

# 移動型ロボットの進化におけるセンサー感度に関する実験研究

高野 雅典† 趙 強福‡

会津大学†‡

## 1. Introduction

本研究グループでは以前から移動型ロボットを実験環境上で学習させ、その環境に適応させることについて検討してきた[1]。ロボットのコントローラとしてニューラルネット(NN)、学習方法としては遺伝的アルゴリズム(GA)を採用している。学習に際してNNコントローラはロボットのセンサー入力を解釈し、次にとるべき行動を出力しロボットの行動を制御する。センサー感度が高ければ入力信号にたくさんの情報が含まれ、学習もしやすくなるが、必要以上に感度の高いセンサーを使うとロボットのコストも高くなる。本実験では、進化学習を成功するために、どれくらいのセンサー感度が必要とされるかについて考察する。その結果を利用して、コストが低く、使えるロボットの設計に役に立ちたい。

## 2. Experiment

### 2.1. 実験方法

実験ではKheperaロボットを想定し、シミュレーションによって行う。Kheperaとは赤外線センサーと光センサーを8個ずつ持ち、二つの車輪によって移動することのできる小型ロボットである。赤外線センサーは物体との距離を、光センサーは光源との距離を得ることができる。Kheperaはこれらのセンサーを前方に6個、後方に2個ずつ持つ。

実験においては、センサーの有効範囲(感度) $r$ を $40 \leq r \leq 1000$ の範囲で変化させ、各センサーの有効範囲ごとに進化学習を行い、得られたコントローラの性能をテストし、それを基に $r$ の最適値を調べる。

### 2.2. 学習方法

#### 2.2.1. Environment

Kheperaが障害物のある $1000 \times 1000$ の広さを持つ環境内を移動することを考える。光源を目的地とし、1つの目的地と3つのスタート地点を用意し、1個体につき各スタート地点から目的地まで2回ずつ試行する。この6回の試行により適応度を求め進化的学習を行う。

#### 2.2.2. Robot Controller

ロボットの制御には階層型NNを用いる。これは、入力層、中間層、出力層からなり、各々のニューロン間の重みをGAにより学習する。以下に実験内でのNNとGAのパラメータを示す。

Table 1: Neural Networks Parameters

Input neurons		17
	Infrared Sensor Input	8
	Light Sensor Input	8
	Bias	1
Hidden neurons		17
Output neurons		2

Table2: Genetic Algorithm Parameters

Number of Generations	100
Number of Individuals	100
Length of Genotype	323
Crossover rate	0.8
Mutation rate	0.002
Selection Method	Tournament Selection
Crossover Method	2 Points Crossover

#### 2.2.3. Evaluation

スタート地点 $m$ から $n$ 回目に試行をするときの適応度 $f_{mn}$ は、2000ステップ以内に目的地にたどり着かなかつた場合は、式(1)により適応度を求め、たどり着いた場合は式(2)により適応度を求める。その個体の適応度 $f$ は式(3)によって各試行の難易度により重みをつけて求められる。

$$f_{mn} = \frac{700 - d}{10} \quad (1)$$

$$f_{mn} = \frac{700-d}{10} + (2000-s)^2 \times 0.000016 \quad (2)$$

$$f = \frac{f_{11} + f_{12}}{2} \times 0.1 + \frac{f_{21} + f_{22}}{2} \times 0.45 + \frac{f_{31} + f_{32}}{2} + 0.45 \quad (3)$$

## 2.3. Testing

### 2.3.1. Environment

学習時と同じ環境内にゴール地点4カ所、スタート地点25カ所を用意し全てのスタートから、全てのゴールへ計100回試行する。

### 2.3.2. Evaluation

スタート地点  $m$  からゴール地点  $n$  までの適応度  $f_{mn}$  は、2000 ステップ以内に目的地にたどり着かなかった場合は、式(4)により適応度を求め、たどり着いた場合は式(5)により適応度を求める。その個体の適応度  $f$  は式(6)によって求める。

$$f_{mn} = \frac{700 - d}{10} \quad (4)$$

$$f_{mn} = \frac{700 - d}{10} + (2000 - s)^2 \times 0.000016 \quad (5)$$

$$f = \frac{\sum_{i=1}^{25} \sum_{j=1}^4 f_{ij}}{100} \quad (6)$$

### 2.4. Experiment 1

8 個全てのセンサーの有効範囲を同時に変化させ、学習、テストを行い、適応度を求める。

### 2.5. Experiment 2

Experiment 1 では全てのセンサーの性能を同時に変化させたが、この実験ではさらに低コストを目指し、真正面方向の二つのセンサー（目玉）のみ有効範囲を変化させ、他は低いままの状態での学習、テストを行い、適応度を求める。

### 2.6. Result

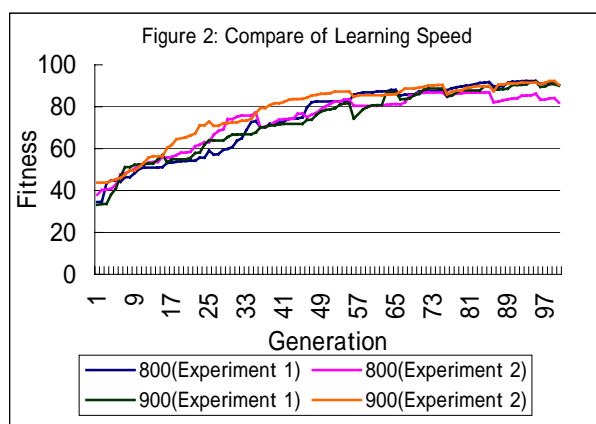
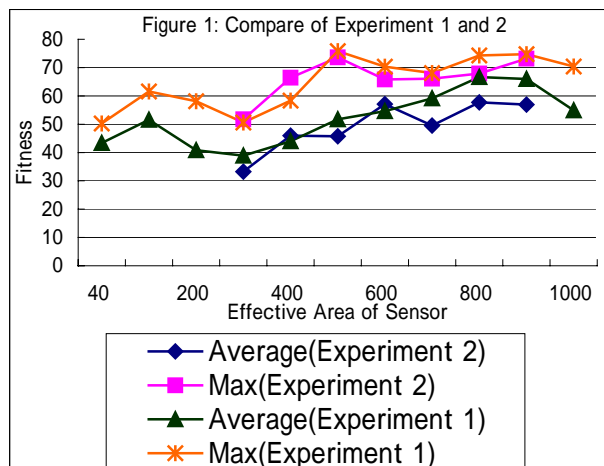
Experiment 1,2 共に各センサーの有効範囲ごとに 10 回学習させたものに対してテストを行った。図 1 にそのときの適応度の平均値と最大値を示す。

図 1 ではセンサーの有効範囲が 800、900 の時に Experiment 1,2 共に高い値を出している。平均値を見ると、Experiment 2 は Experiment 1 より若干低いが、ある程度高い値を出すことができている。最大値では Experiment 2 も Experiment 1 とほぼ同程度の高い値を出している。

図 2 は実験で高い適応度を出したセンサーの有効範囲が 800,900 の時の Experiment 1,2 での学習の速さの比較である。図 2 より、全ての状態において学習の速さには大きな差はない。

### 2.7 Discussion

図 1 より、性能のよいセンサーを前方のみに限定した場合でも、しない場合に比べ若干低い値になるが、ある程度環境に適応することができるといえる。



また、図 2 より実験でのセンサーの有効範囲 800,900 ごとの学習の速さに大きな差はないため、センサーの性能が学習の速さに与える影響は少なく、Khepera は必要以上に性能の高いセンサーを持たなくてもよいと言える。

### 3. Conclusion

前方のみに高い感度を持つセンサーをもった Khepera は、全方位に高い性能のセンサーを持つものとはほぼ同じ適応度を出せることがわかった。前方以外のセンサーは低い性能のままのため、コストを削減することができ安価で提供することはできるのではないかと考えられる。

### References

- [1] K. Sakamoto, T. Takeda and Q. F. Zhao, *Generation of Good Training Data for Extracting DTs from Evolved NN Robot Controllers*, Proc. IEEE International Conference on Neural Networks and Signal Processing (ICNNSP03), 2003.

Experiments and Research for Sensor Sensitivity on Evolution of Moving Robot

†Masanori TAKANO · The University of Aizu

‡Qiangfu ZHAO · The University of Aizu