

注視点制御を用いた複数物体の検出 Detection of multiple objects using Visual attention control

阪本 昂俊[†]
Akitoshi Sakamoto

伊藤 浩[†]
Hiroshi Ito

1. はじめに

半導体などの製造工程で用いられる画像処理には高速性が求められる。これに対して、視界を限定し処理範囲を削減することにより処理時間を小さくする手法がある。図1は画像の中から「大学」という文字を探す処理を示している。まず、図(a)のように画像全体から一部分を取り出して参照し、次に(b)に示すようにこの視野を右下に動かした。この時目標の一部が視野に入っている。これを基に右に移動し「大学」を見つけ処理を終了する。

Mnihら[1]は、このような方法で手書き文字を認識するための注視点制御の手法を示した。この方法は視界に入る情報を glimpse として定義している。この glimpse から文字を識別し、次の移動方向を与えるネットワークを RNN(Recurrent Neural Network) で構築している。しかし、対象の文字は1つだけであった。

本文では、注視点を動かして複数の物体を検出する機械学習の方法を提案する。一度見つけた物体を消す方法と、見つけた物体をマークして区別する方法の2つの性能を比較した。

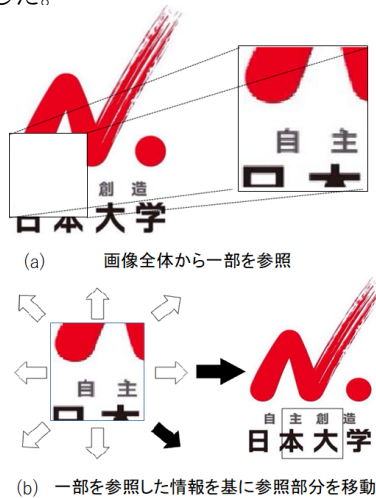


図1: Visual attention control

2. 問題の定義

本文では、背景が0である2次配列の中から特定のパターン111を2つ見つける問題を考える。この配列は図2のように縦横10桁ずつのバイナリデータであり、目標とする111のパターンを上半分と下半分のランダムな場所の一つずつ配置している。視野は縦横3桁ずつとし、図の赤枠に示すように中央の番地を指定してその場所と周辺の風景だけを一度に見ることができる。視点の移動は上下左右斜めの8方向とし、一回の移動距離は1桁のみとする。目標の111が視野の中心に来たときに1つの目標が見つかったとし、目標が2つ見つければ処理は終

了する。また、配列の縁を視野が飛び出たときは”失敗”として処理を終了する。なるべく早く、目標を見つけるように注視点を動かすことが制御の目的である。

これを実現するためにQテーブルを用いる。Qテーブルは縦軸に状態 s 、横軸に行動 a を持つ2次元テーブルであり、状態 s の時に行動 a をとることの価値がQ値として書かれている。ここで状態 s は、視野に映る風景と注視点の場所であり、行動 a は移動の方向である。実際の行動は ϵ -greedy法によるものとし、確率 $1-\epsilon$ でQ値が最大の方向に移動し、確率 ϵ でランダムな方向へ移動するものとする。Qテーブルの更新は次式により行う。

$$Q_s^a = Q_s^a + \alpha(r + \gamma \max_{a'} Q_{s'}^{a'} - Q_s^a) \quad (1)$$

ここで r は報酬、 α は学習係数、 γ は時間割引率、 s' は移動後の状態で、 $\max_{a'} Q_{s'}^{a'}$ はこの状態における最大のQ値を表している。

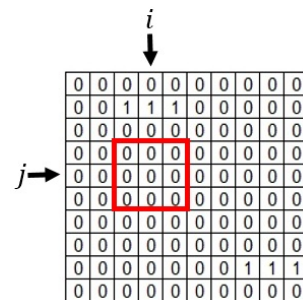


図2: Binary field and a viewing scope at (i, j)

3. 学習方法

複数の物体を見つけるために以下の2つの方法を比較する。1つ目の方法は見つけた物体を消す方法である。この方法は、物体を1つ見つけた時、その物体の配列の値を0にし、物体がなかったものとして、次の物体を探しに行く方法である。以下、これを消去法と呼ぶ。2つ目は、物体をマークする方法である。この方法は、見つけた物体の配列の値を別の信号(2とする)に変え、再びそこを訪れないようにマークする方法である。以下、この方法をマーク法という。マーク法は視野の値が3値になるのでQテーブルの状態 s の数が増加する。

以上の方法において、任意の位置から視点を動かしていき、次のいずれかの状態になったら終了とし、このことを1つのエピソードとする。(1)2つの物体を見つけた場合、(2)視野が配列の外側に出た場合、(3)1000回移動して見つけられない場合。物体を見つけた場合は1つの物体ごとに+1の報酬、(2)の場合は-1の報酬を与える。さらにマーク法では、マークされた信号をとらえた場合”失敗”として-1の報酬を与える。報酬が生じたら、式(1)により即座にQテーブルを更新する。

[†] 日本大学, Nihon University

4. 実験

4.1 条件

それぞれの方法についてエピソードを5万回試行し学習を行った。この時、 ϵ は次式のようにエピソードを重ねるごとにその値を小さくした。

$$\epsilon = \frac{1}{1+n} \quad (2)$$

n はエピソードの回数である。この学習を何回か施行した後、得られたQテーブルをそれぞれ保存した。テストは以下の様に行った。それぞれのQテーブルを用いて、改めて2つの物体を見つけさせることを1000回試行し、移動回数を計測する。この1000回の試行では2次配列における物体と最初の視点の位置はランダムであるが、消去法とマーク法では同条件となるようにした。また、テスト時は ϵ の値を0.001とした。

4.2 結果

図3は消去法、図4はマーク法による学習結果の例である。この図は黒枠の位置に物体を置いたときのQテーブルの値を図示したもので、左側は物体が2つある時、右側は物体を1つ見つけた時のものである。図において 3×3 のブロックが 8×8 個配置されており、このブロックの位置は視野の位置に対応している。そして、 3×3 のブロックの内部は中心(白)を注視点としたときの移動方向に対応している。Qテーブルの値を小さいものから紺、青、緑、黄、赤の順に色分けした。

図5は最初の100回について2つの物体を見つけるまでの移動回数を比較して表示したものである。図からマーク法が消去法に比べ、少ない移動回数で物体を見つけていることが分かる。表1は1000回試行した時の平均移動回数を示す。この表から、消去法よりもマーク法の方が平均移動回数が少なく早い段階で全ての物体を見つけることがわかる。

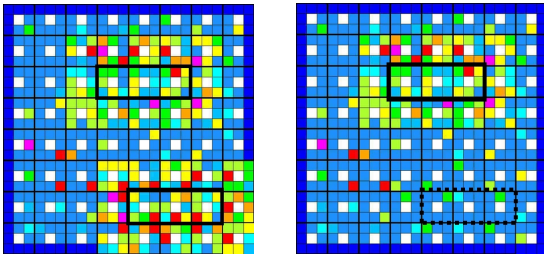


図 3: Trained Q-table for erasing method

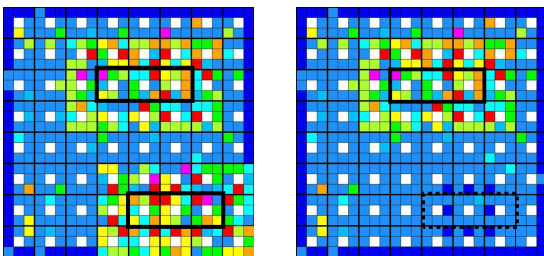


図 4: Trained Q-table for marking method

	1回目	2回目	合計
消去法	5.314	11.76	17.07
マーク法	5.154	9.496	14.65

表 1: Average Performance

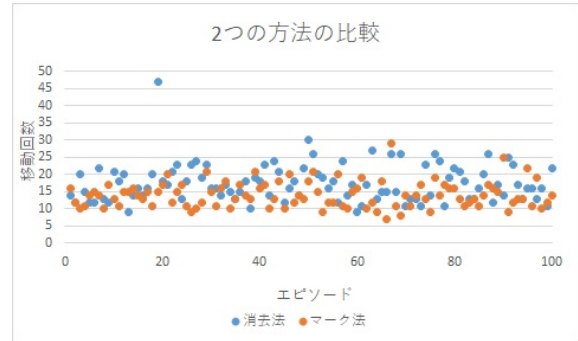


図 5: Comparison of the two methods

4.3 考察

図3、図4において、最も外側のブロックはQ値が小さくなっており、これは配列の周辺において視野がはみださぬように学習が進んだことを示している。次にQ値の値は物体の周辺で大きく、物体のないところでは小さくなっていることがわかる。これは、物体が視野に入れば物体を捉える方向へのQ値が強化されるが、物体から離れれば移動はランダムになるためである。この更新によって物体周辺では、物体に引き込まれるように移動する。さらに、1つの物体を見つけた後のQテーブルは、消去法では、その物体がなかったかのように大きな値がなくなった。マーク法でも大きな値はないが、Q値の小さな値が表れている。これはマークされた信号が-1の報酬を持つため、マークされた部分に視野が行かないように学習したためである。

以上のことから消去法と比べてマーク法ではマークされた周辺を移動しないため、少ない手順で次の物体へ移動ができると考える。

また、物体を見つけられずに同じ経路をループして移動する現象が見られた。これは、物体が視野に入らないときのQテーブルの値がどれも小さく、偶然最大の方向に移動するので値によって同じ場所に戻ってしまうことがあるためである。

5. まとめ

注視点を制御して複数の物体を検出する方法を提案した。2値画像を用いた簡単な実験では、消去法では平均17.07回、マーク法では、平均14.65で2つの物体を見つけることに成功した。これはいずれも総当たり法で掛かる移動回数の64回よりも小さい。また、消去法よりもマーク法の方が平均移動回数が少ない。このことを学習後のQテーブルを用いて説明した。

今後は、自然画像への拡張、視点がループしない移動方法の検討を行うことが課題である。

参考文献

- [1] V. Mnih, "Recurrent Models of Visual Attention," arxiv:1406.6247, 2014.