

平成 25 年度 卒業研究論文

題目 色特徴量を用いた魚認識アプリケーションに関する研究

指導教員 服部 峻

提出者 室蘭工業大学 情報電子工学系学科

氏名 松浦 亮太

学籍番号 2124157

提出年月日 平成 26 年 2 月 13 日

目次

第 1 章	序論	1
第 2 章	関連研究	3
2.1	輪郭線及びテクスチャ情報に基づく画像認識法：魚画像認識への応用	3
2.2	水族館図鑑アプリケーションと画像認識エンジン	3
2.3	本研究と関連研究の比較	4
第 3 章	提案手法	5
3.1	撮影した魚画像の取り込み	6
3.2	魚の色特徴量を抽出	6
3.3	色特徴量を予め登録しておいたデータベースと類似度計算	7
3.4	類似度の高い魚情報出力	7
第 4 章	評価実験	8
4.1	実験方法	8
4.2	入力用魚画像 50 枚とデータベース用魚画像 50 枚の実験結果	12
4.3	入力用危険な魚画像 17 枚とデータベース用魚画像 50 枚の実験結果	15
4.4	入力用安全な魚画像 33 枚とデータベース用魚画像 50 枚	21
第 5 章	考察	24
第 6 章	結論	26
	謝辞	28
	参考文献	29

目次

1.1	危険な魚についてのインターネット検索の例	2
1.2	ハオコゼの危険個所	2
1.3	ウツボの危険個所	2
1.4	ソウシハギ	2
3.1	システムの流れ	5
3.2	RGB カラーモデル	6
3.3	実行結果 1	7
3.4	実行結果 2	7
4.1	入力用魚画像 50 枚	9
4.2	入力用危険な魚画像 17 枚	9
4.3	入力用安全な魚画像 33 枚	10
4.4	データベース用魚画像 50 枚	11
4.5	等次元実験結果 (入力が魚画像 50 枚)	13
4.6	入力用魚画像 50 枚 (R の分割数を 5 に固定)	13
4.7	入力用魚画像 50 枚 (G の分割数を 5 に固定)	14
4.8	入力用魚画像 50 枚 (B の分割数を 5 に固定)	14
4.9	等次元実験結果 (入力が危険な魚画像 17 枚)	15
4.10	入力用危険な魚画像 17 枚 (R の分割数を 5 に固定)	16
4.11	入力用危険な魚画像 17 枚 (G の分割数を 5 に固定)	16
4.12	入力用危険な魚画像 17 枚 (B の分割数を 5 に固定)	17
4.13	入力用危険な魚画像 17 枚 (R の分割数を 10 に固定)	17
4.14	入力用危険な魚画像 17 枚 (G の分割数を 10 に固定)	18
4.15	入力用危険な魚画像 17 枚 (B の分割数を 10 に固定)	18
4.16	入力用危険な魚画像 17 枚 (R の分割数を 11 に固定)	19
4.17	入力用危険な魚画像 17 枚 (G の分割数を 11 に固定)	19
4.18	入力用危険な魚画像 17 枚 (B の分割数を 11 に固定)	19
4.19	入力用危険な魚画像 17 枚 (認識精度が高い次元数の上位 4 件)	20
4.20	等次元実験結果 (入力が安全な魚画像 33 枚)	21

4.21	入力用安全な魚画像 33 枚 (R の分割数を 4 に固定)	22
4.22	入力用安全な魚画像 33 枚 (G の分割数を 4 に固定)	22
4.23	入力用安全な魚画像 33 枚 (B の分割数を 4 に固定)	23

表目次

2.1	本研究と関連研究の比較	4
3.1	8次元での RGB の分類	6

第1章

序論

近年、魚釣りは自然と魚に触れたり、美味しい魚を食べたりできるなど、老若男女問わず楽しむことのできるレジャーとして人気がある。しかし、魚釣りをを行う上で危険な場面に遭遇することも多い。その一つとして、怪我を負ってしまう、最悪の場合生死に関わる魚も存在し、安全に魚釣りをを行うためには、初めて見る魚や知らない魚が危険な魚であるか安全な魚かどうか判断する必要がある。従来の魚判別の方法では、魚に関する知識を持ち合わせた人と同行するといった経験を要する判別方法と事前にインターネットで調べたり図鑑といった専門書で危険な魚についての知識を得るか、そのような書物を持ち歩くといった判別方法が考えられる。実際に、図 1.1 のようにインターネットで「魚 危険」[1] と調べている人も多く、また魚図鑑の書物も出版されており、魚釣り初心者にとって知らない魚について危険か安全な魚かどうか認識したいという人が多い。

しかし、既存の魚の判別方法では魚釣りに行く際に魚に関する知識のある人と同行しなければならないことや事前にどのような魚が危険であるか安全であるかといったことを調べ、かつ覚えておかないといけないことや図鑑や書物などを持ち歩き、その都度調べるといった難しい状況も多く、魚釣り初心者にとって煩わしい手間がかかるといった問題が多く存在する。

そこで本研究では、独自の色特徴量を用いた魚認識手法を提案し、その手法に従ったアプリケーションを作成することで、上記のような問題について解決することができると考える。ここで挙げるアプリケーションとは、モバイル端末のカメラ機能を利用し、撮影した魚画像を取り込むことで、その魚の情報を得ることができるアプリケーションである。なお、本研究の対象は魚名についてあまり詳しくない人である。また、本研究で挙げる危険な魚とは以下のような危険を持つ魚である。

素手で触ると怪我をする魚

毒針などがある魚を素手で触ってしまい毒針が刺さってしまった際、大きく腫れるなど大変危険である。例として、図 1.2 に毒針を持ったハオコゼの危険個所を示す。

鋭い歯を持っている魚

針を外す際などに噛まれると大変危険である。例として、図 1.3 に鋭い歯を持ったウツボの危険個所を示す。

体内に毒がある魚

料理の際に、少量でも人間の体内に摂りこんでしまうと死に至る可能性があり大変危険である。例として、図 1.4 に体内に毒を持ったソウシハギを示す。



図 1.1 危険な魚についてのインターネット検索の例

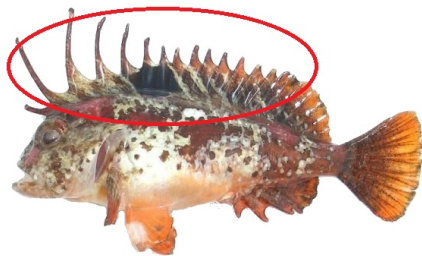


図 1.2 ハオコゼの危険箇所

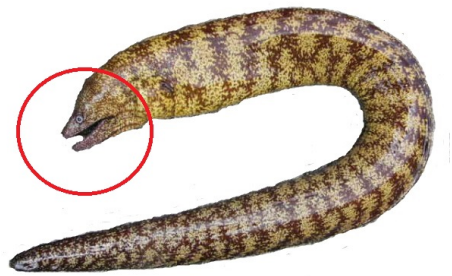


図 1.3 ウツボの危険箇所

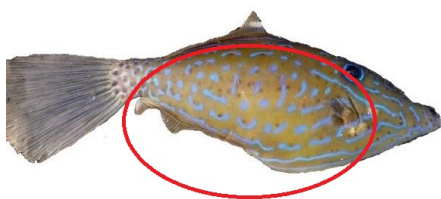


図 1.4 ソウシハギ

第 2 章

関連研究

画像認識という研究は大変多く存在する。しかし魚画像認識を行う研究はあまり研究されていない。その中で本研究と関連している魚画像認識を行う 2 つの関連研究について紹介し、本研究との違いを示す。

2.1 輪郭線及びテクスチャ情報に基づく画像認識法：魚画像認識への応用

本研究における関連研究の 1 つに、輪郭線及びテクスチャ情報に基づく画像認識法：魚画像認識への応用 [2] というものがあり、魚画像の輪郭線及びテクスチャ情報を特徴量として抽出し、得られた特徴量を結合し、魚認識を行う方法として、ユークリッド距離及びニューラルネットワークを用いている。また、輪郭線特徴とテクスチャ特徴は拡大や縮小、平行移動に関して不変であり、輪郭線特徴では回転も不変である。一方、テクスチャ特徴では、 45° 、 90° 、 135° の回転に関して不変である。実験では扱う魚画像では、ある 10 科を選び、その内 5 種の魚の 50 枚を利用しており、輪郭線及びテクスチャ情報を結合した識別実験では、ユークリッド距離を用いた場合では第 3 位、ニューラルネットワークを利用した場合では第 6 位までに正解が必ず含まれており、魚の認識精度は大変高い結果であった。

2.2 水族館図鑑アプリケーションと画像認識エンジン

その他の関連研究として、水族館図鑑アプリケーションと画像認識エンジン [3] がある。水族館図鑑アプリケーションとは、水槽の中にある魚を撮影し、撮影した魚画像のラフな輪郭線を入力することで魚認識を行い、水族館図鑑アプリケーションの図鑑のページとして登録される機能がある。魚のラフな輪郭線を入力した画像の色と形を特徴量として魚認識をしている。また、水槽の中にある魚を撮影するので照明状況により色が異なっている場合があるが、撮影後の魚画像にガンマ処理を施すことにより認識精度を上げている。

2.3 本研究と関連研究の比較

関連研究と本研究の比較を表 2.1 に示す。

輪郭線及びテクスチャ情報に基づく画像認識法では、特徴量に輪郭線とテクスチャを利用し、水族館図鑑アプリケーションと画像認識エンジンでは、特徴量に色と形を使用し、本研究では、特徴量に色を利用している。また、魚情報については水族館図鑑アプリケーションと画像認識エンジンでは魚名といった情報があるが、本研究とは異なり認識した魚が危険か安全かといった情報はない。魚釣りにおいて魚名を知るということは魚釣り初心者にとって大変メリットのあることであり、撮影した魚の名前が判明することで、インターネットを通じて検索してその魚がどのような魚であるか知ることができる。しかし、アプリケーションを使用した後すぐに危険か安全な魚かどうかの情報があればより魚釣りを安全にできるのではないかと考える。また、魚釣りを行っている場所が陸から遠い波止場や島といった場所も存在すると考えるとインターネットを利用できない場合も考えられるので、インターネットに接続しなくともアプリケーションだけで危険か安全かといった魚情報を求めることが望ましいと考える。そこで本研究では、危険か安全かといった魚情報を求めることが可能な魚認識アプリケーションの作成を目指す。

表 2.1 本研究と関連研究の比較

	魚画像認識 (特徴量)	魚情報 (魚名)	魚情報 (危険か安全か)
輪郭線及びテクスチャ情報に基づく画像認識法	✓(輪郭線とテクスチャ)		
水族館図鑑アプリケーションと画像認識エンジン	✓(色と形)	✓	
本研究	✓(色)	✓	✓

第3章

提案手法

魚認識アプリケーションはモバイル端末での使用を想定し、モバイル端末で扱えるアプリケーションを作成して研究を行う。システムの全体の流れを図3.1で示す。

システム全体の流れとして、

1. 撮影した魚画像の取り込み
2. 魚画像の色特徴量を抽出
3. 色特徴量を予め登録しておいたデータベースと比較し類似度計算
4. 類似度の高い魚情報の出力

となっており、4つの機能を有している。以下に、4つの機能についてそれぞれ説明する。

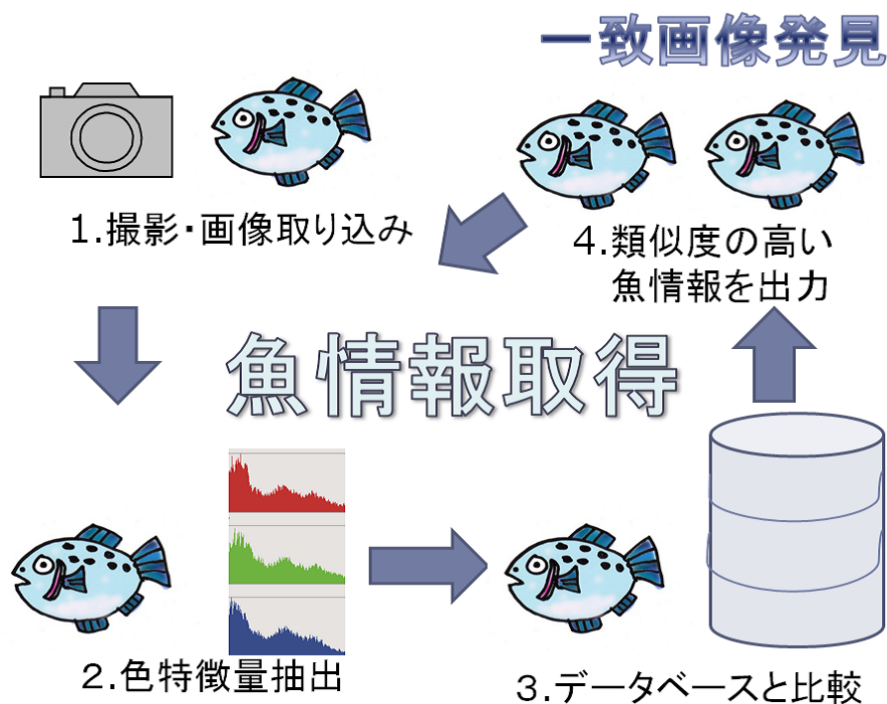


図3.1 システムの流れ

3.1 撮影した魚画像の取り込み

ユーザが釣り上げた魚をモバイル端末のカメラ機能を用いて撮影し、撮影した魚画像を本体に保存し、入力画像として扱う。現在はパソコン上に保存してある画像を使用している。実際にユーザがアプリケーションを利用する際は、魚を釣り上げ、安全な場所を確保した後、アプリケーションを起動しカメラ機能を用いて釣り上げた魚を撮影する。その際、藻やゴミが絡んでいる場合は可能な限り除去し、魚全体が画面内に収まるように撮影する。その後、システムは自動的に図 3.3 の画面まで処理を行う。また、その後の操作については 3.4 節にて説明する。

3.2 魚の色特徴量を抽出

3.1 節で入力された魚画像を RGB カラーモデル [4](図 3.2) を参考にし、画像のある位置 (X,Y) で取得した R 値 G 値 B 値の各要素がどれだけ含まれているかで分類し、画像内の全ての画素を分類することで得たヒストグラムを色特徴量として抽出する。RGB のそれぞれの値は 0~255 の範囲であり、その範囲を可変することで様々な分類をすることができる。ただし、0 から 255 の範囲を分割する際、RGB の分割数を 5 とした場合、商 51 剰余 1 となるような剰余が発生するケースが存在する。その際は、0~50, 51~101, 102~152, 153~203, 204~254 というブロックに分け、剰余である 255 を 204~254 という値の大きなブロック側に分けるものとする。また、なお次章以降で扱う魚画像の背景色は白に処理しており、RGB の値が全て 255 であり、色特徴量抽出では除外することとする。

一例として、8次元 (2,2,2)*¹を挙げると、画像から取得した RGB 色情報を赤、緑、青、シアン、マゼンタ、黄、黒、白の 8 通りで分類する。表 3.1 に 8 次元での RGB の分類の表を示す。

表 3.1 8次元での RGB の分類

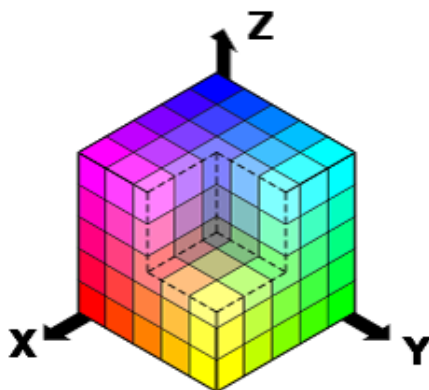


図 3.2 RGB カラーモデル

	R 値	G 値	B 値
赤	128~255	0~127	0~127
緑	0~127	128~255	0~127
青	0~127	0~127	128~255
黄	128~255	128~255	0~127
シアン	0~127	128~255	128~255
マゼンタ	128~255	0~127	128~255
黒	0~127	0~127	0~127
白	128~255	128~255	128~255

*1 X 次元 (R,G,B) X:R*G*B の次元数 R,G,B:0~255 を何等分で割るか

3.3 色特徴量を予め登録しておいたデータベースと類似度計算

3.2節で求めた色特徴量を基に、入力画像と予め用意しておいたデータベース内の画像からそれぞれ類似度計算を行う。データベース・スキーマは id, 魚名, 魚画像 (色特徴量) という構造であり、データ数は現在 50 件である。また、ここでの類似度計算では、コサイン類似度計算式を用いる。以下に使用した式を示す。

$$\cos(\vec{q}, \vec{d}) = \frac{\sum_{i=1}^{|V|} q_i d_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{|V|} q_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{|V|} d_i^2}} \quad (3.1)$$

$|V|$:色特徴量数

q :入力画像の色特徴量ベクトル $(q_1, q_2, \dots, q_{|V|})$

d :データベース内画像の色特徴量ベクトル $(d_1, d_2, \dots, d_{|V|})$

3.4 類似度の高い魚情報出力

3.3節で類似度計算を行った結果上位 5 件の魚の画像と名前を図 3.3 のようにランキングで表示させ、ユーザが似ていると思う魚画像を選択してもらう。その後、図 3.4 のように選択した魚画像についての説明を表示する。その際、危険な魚の場合には魚のどの部分が危険であるか、どのように危険であるかという情報を表示させる。また、図 3.3 のインターフェースでは、ランキング上位 5 件まで表示している。ランキング数が多ければ多いほど情報量は増えるが、その分魚画像が小さくなり、小さなモバイル端末では見づらくなるのが想定でき、比較的魚画像が見やすく、説明文や操作ボタンなどを配置することを考えると図 3.3 のような上位 5 件の魚を 5 枚表示することが望ましいと考える。



図 3.3 実行結果 1



図 3.4 実行結果 2

第 4 章

評価実験

第 3 章では，本研究で提案した RGB 色特徴量に基づく（危険な）魚認識システムについて，魚認識アルゴリズムや危険な魚情報を出力するインタフェースなどの説明を行った．本章では，実装した RGB 色特徴量に基づく（危険な）魚認識システムにおける評価実験の方法，結果及び考察について述べる．

4.1 実験方法

作成した RGB 色特徴量に基づく（危険な）魚認識システムに魚画像を入力させ，データベース画像と比較した結果，どれくらいの認識精度となるか実験を行った．

入力用魚画像がデータベース用魚画像と比較し正解であった認識精度を求める．入力用魚画像には，入力用魚画像 50 枚 (図 4.1) や入力用危険な魚画像 17 枚 (図 4.2)，入力用安全な魚画像 33 枚 (図 4.3) というの 3 つのセットを利用し，データベース用魚画像 50 枚 (図 4.4) と比較して実験を行う．

その際，システムの色特徴量抽出の際に R 値 G 値 B 値を様々に分割して実験する．実験はパソコン上で行う．なお魚画像の背景色は白に処理しており，RGB の値が全て 255 であり，色特徴量抽出では除外することとする．



図 4.1 入力用魚画像 50 枚



図 4.2 入力用危険な魚画像 17 枚



図 4.3 入力用安全な魚画像 33 枚



図 4.4 データベース用魚画像 50 枚

4.2 入力用魚画像 50 枚とデータベース用魚画像 50 枚の実験結果

入力用魚画像 50 枚とシステムに登録してあるデータベース用魚画像 50 枚とを等次元^{*2}分割した RGB 色特徴量ヒストグラムに基づいてコサイン類似度計算してランキングした結果の精度比較を図 4.5 に示す。上位 5 件 MAP^{*3}では以下の式 (4.1) を利用して求めている。

$$\text{上位 5 件 MAP} = \frac{\frac{y_1+y_2}{2} + \frac{y_2+y_3}{2} + \frac{y_3+y_4}{2} + \frac{y_4+y_5}{2}}{4} \quad (4.1)$$

y_k : 上位 k 件までの平均認識精度 ($\frac{\text{正解数の総和}}{k \times 50 \text{ 枚}}$) $k:1 \sim 5$

入力用魚画像 50 枚をデータベース用魚画像 50 枚と比較した結果より、最適な次元数を求める。図 4.5 の結果から 8 次元 (2, 2, 2) から 8000 次元 (20, 20, 20) まで実験をすると、上位 5 件までの平均認識精度が最も高いのは 125 次元 (5, 5, 5) であり、上位 5 件 MAP も同様に高い結果であった。8 次元 (2, 2, 2) であると画像から取得した RGB を粗くしか分類できなく、細かく分類することで認識精度を上げられると予想した。27 次元 (3, 3, 3) と 64 次元 (4, 4, 4) と 125 次元 (5, 5, 5) を比べると、予想通り細かくするとともに次元数が上がっていることが分かる。その後、216 次元 (6, 6, 6) 以降の認識精度は緩やかに下がりつつあり、125 次元 (5, 5, 5) の認識精度を超える最適な次元がないことが分かる。この結果より、ある程度 RGB を細かく分類することで認識精度を上げることができ、高次元になるにつれ RGB を細かく分類し過ぎるため、正解の魚に対しても不正解の魚と同様に低いコサイン類似度しか得られなくなり易くなっていき、同じ種類の魚であっても正解の RGB 値と非常に近くなければ正解とならず、あまり認識精度が上がらないことが推測できる。よって、等次元分割に限ると 125 次元 (5, 5, 5) が最適解であると考えられる。

そこで、RGB の分割数が 5 の場合の詳しい結果を以下に示す。RGB の各軸の最大分割数を 5 に固定し、図 4.6 に R 軸の分割数を 5 に固定し、その他の軸を変動させた結果、図 4.7 に G 軸の分割数を 5 に固定し、その他の軸を変動させた結果、図 4.8 に B 軸の分割数を 5 に固定し、その他の軸を変動させた結果を示す。

図 4.6, 図 4.7, 図 4.8 より R の分割数を 5 に固定した結果では上位 5 件までの平均認識精度が認識精度 60% を超えるものはないが、G と B の分割数を 5 に固定した結果では 3 つのパターンが認識精度 60% を超えるものがあることが分かる。また、上位 5 件 MAP も同様に G と B の分割数を 5 に固定した結果の方が認識精度が高いことが分かる。このことから R の分割数を 5 に固定した結果より G と B の分割数を 5 に固定した結果の方が上位 5 件までの平均認識精度と上位 5 件 MAP 共に認識精度が高い傾向であることが分かる。そこで、G と B の分割数を 5 に固定した結果を見ると上位 5 件までの平均認識精度と上位 5 件 MAP が 100 次元 (4, 5, 5) で共に認識精度が高いことが分かる。よって、125 次元 (5, 5, 5) より 100

^{*2} RGB の各軸の分割数が等しい

^{*3} MAP: Mean Average Precision (平均認識精度の平均)

次元 (4, 5, 5) が最適解であると考えられる。

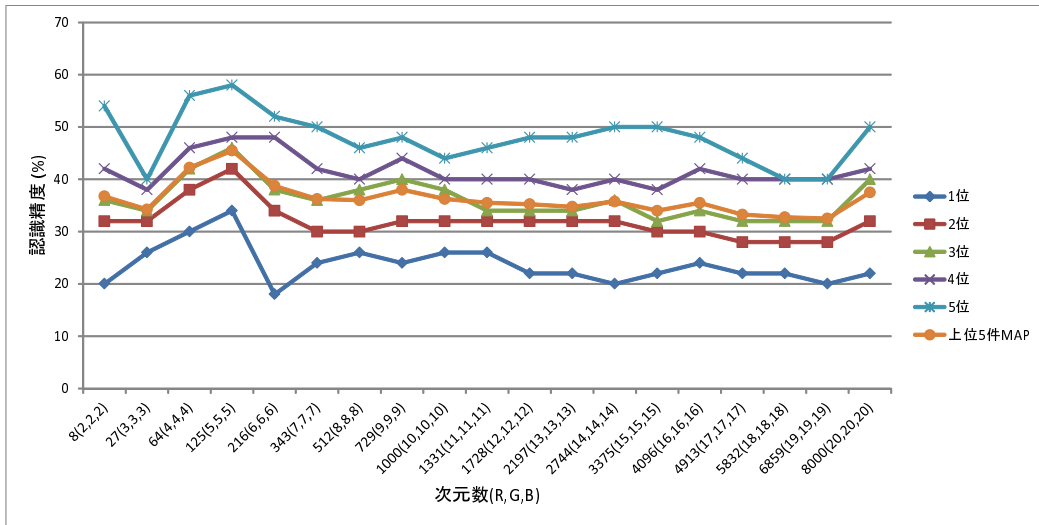


図 4.5 等次元実験結果 (入力が魚画像 50 枚)

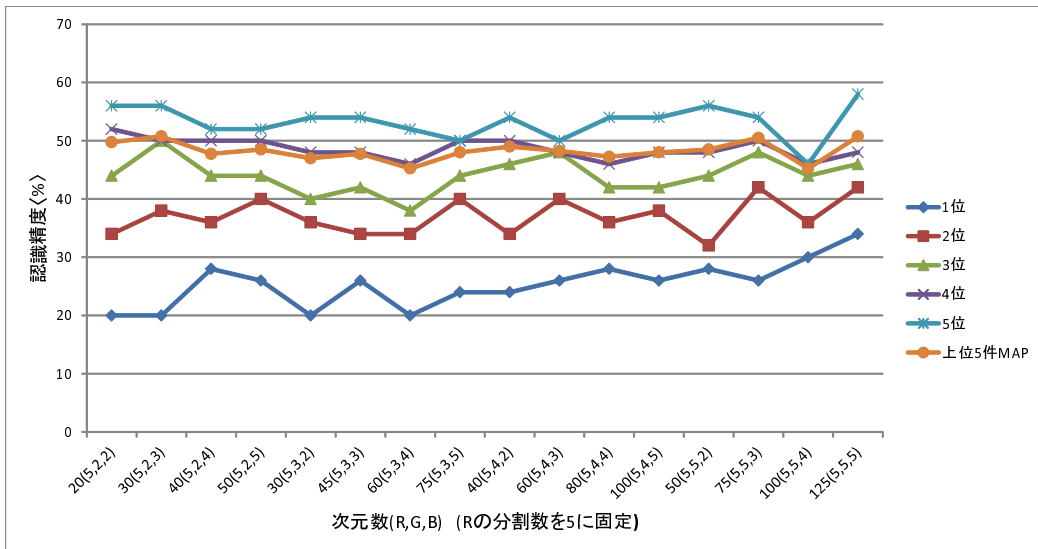


図 4.6 入力用魚画像 50 枚 (R の分割数を 5 に固定)

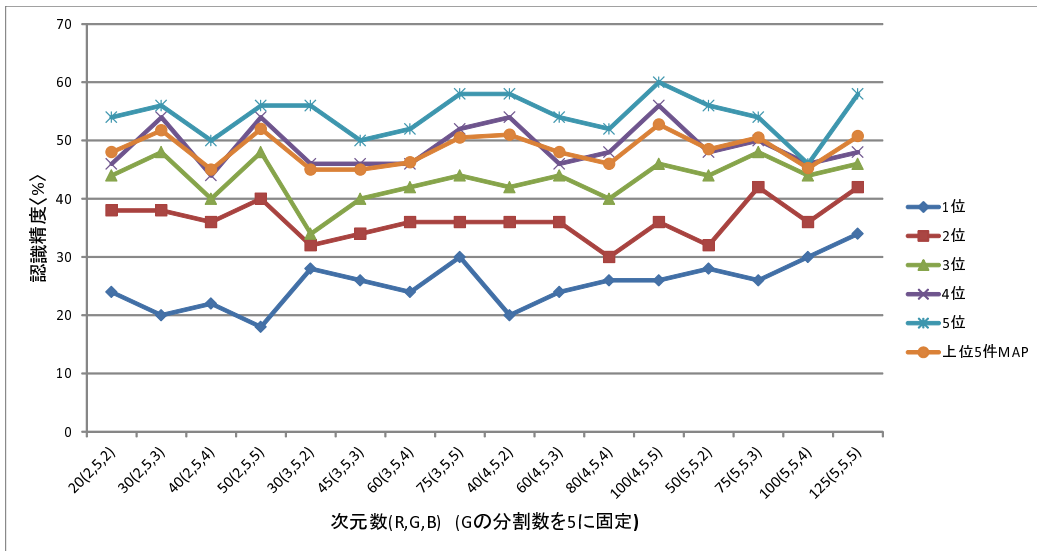


図 4.7 入力用魚画像 50 枚 (G の分割数を 5 に固定)

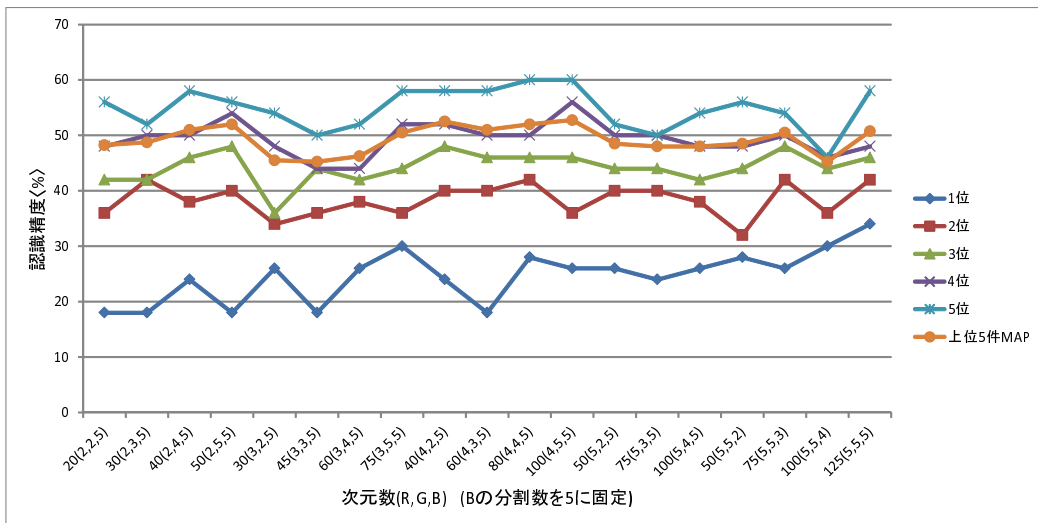


図 4.8 入力用魚画像 50 枚 (B の分割数を 5 に固定)

4.3 入力用危険な魚画像 17 枚とデータベース用魚画像 50 枚の実験結果

危険な魚と安全な魚とが混ざった入力用魚画像 50 枚ではなく、入力用危険な魚画像 17 枚だけとシステムに登録してあるデータベース用魚画像 50 枚とを等次元分割した RGB 色特徴量ヒストグラムに基づいてコサイン類似度計算してランキングした結果の精度比較を図 4.9 に示す。

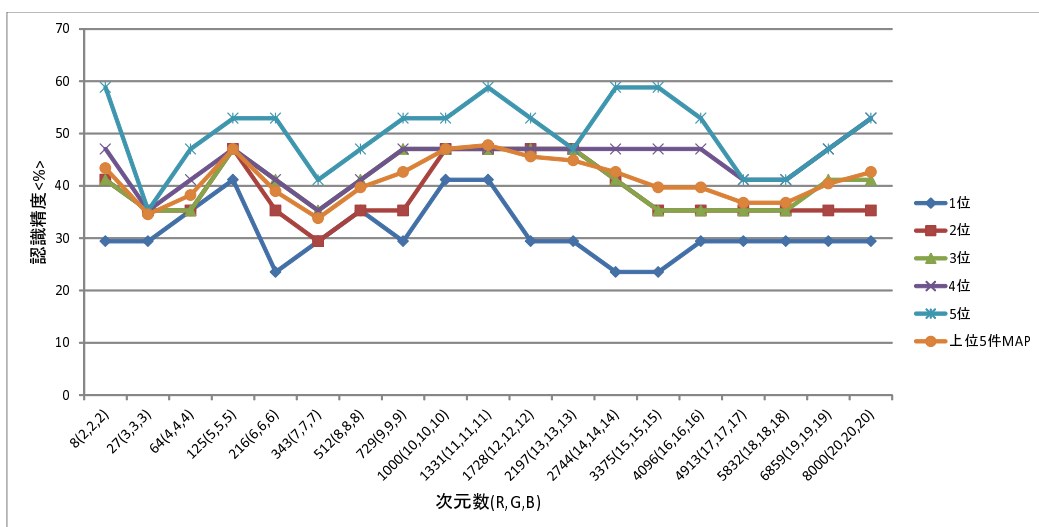


図 4.9 等次元実験結果 (入力が危険な魚画像 17 枚)

入力用魚画像を危険な魚 17 種の 17 枚とし、データベース用魚画像 50 枚と比較した結果について考察する。図 4.9 の結果から上位 5 件まででの平均認識精度が最も高いのは 8 次元 (2, 2, 2) と 1331 次元 (11, 11, 11), 2744 次元 (14, 14, 14), 3375 次元 (15, 15, 15) である。この 4 つの場合の中で上位 5 件 MAP で最も認識精度が高いものは 1331 次元 (11, 11, 11) であることが分かる。また、上位 5 件 MAP を全体で見ると、1331 次元 (11, 11, 11) に次いで 125 次元 (5, 5, 5) と 1000 次元 (10, 10, 10) が同一値で 2 番目に高いことが分かる。上位 5 件 MAP での認識精度の第 1 位と第 2 位の値を比べるとその差は 0.735% ほどであり、ほぼ同一値であると考えられる。また、2744 次元 (14, 14, 14) と 3375 次元 (15, 15, 15) も上位 5 件まででの平均認識精度は高いものの上位 5 件 MAP で見ると下降していることが分かる。前節と同様に 4096 次元 (16, 16, 16) 以降に認識精度の高い次元がなく、より高次元になるにつれ認識精度が上がらないことが予想できる。よって、等次元分割に限っては 125 次元 (5, 5, 5) と 1000 次元 (10, 10, 10) と 1331 次元 (11, 11, 11) が最適解であると考えられる。

そこで、RGB の分割数が 5 の場合の詳しい結果を以下に示す。RGB の各軸の最大分割数を 5 に固定し、図 4.10 に R 軸の分割数を 5 に固定し、その他の軸を変動させた結果、図 4.11 に G 軸の分割数を 5 に固定し、その他の軸を変動させた結果、図 4.12 に B 軸の分割数を 5 に

固定し、その他の軸を変動させた結果を示す。

図 4.10, 図 4.11, 図 4.12 より 3 つの実験結果の上位 5 件まででの平均認識精度を見ると, R の分割数を 5 に固定した結果と比べ G と B の分割数を 5 に固定した結果の方が認識精度が高いことが分かり, G と B の分割数を 5 に固定した結果の内最も認識精度が高いものは 100 次元 (4, 5, 5) であることが分かる。また, 上位 5 件 MAP も同様に 100 次元 (4, 5, 5) であることが分かる。G の分割数を 5 に固定した結果を見ると上位 5 件 MAP では 125 次元 (5, 5, 5) が次いで認識精度が高いが, 125 次元 (5, 5, 5) の上位 5 件まででの平均認識精度では 5 ポイント低いことが分かる。よって, 100 次元 (4, 5, 5) が最適解であることが考えられる。

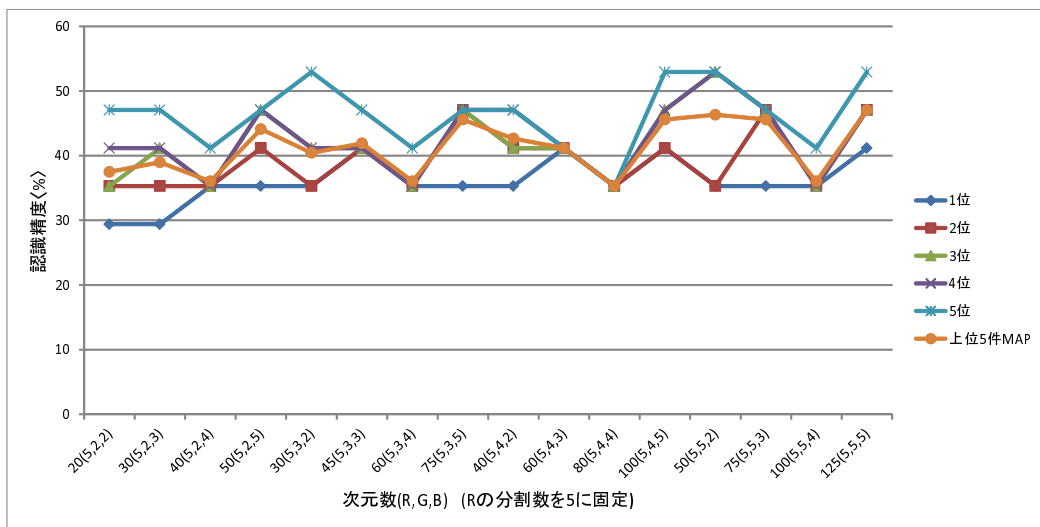


図 4.10 入力用危険な魚画像 17 枚 (R の分割数を 5 に固定)

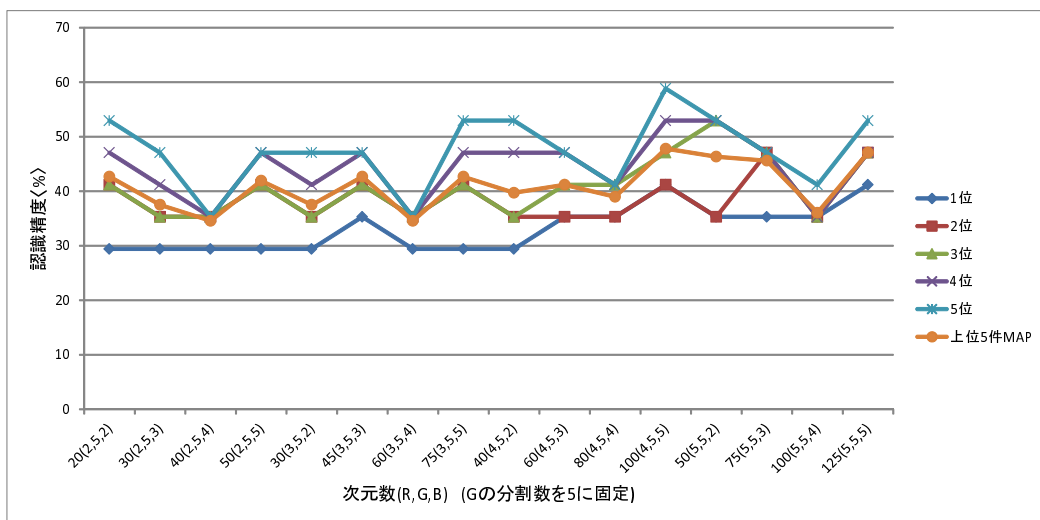


図 4.11 入力用危険な魚画像 17 枚 (G の分割数を 5 に固定)

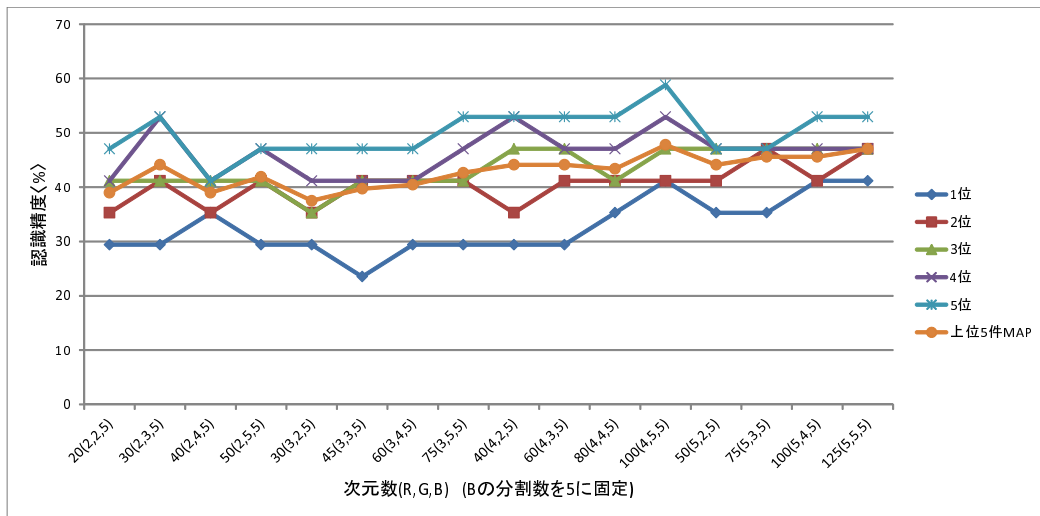


図 4.12 入力用危険な魚画像 17 枚 (B の分割数を 5 に固定)

次に、RGB の分割数が 10 の場合の詳しい結果を以下に示す。RGB の各軸の最大分割数を 10 に固定し、図 4.13 に R 軸の分割数を 10 に固定し、その他の軸を変動させた結果、図 4.14 に G 軸の分割数を 10 に固定し、その他の軸を変動させた結果、図 4.15 に B 軸の分割数を 10 に固定し、その他の軸を変動させた結果を示す。

図 4.13, 図 4.14, 図 4.15 より上位 5 件まででの平均認識精度を見ると、認識精度が約 60% となる組み合わせの種類は、R の分割数を 10 に固定した結果では 1 つ、G の分割数を 10 に固定した結果では 3 つ、B の分割数を 10 に固定した結果では 0 であることが分かる。上位 5 件MAPを見ると、250 次元 (10, 5, 5) と 1000 次元 (10, 10, 10) が同一値で高いことが分かる。しかし、ここでは上位 5 件まででの平均認識精度が高いからといって上位 5 件MAPが高いのではなく、上位 1 件まででの平均認識精度が高いものが上位 5 件MAPでも高いという結果であった。

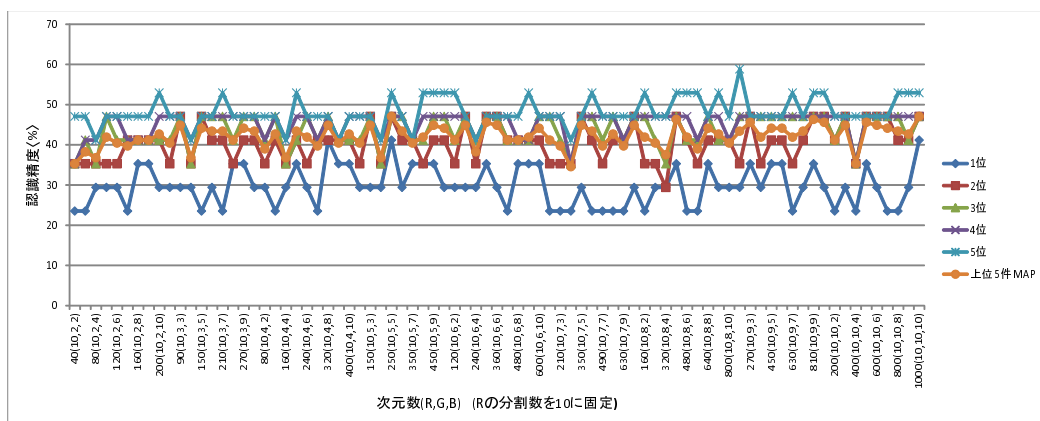


図 4.13 入力用危険な魚画像 17 枚 (R の分割数を 10 に固定)

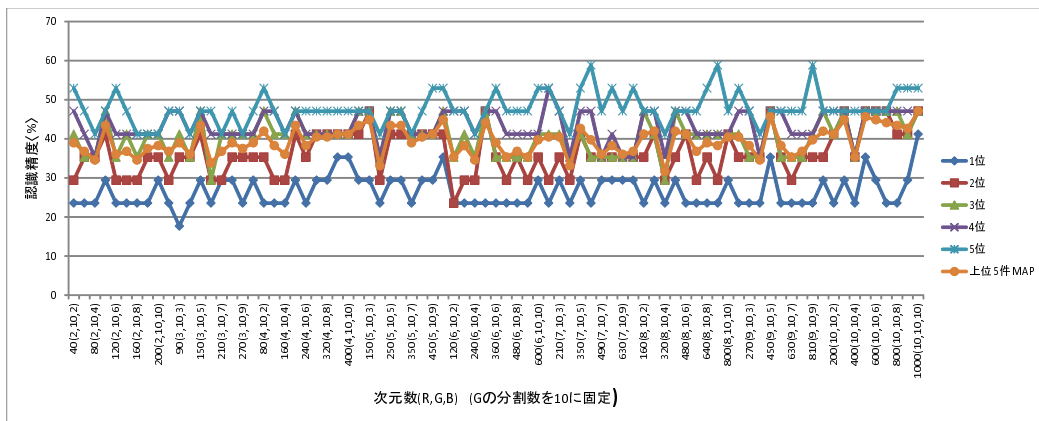


図 4.14 入力用危険な魚画像 17 枚 (G の分割数を 10 に固定)

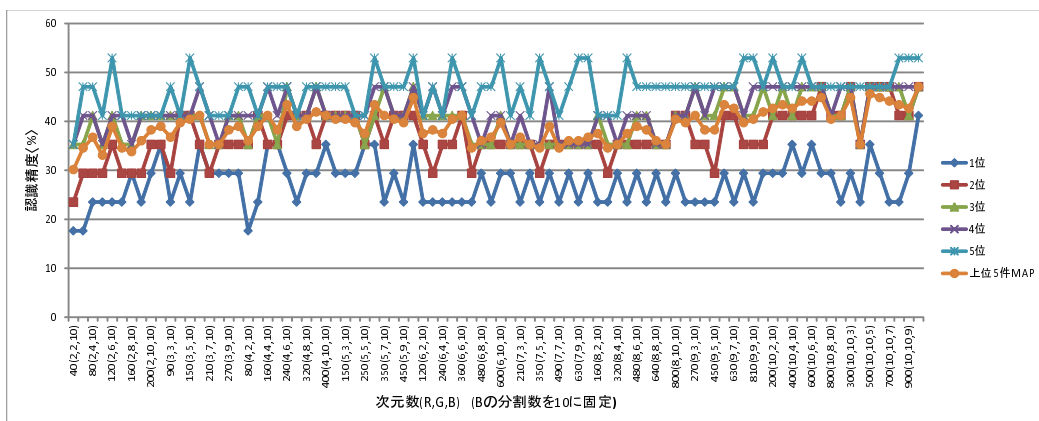


図 4.15 入力用危険な魚画像 17 枚 (B の分割数を 10 に固定)

最後に、RGB の分割数が 11 の場合の詳しい結果を以下に示す。RGB の各軸の最大分割数を 11 に固定し、図 4.16 に R 軸の分割数を 11 に固定し、その他の軸を変動させた結果、図 4.17 に G 軸の分割数を 11 に固定し、その他の軸を変動させた結果、図 4.18 に B 軸の分割数を 11 に固定し、その他の軸を変動させた結果を示す。

図 4.16, 図 4.17, 図 4.18 より上位 5 件まででの平均認識精度を見ると、R の分割数を 11 に固定した結果より G と B の分割数を 11 に固定した結果の方が認識精度が 60% に近いものが多いことが分かる。しかし、上位 5 件MAP では、G と B の分割数を 11 に固定した結果より R の分割数を 11 に固定した結果の方が認識精度 40% を超えているものが多いことが分かる。上位 5 件MAP が最も高いのは 88 次元 (4, 11, 2) と 1331 次元 (11, 11, 11) で、同一の値であることが分かる。また、88 次元 (4, 11, 2) と 1331 次元 (11, 11, 11) の上位 5 件まででの平均認識精度と上位 5 件MAP の認識精度は等しいが、上位 1 件まででの平均認識精度は 10 ポイント以上 1331 次元 (11, 11, 11) の方が高いことが分かる。よって、1331 次元 (11, 11, 11) が最適解であると考えられる。

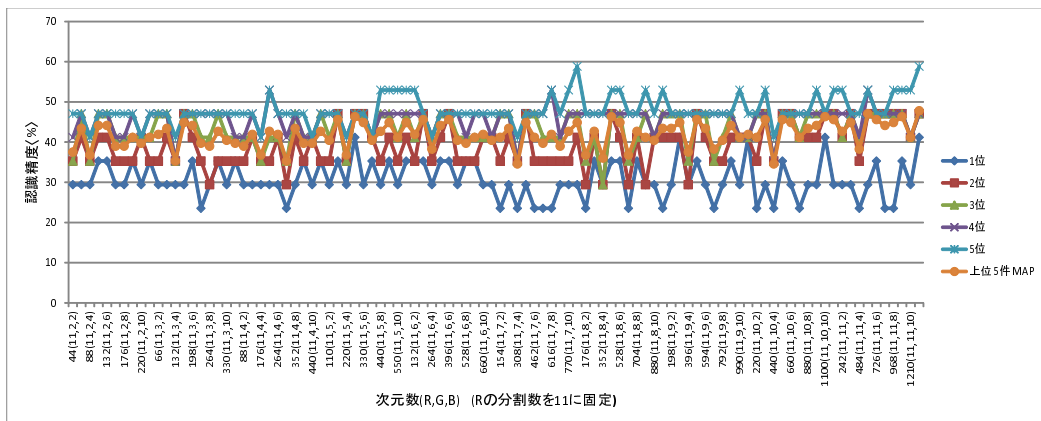


図 4.16 入力用危険な魚画像 17 枚 (R の分割数を 11 に固定)

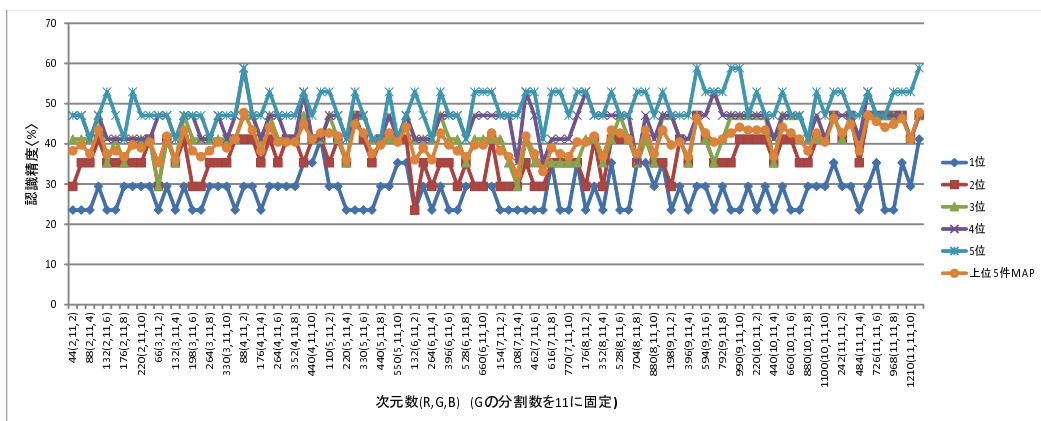


図 4.17 入力用危険な魚画像 17 枚 (G の分割数を 11 に固定)

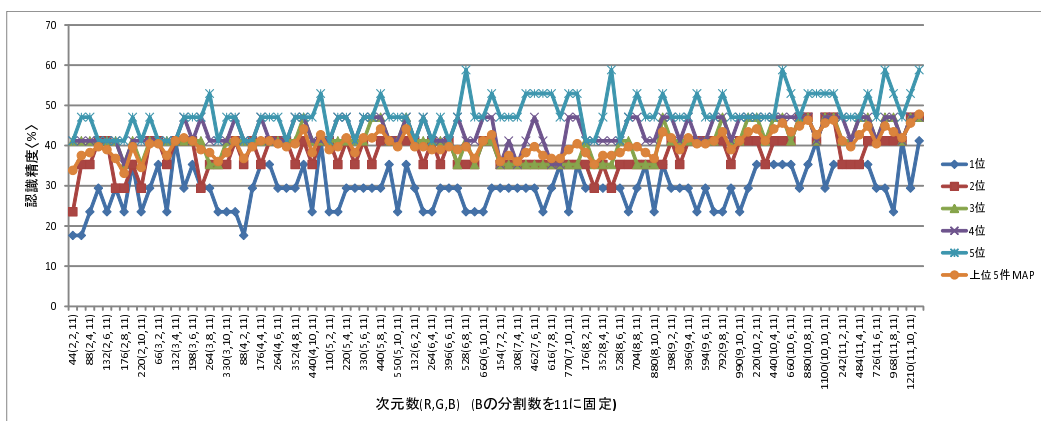


図 4.18 入力用危険な魚画像 17 枚 (B の分割数を 11 に固定)

以上より、危険な魚と安全な魚とが混ざった入力用魚画像 50 枚ではなく、入力用危険な魚画像 17 枚だけとシステムに登録してあるデータベース用魚画像 50 枚とを比較した結果から RGB の分割数を細かく見た結果より 100 次元 (4, 5, 5) と 250 次元 (10, 5, 5), 1000 次元 (10, 10, 10), 1331 次元 (11, 11, 11) で認識精度が高いという結果が得られた。そこで、この 4 件を比較した結果を図 4.19 に示す。上位 5 件まででの平均認識精度を見ると、100 次元 (4, 5, 5) と 1331 次元 (11, 11, 11) で他 2 つより認識精度が同一値で高く、上位 5 件 MAP を見ても同様に 100 次元 (4, 5, 5) と 1331 次元 (11, 11, 11) で認識精度が高いことが分かる。また、100 次元 (4, 5, 5) と 1331 次元 (11, 11, 11) を比較すると上位 1 件まででの平均認識精度も同一値であり、違いは上位 2 件まででの平均認識精度と上位 4 件まででの平均認識精度が若干異なるだけであり、上位 5 件 MAP も同一値であることよりどちらも最適解になりうると考えられる。

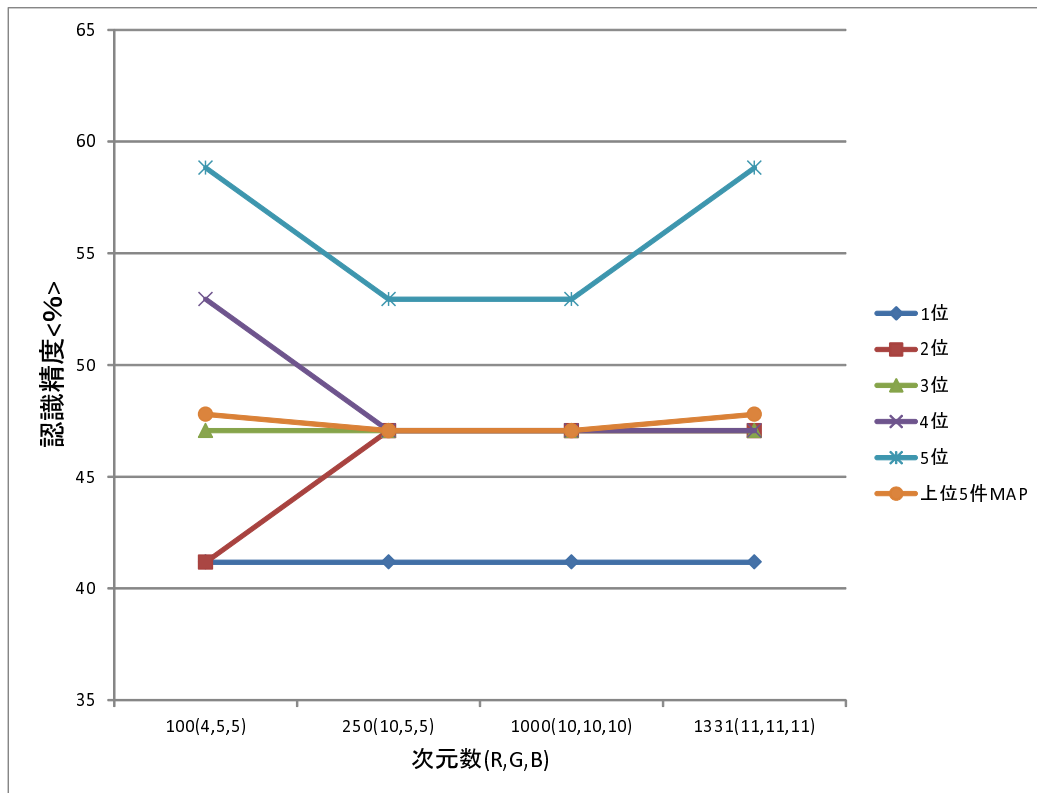


図 4.19 入力用危険な魚画像 17 枚 (認識精度が高い次元数の上位 4 件)

4.4 入力用安全な魚画像 33 枚とデータベース用魚画像 50 枚

入力用魚画像を安全な魚 33 種 33 枚とし、データベース用魚画像 50 枚とコサイン類似度計算してランキングした結果の精度比較について考察する。図 4.20 の結果から上位 5 件までの平均認識精度が最も高いのは 64 次元 (4, 4, 4) であり、上位 5 件 MAP も同様に高い結果であった。また、64 次元 (4, 4, 4) 以降の認識精度は下がっていることが分かる。6859 次元 (19, 19, 19) から 8000 次元 (20, 20, 20) で少し認識精度が上がっているが前節と同様に高次元になるにつれ認識精度が下がっているため 8000 次元 (20, 20, 20) 以降ではあまり認識精度が上がらないことが予想できる。よって、64 次元 (4, 4, 4) が最適解であると考えられる。

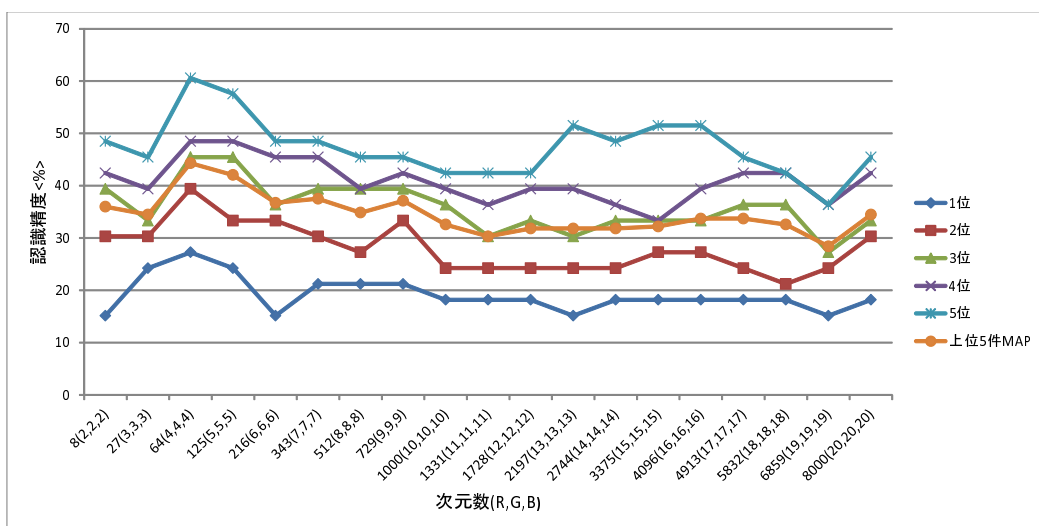


図 4.20 等次元実験結果 (入力が安全な魚画像 33 枚)

そこで、RGB の分割数が 4 の場合の詳しい結果を以下に示す。RGB の各軸の最大分割数を 4 に固定し、図 4.21 に R 軸の分割数を 4 に固定し、その他の軸を変動させた結果、図 4.22 に G 軸の分割数を 4 に固定し、その他の軸を変動させた結果、図 4.23 に B 軸の分割数を 4 に固定し、その他の軸を変動させた結果を示す。

図 4.21, 図 4.22, 図 4.23 より R の分割数を 4 に固定した結果を見ると、認識精度が 60% を超えるものが 5 つあり、16 次元 (4, 2, 2) が最も高い 63.6% であることが分かる。また、G の分割数を 4 に固定した結果では認識精度 60% を超えるものは 4 つであり、B の分割数を 4 に固定した結果では 1 つしかないことが分かる。3 つの結果の内上位 5 件までの平均認識精度と上位 5 件 MAP で最も高い認識精度を見ると 48 次元 (4, 4, 3) であることが分かる。先ほどの 16 次元 (4, 2, 2) では上位 5 件までの平均認識精度が最も高い認識精度であったが、16 次元 (4, 2, 2) の上位 5 件 MAP を比べると 48 次元 (4, 4, 3) の方が 5 ポイント高いことが分かる。よって、64 次元 (4, 4, 4) より 48 次元 (4, 4, 3) が最適解であると考えられる。

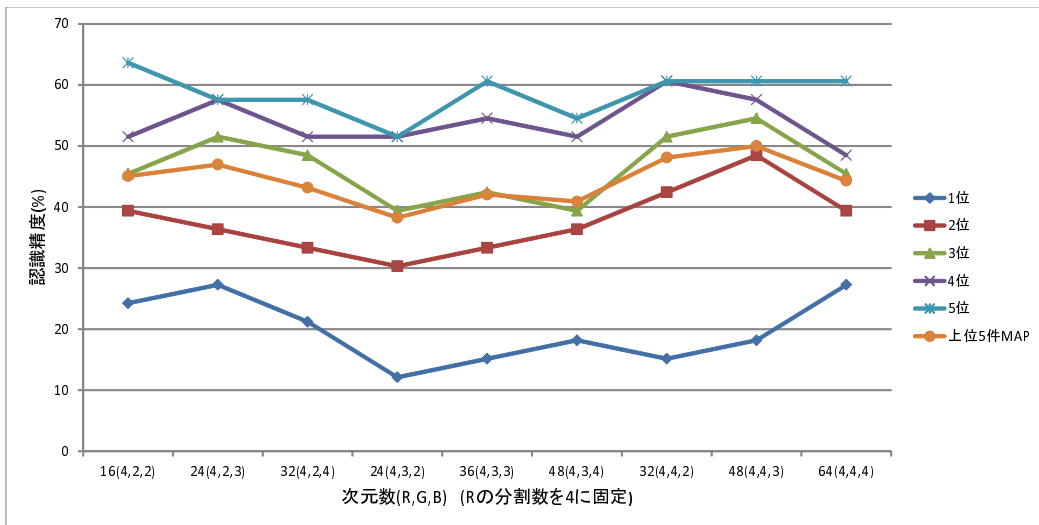


図 4.21 入力用安全な魚画像 33 枚 (R の分割数を 4 に固定)

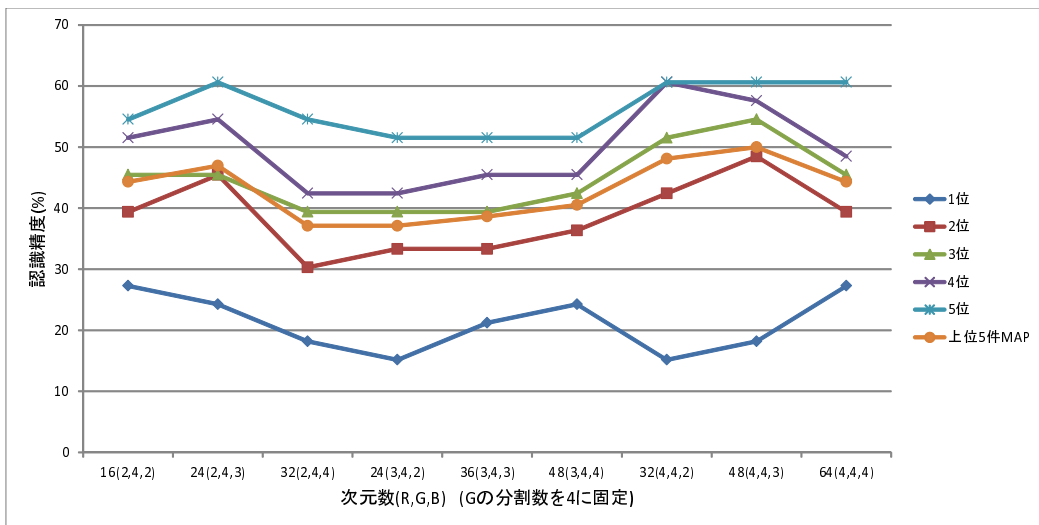


図 4.22 入力用安全な魚画像 33 枚 (G の分割数を 4 に固定)

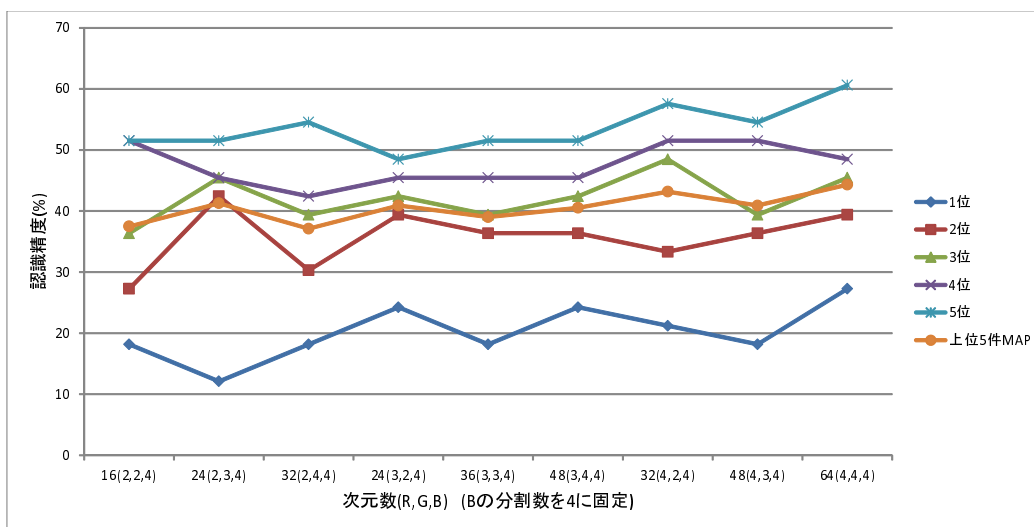


図 4.23 入力用安全な魚画像 33 枚 (B の分割数を 4 に固定)

第5章

考察

本章では、第4章にて記載した結果と考察から、全体の考察を述べる。

4.2節と4.3節より最も高い認識精度の値を比べると、危険な魚の方が精度が高いことが分かる。危険な魚の色特徴を見ると、赤色と黄色と茶色が多く、また赤色と白色を持つ魚、黄色と茶色を持つ魚が多いことが分かる。一方、データベース用魚画像の色特徴を見ると、白銀のような色を持つ魚や黄緑のような色を持つ魚や黄色と白色を持つ魚が多いことが分かる。よって、危険な魚を入力とした場合に色特徴で見ると白銀色や黄緑色や黄色と白色といった魚とは類似度が高くなるとは考えにくく、そのような特徴以外の魚と類似度を比較された結果、入力用魚画像50枚と入力用危険な魚画像17枚とでは認識精度は後者が高くなった要因であると考えられる。

また、4.2節と4.4節の等次元で比較した結果より、RGBの分割数が4または5で認識精度が最も高く、RGBの分割数が高くなるにつれ少しずつ下がり、RGBの分割数が20以上であっても4.2節の考察より上がることはないと考えられる。

また、4.2節と4.3節と4.4節より、上位5件MAPを見ると、入力用魚画像50枚のRGBの分割数を5に固定した結果の場合では100次元(4, 5, 5)、入力用魚画像が危険な魚17枚のRGBの分割数を5に固定した結果の場合では100次元(4, 5, 5)、入力用魚画像が安全な魚33枚のRGBの分割数を4に固定した結果の場合では48次元(4, 4, 3)が高いことが分かる。よって、この3つのRGBの次元数を比べるとGの分割数はどれもRGBの分割数の最大値を含んでいることが分かる。このことより、魚の認識においてGの分割数は重要であることが推測できる。第4章で記載した魚を一見しても緑色の魚が少ないことが分かる。これは人の目で魚を見た際、すぐに緑色であると判断できるのであればさほどGの分割数を上げなくとも入力の魚画像とデータベース画像が正解し易く、言い換えると、魚の場合は一見魚が緑色であると判断し難いためGの分割数を細かく見ていくことで認識精度を上げることができると考えられる。

また、危険な魚の認識においてはRの分割数よりBの分割数が重要であることが分かる。これは第4章の入力用危険な魚画像17枚(図4.2)より、人の目で一見して赤色の魚はすぐに赤色っぽいと判断することができることが分かる。つまり、Rの分割数をさほど上げなくとも赤色の魚は赤色の魚であると認識し易いことが推測できる。また、魚画像17枚(図4.2)中で人

の目で見ると赤色の魚であると認識できる魚は4つあり、データベース用魚画像50枚(図4.4)中で人の目で見ると赤色の魚であると認識できる魚は7つであることより、敢えてRの分割数を上げない場合の方が赤色の魚は赤色の魚であるとシステムが認識し易くなり、その結果Rの分割数を4とした場合が認識精度が高くなることが推測でき、実際に100次元(4, 5, 5)と48次元(4, 4, 3)で共にRの分割数が4の場合が最も認識精度が高いことが分かる。また、上記のGの分割数の考察と同様に魚の色が青色だと人の目ですぐに認識し難く、その結果としてRの分割数よりBの分割数を上げた方が認識精度が高くなることが推測できる。

以上のことより、RGBの分割数が全て等しい等次元分割の実験から全体としてRGBの分割数4と5の場合で認識精度が高くなり、さらにRGBの分割数を高くした場合には若干認識精度が上がるものの認識精度はほぼ同値であり、それ以降のRGBの分割数であっても認識精度は上がらず若しくは同値であることが考えられる。また、RGBの分割数を4か5とした場合、入力用魚画像50枚ではRGBの分割数が5で認識精度が最も高く、入力用魚画像が危険な魚17枚ではRGBの分割数が5で認識精度が最も高く、入力用魚画像が安全な魚33枚ではRGBの分割数が4で認識精度が最も高い。入力用魚画像50枚では入力用魚画像が危険な魚も含まれており、入力用魚画像がどちらの場合でもRGBの分割数が5の場合が最も認識精度が高いと考えられる。そして、入力用魚画像50枚と入力用魚画像が危険な魚17枚のRGBの分割数5を見ると100次元(4, 5, 5)が最も認識精度が高いことから全体として最適な次元数は100次元(4, 5, 5)であることが考えられる。

第6章

結論

近年、画像認識の分野は多く研究されており、中でも一般物体認識という一般的な物体のカテゴリを認識する研究が急速に発展している。しかし、そのような画像認識技術を用いた魚を認識するというアプリケーションはあまりなく、関連研究の水族館図鑑アプリケーションと画像認識エンジン [3] のようなアプリケーションは存在するが、魚釣りをサポートするようなアプリケーションはまだあまり見当たらなかった。魚釣りも近年レジャーとして大変人気であるが、様々な危険な魚が存在し、魚釣り初心者にとって知らない魚に遭遇することは不安要素であることが分かった。

そこで本研究では、画像認識の分野の魚認識について注目し、魚釣りのシーンにおいてモバイル端末で写真を撮るだけで危険か安全な魚かどうか判別する魚認識アプリケーションを提案し、そのアプリケーションを作成するまでの手法を考案した。

作成したアプリケーションは、魚画像を入力することで魚画像の色特徴量を用いてアプリケーションに登録したデータベースの魚画像と類似度を比較し、その魚名を求めることができる。また、このアプリケーションの有用性を検証するために第4章では評価実験を行った。色特徴量の取り方を工夫することで最適と考えられるRGBの分割数である100次元(4, 5, 5)を求めることができたが、上位5件まででの平均認識精度としては約60%となっており、決して満足のいく結果ではなかった。このアプリケーションとして利用できるようにするためには多くの課題があり、様々な改善点が挙げられる。

まず、作成したアプリケーションを実際にモバイル端末に導入することである。現状ではパソコンでアプリケーションを動かしているため本来の目的である魚釣りで利用できるアプリケーションの作成をしなければならないと考える。

また、色特徴量抽出の前に画像処理を行うことが必要であり、現状では自動で背景と魚を上手く切り離す画像処理機能は無く、手動で画像の背景処理をしており、この機能を実装しなければ認識精度はかなり落ちると考えられ、今後開発すべき機能の中でも重要度は高いと考えられる。

そして、現段階でデータベースに登録している魚画像は50枚であるが、これだけでは魚釣りの際に釣れる魚を網羅することはできないので、データベースに登録する魚画像も増やす必要があり、また危険な魚に対する認識精度を上げるために同一名の危険な魚を複数枚登録する

ことで危険な魚の認識精度を上げることができると思う。

以上のことから、いくつかの現状の課題を解決することで利用できる魚認識アプリケーションを作成できると考えるが、データベースに登録する魚画像数を100枚や500枚等増やしていった際の適切なRGBの分割数が同じとは限らないので再度実験をする必要がある。しかしながら、この魚認識アプリケーションを利用することができるようになれば、安全に魚釣りを行うことができ、初心者であっても魚釣りに行き易くなり、よりレジャーとして人気が活気付くのではないかと考えている。

謝辞

本研究に際して、様々なご指導を頂きました服部峻助教に厚く御礼申し上げます。また、服部研究室の院生の吉田さんや同窓生である堀籠さん、永澤さんには日常の議論を通じて多くの知識や示唆を頂き、心から感謝いたします。

参考文献

- [1] Yahoo!知恵袋 <http://chiebukuro.yahoo.co.jp/> (2013).
- [2] 平岡透, 矢野啓司, 瀧山龍三, 輪郭線及びテクスチャ情報に基づく画像認識法 : 魚画像認識への応用, 電子情報通信学会, 信学技報, PRMU96-148, pp.55-62 (1997).
- [3] 対馬かなえ, 阿部厳, 岩田陽一, 渡部源太郎, 海野裕也, 徳永拓之, 水族館図鑑アプリケーションと画像認識エンジン, 第4回楽天研究 開発シンポジウム (2011年11月19日).
- [4] RGB-wikipedia <http://ja.wikipedia.org/wiki/RGB> (2014).