

要 旨

本研究では、画像理解における3次元復元をKohonenの自己組織化マップ(SOM)を利用して行うことを提案する.具体的には、2次元画像から色情報を入力ベクトルとし、SOMの出力として奥行情報を得る.この奥行情報を元に3次元イメージ生成を行う.本稿では、基礎研究として学習時に用いた基本形状をSOMによって復元可能となるかについて試みた.実験の結果、各画素の色情報のみの学習からは、正確な奥行情報を得ることが困難であることが示された.

1. はじめに

近年、3D映画や3Dスキャナなど物体を3次元で再現および複製する技術に高い関心がはられるようになってきた.これらの3D技術では、情報取得の際に高い精度での3次元情報(特に奥行の情報)が求められ、そのために高価な計測機器が必要になる.本研究では一般的なデジタルカメラなどの画像情報から、より精度の高い奥行情報を獲得することを目的とする.そこで、本稿では近年画像処理および画像認識の分野で、顔画像の分類や表情認識などに多数応用されている、Kohonenの自己組織化マップ[1](Self-Organizing Map : SOM)を奥行情報の処理に利用することを提案する.

2. 提案手法

2.1 概要

SOMは、ニューラルネットワークの一種であり、与えられた入力情報の類似度を特徴マップ上の距離で表現するモデルである.学習された特徴マップ上の距離は入力情報間の類似性を表し、距離が近い程似ていると判断される.

本研究の提案手法について、作業手順を図1にまとめる.手順①では、SOMの特徴マップを獲得するために手本となる基本画像から各画素のRGB値とその奥行の情報を得る.次に手順②では、RGB値とSOMの入力ベクトル、奥行情報をSOMの教師データとして学習を行う.(学習アルゴリズムについては後述)手順②の繰り返しにより、SOMの特徴マップが得られる.そして手順③では、基本画像とは別に新しく計測用の画像を用いて、そのRGB値を②の学習済みのSOMの入力ベクトルとして入力する.

最後に、手順③から得られた特徴マップのラベル(奥行情報)を計測画像に付加して、計測画像の奥行の分布を獲得する(手順④).

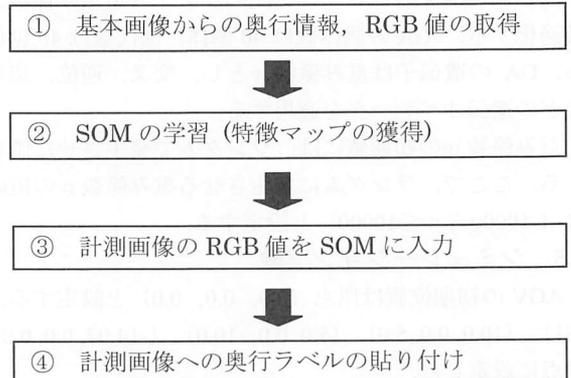


図1 作業の流れ

2.2 SOMの学習アルゴリズム

2.1の作業手順②における学習アルゴリズムを以下に示す.

1. 各ピクセルのRGB情報を取得する.
2. RGB値と同様の範囲内でランダムな値を重みベクトルに設定されたニューロンを一定数作成する.
3. 次式により勝者ニューロンを決定する.

$$c = \arg \min_j \|x_p - w_j\| \quad \dots \quad (1)$$

ここで x は入力ベクトル、 w はニューロンの重みベクトルを表す.

4. 式(2)、(3)の近傍関数により各ニューロンの重みベクトルを更新する

$$w_j(t+1) = w_j(t) + h_{cj}(t) \{x_p - w_j(t)\} \quad \dots \quad (2)$$

$h(t)$ は近傍半径であり、式(3)で表される.

$$h_{cj}(t) = \alpha(t) \exp\left(-\frac{d_{cj}^2}{2\sigma(t)^2}\right) \quad \dots \quad (3)$$

また $\alpha(t)$ は学習係数であり, 式(4)で表される.

$$\alpha(t+1) = 0.9995 \times \alpha(t) \quad \dots (4)$$

5. 3-4 を収束するまで繰り返す, マップを作成する.

3. 実験

本稿では, 学習後に得られた SOM の特徴マップのラベルを再度基本画像に戻し, 奥行情報の分布が再現可能か確認する.

3.1 実験設定

特徴マップを得る基本画像の対象として凹凸がなく計算の簡易な球を用意した. 球の直径は約 10cm, 白色無地の球をカメラの正面から 30cm の地点が中心となるよう設置した(図 2). 通常状態の撮影によるマップの形状を確認するため光源の遮断等は行わないものとする.

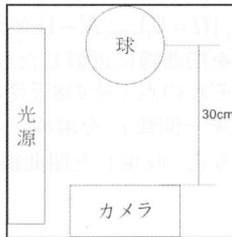


図 2 撮影時の俯瞰状況

撮影画像(図 3)には対象以外の背景など余分な空間が残っているため, これを, 画像編集ソフトの GIMP を使用してトリミングした後, 512×512 ピクセルのサイズに無補完で拡張する(図 4).

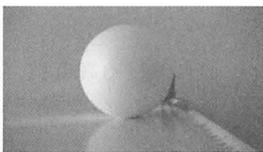


図 3 撮影画像

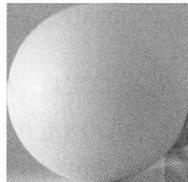


図 4 編集後の画像

本実験では RGB 値を 1 ピクセル毎ではなく, 3×3 ピクセルの平均値を利用する. ピクセルの平均値を利用する.

特徴マップのラベル(教師データ)として(5)式により算出される奥行の理想値を設定した.

$$z = l - (r^2 - x^2) \quad \dots (5)$$

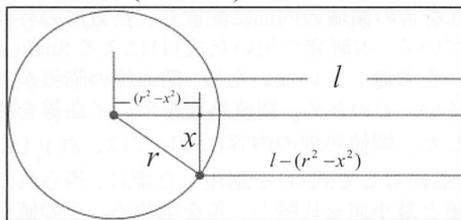


図 5 奥行の算出

その他, SOM の学習に必要なパラメータを表 1 にまとめる.

表 1 SOM の設定パラメータ

項目	値
繰り返し回数	5000 回
初期学習係数	1.0
ニューロン数	100

3.2. 実験結果

奥行の理想値によって設定したラベル(1cm 間隔)を図 6, 実験によって得られたマップを図 7, 計測画像に奥行ラベルを貼りつけたものを図 8 に示す.

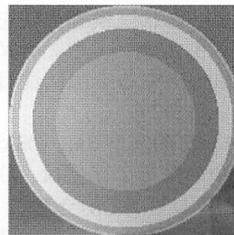


図 6 ラベルの分類図

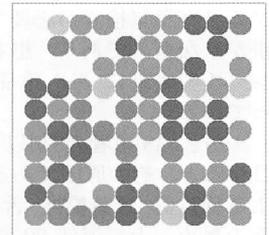


図 7 SOM マップ

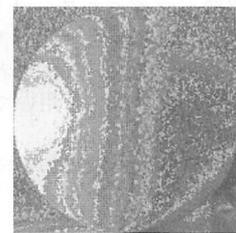


図 8 ラベル付計測画像

図 7 に示すように学習後の特徴マップは全体に分散している. これは奥行に設定したラベルの「1cm 未満」の範囲が広く, また, 光の照射による影響が大きいたことが理由として考えられる.

計測画像にラベルを貼り付けた結果, 光の影響が強く現れ, 今回の条件では正確な奥行情報を取得することは困難であった.

4. おわりに

今回の実験では, 2次元画像から正確な奥行情報を取得することは出来なかった. 今後の課題として, ラベルの分類方法の修正, 光の照射に影響を受け難い学習方法の検討を行う.

5. 参考文献

[1] T・コホネン著, 徳高平蔵, 岸田悟, 藤村喜久郎 訳, 「SELF-ORGANIZING MAPS-自己組織化マップ」, シュプリンガー, 1996.