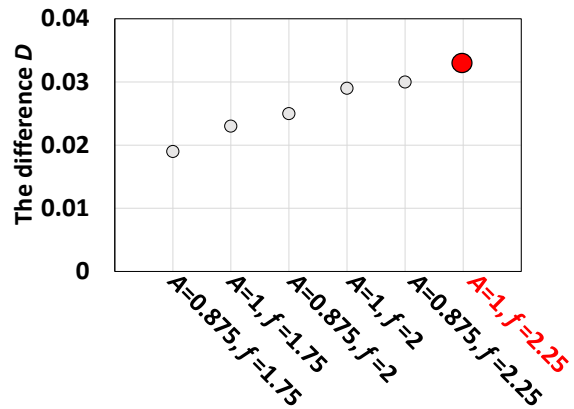


Fig. 13 3 試行目での D
($A_{Dmax} = 1, f_{Dmax} = 2.25$ [Hz])

以上の結果より、環境にある性質を知覚し行動を調整することで、段階状のステップサイズが小さくなり、最終的に最適な振幅と周波数を得られたことが確認できる。

次に Fig.14 に初期行動の結果を、Fig.15 に学習後の行動の結果を示す。Fig.14, 15 の垂直軸はそれぞれのケースにおける正規化されたデータ値を示している。

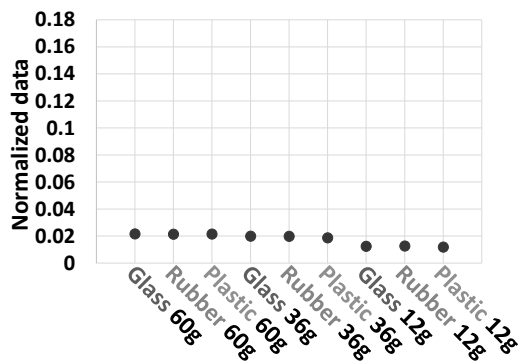


Fig. 14 初期行動の結果 ($A=0.5, f=1$)

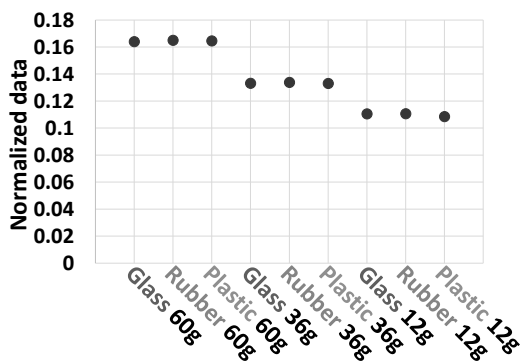


Fig. 15 学習後の行動の結果 ($A=1, f=2.25$)

以上の結果より、初期行動においては明らかな違いが得られなかったが、学習後、より違いが顕著に表れ、質量の違いを区別することが可能となった。

次に、マイクから得られたデータの周波数特性を Fig. 16 に示す。これらの結果は、缶を振ることによって発生された音を取得することによって、オブジェクトの材質を分別できることを示している。

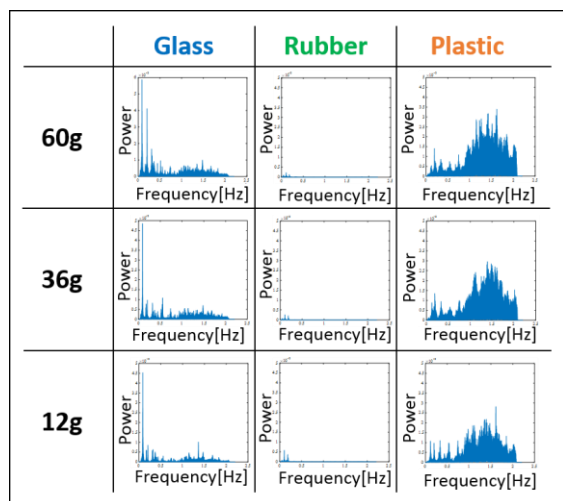


Fig. 16 音の周波数特性

(2) 壁の種類の分別

a) 実験手法

実験機体のアームは二自由度とし、それぞれの出力トルクは式(6)に示す。ここで、 x は壁に対して水平方向、 y は垂直方向を示す。

$$\begin{cases} \tau_x(t) = A_x(\sin 2\pi f_x t + \phi_x) \\ \tau_y(t) = A_y(\sin 2\pi f_y t + \phi_y) \end{cases} \quad (6)$$

行動進化には進化計算として代表的な手法の1つである、GA を用いる。まず、初期個体を生成する。Fig.17 に遺伝子の概要、Table3 に各パラメーターを示す。

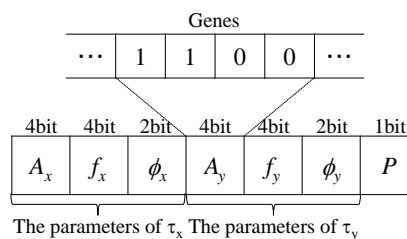


Fig.17 遺伝子の概要

Table 3 各パラメーターの遺伝子型と表現型

Parameters	Type	Expression
A_x, A_y	Genotype	4bit binary
	Phenotype	-1 to 1
f_x, f_y	Genotype	4bit binary
	Phenotype	0[Hz] to 1[Hz]
ϕ_x, ϕ_y	Genotype	2bit binary
	Phenotype	$0, \frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2}, \pi$
P	Genotype	1bit binary
	Phenotype	P_x, P_y

遺伝子の値によって、 $A_x, A_y, f_x, f_y, \phi_x, \phi_y, P$ を決定し、2つの壁に対して行動をする。 P はアームに取り付けてある2方向のストレインゲージのうち、どちらを比べるかを決定するパラメーターであり、式(1)によって算出する。その後、式(2)を適応度とし、ルーレット選択、一点交叉、突然変異をすることで、行動を改善させる。壁から得られた情報の差を比べることで、行動を調整し、最終的に適応的な行動へと導かれていく。

b) 結果

Table 4 に GA で用いる各パラメーターを示す.

Table 4 GA で用いる各パラメーター

Parameters	value
Number of cases n_c	2
Generation number	5
Number of individuals	20
Crossover rate	0.5
Mutation rate	0.02

まず, Object 1 と Object 2 の分別をタスクとする. Fig.18 に各世代の平均適応度および行動の種類の数, Fig.19 に得られたデータの平均, Fig.20 に最適な行動時のデータを示す.

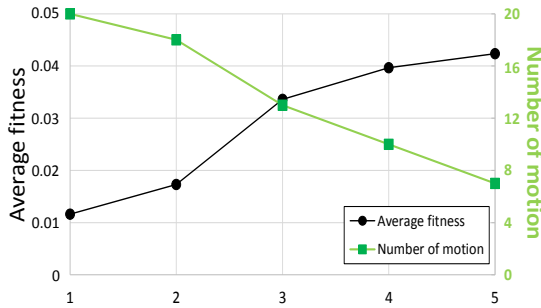


Fig.18 各世代の平均適応度と行動の種類

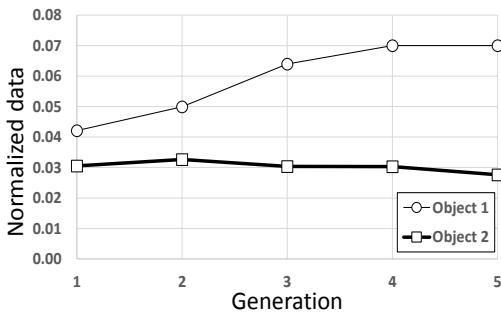


Fig.19 各世代の得られたデータの平均

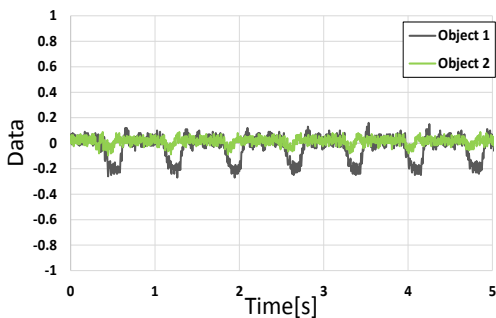


Fig.20 最適な行動時のデータ

($A_x=0.2, f_x=0.8, \phi_x=\pi, A_y=-0.6, f_y=1.4, \phi_y=\pi/2, P=P_y$)

次に, Object 1 と Object 3 の分別をタスクとする. Fig.21 に各世代の平均適応度および行動の種類の数, Fig.22 に得られたデータの平均, Fig.23 に最適な行動時のデータを示す.

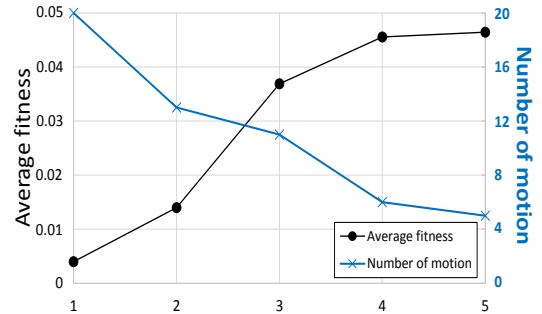


Fig.21 各世代の平均適応度と行動の種類

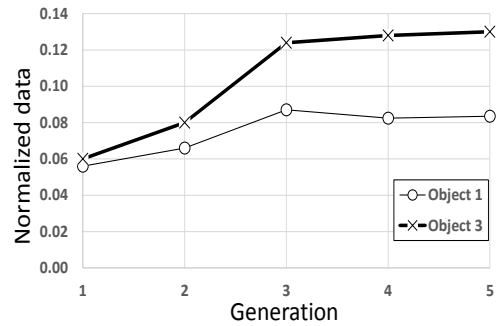


Fig.22 各世代の得られたデータの平均

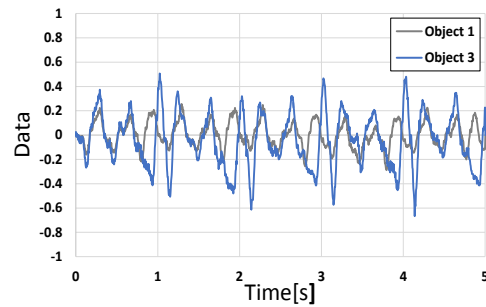


Fig.23 最適な行動時のデータ

($A_x=0.87, f_x=3, \phi_x=\pi/2, A_y=0.6, f_y=1, \phi_y=\pi/4, P=P_x$)

以上の結果より, 1 世代目では明らかな違いが見られなかったが, 世代を重ねるごとにより違いが大きく表れ, Object 1 と Object 2 では表面の固さ, Object 1 と Object 3 では摩擦係数の違いを分別することが可能となった.

6. 考察

計測された値の差異を評価関数とすることによって、行動を調整し、よりオブジェクトの違いが強調され最終的にオブジェクトの分別が可能となった。これは、オブジェクトの違いが明確となるような実世界の性質が発見され、その実世界の性質を利用できるように行動が調整された結果、オブジェクトの区別が容易になったことを意味している。具体的には、缶の中身の分別では、振幅運動の周波数を変える、また、音が出るように動くことで、質量の違いによる周波数応答、材質の違いによる音の周波数特性といった性質を発見したと解釈できる。壁の分別もまた、動きを変えることで、弾性、摩擦といった実世界の性質を発見したと解釈できる。これらは、すべてロボットと環境との相互作用により行われたものであり、データを計測した後に、その僅かな違いをコンピューターによる情報処理によって抜き出すという従来の方法とは根本的に異なるものであり、提案手法の有用性を示すものである。

7. 結論

本研究は、アフォーダンスの理論に従った、実世界の性質を用いた知覚に着目し、実世界の性質を発見するアルゴリズムを提案と、その工学的応用の一例として、二自由度ロボットアームを用い、分別タスクへ適用することで、その有用性を検証した。その結果、二自由度ロボットアームは、利用可能な実世界の性質を発見し、それを利用した行動を生成することで、オブジェクトの分別が可能であることが確認された。

今後の課題は、より複雑なタスクへの適用とその有用性の検証である。

謝辞：本研究に際して多大なるご指導、ご協力を頂いた法政大学理工学部伊藤一之教授をはじめ、研究室の方々に深く感謝申し上げます。

参考文献

- 1) R. Pfeifer, C. Scheier 著, 石黒章夫, 小林宏, 細田耕 監修：知の創成, 共立出版, 2001.
- 2) M. T. Turvey: Dynamic Touch, *American Psychologist*, Vol.51 (11), pp.1134-1152, 1996.
- 3) Heidi Kloos, Eric L. Amazeen : Perceiving heaviness by dynamic touch: an investigation of the size-weight illusion in preschoolers, *British Journal of Developmental Psychology*, Vol.20, pp.171-183, 2002.
- 4) G.P. Zhang : Neural Networks for Classification : A Survey, *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics, Part C*, Vol.30, No.4, pp.451-462, 2000.
- 5) A.K. Jain, R.P.W. Duin, and J. Mao : Statistical Pattern Recognition: A Review, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.22, No.1, pp.4-37, 2000.
- 6) C. Burges : A tutorial on support vector machines for pattern recognition, *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol.2, No.2, 1998.
- 7) C. Cortes and V.N. Vapnik : Support vector networks, *Machine Learning*, Vol.20, pp.273-297, 1995.
- 8) 佐々木正人：アフォーダンス-新しい認知の理論, 岩波書店, 1994.
- 9) 佐々木正人, 三嶋博之：アフォーダンスと行為, 金子書房, 2001.
- 10) D. E. Goldberg : Genetic Algorithm in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley, 1989.