

画素ブロックの相対的独自性指標の提案と 領域抽出法

山本明史[†] 藤原孝幸[†]
橋本学[†] 舟橋琢磨[†] 輿水大和[†]

本稿では、画像を分割したブロック毎の輝度値等のヒストグラムを基とした独自性の高さを示す特徴量を算出し、それを指標として検出対象の具体的な情報を教示することなく検出候補となる領域を限定する領域抽出手法を提案する。本研究は、検出対象領域の持つ特徴量が画像中において他の領域と比べて独自性が高いことを前提とし、局所領域間の相対的関係の数値化によってそれを抽出する。外観検査を想定して、背景の複雑さが異なる複数の画像に対して本手法を適用し、提案指標に基づいて異常部分を抽出できることを示した。

A Proposal of The Relative Rareness Measure and its Application to Region Extraction

Akifumi Yamamoto[†] Takayuki Fujiwara[†]
Manabu Hashimoto[†] Takuma Funahashi[†]
and Hiroyasu Koshimizu[†]

In this paper, we propose a measure for estimating rareness factor based-on histograms of intensity, gradient value and its direction codes. By using this measure, significant regions including unusual objects such as defects can be automatically extracted from other regions without any criterion. Through some experiments with actual test images with complicated background, we have proved that our method realized good image extraction results.

1. はじめに

コンピュータビジョンにおけるパターン認識技術は、文字認識や外観検査といった様々なシステムに用いられる。それは画像中のどこかに存在する任意の内容(オブジェクト)を検出するものである。しかし、画像中のすべての領域を識別範囲として行うとすると、想定し得ない多様で膨大かつ不要な情報を除外して正確な検出対象のみを認識することは難しい。そこで、検出対象候補となる領域を予め限定し、その注目領域を精査することにより認識精度の向上や処理過程の短縮を図る^{1),2)}。山口らは画像中の文字領域抽出処理において、精度は劣るが高速な抽出処理の後、高精度であるが低速な手法にて精査し最終的な抽出結果とする階層型の抽出アルゴリズムを用いて全体に高速かつ高精度な抽出システムを実現している¹⁾。また、永橋らは特定の特徴量を持つ領域を抽出し、その結果と他手法を組み合わせることにより識別能力の向上を図っている²⁾。一般に精査する候補領域の限定は、まず画像を特徴量別に領域分割処理し、その結果より検出対象候補として特徴量が類似等の適正を持った領域を選定処理することが多い。この一連の流れは領域抽出としてすでに述べた階層型の処理システム等で多く利用されている。

領域抽出処理は、画像中の局所領域において抽出される局所特徴量を基に行う。特徴量には、各画素における輝度値や連続する画素間の差分の大きさ(勾配強度)といったものや、画素の集合によって定義される局所領域の輝度値等の発生頻度分布(ヒストグラム)も用いることがある。領域分割処理は局所領域同士を特徴量によって分類し、また抽出処理は特徴量に基づいた領域同士の比較によって結果を得る。多くは特徴量空間におけるクラスタリングの結果から、抽出領域のクラスを選定する。領域抽出手法は、抽出目標となるものすなわち検出対象領域について、それが固有で持つ特徴量や傾向といった教師情報を予め用意する必要があるか否かによって大分される。

教師情報を必要とするものとしては、予め予測される分布を基とした初期状態からサンプル情報を用いて最適なものへ修正(学習)する手法がある。サンプル情報をより多く用いることによってクラスタリングはより最適なものに近付き、その結果を用いた後の処理の精度の向上につながる。さらに、学習サンプルに加えてより多くの教師情報を得ることが可能な条件においては、岩村らの手法³⁾や田中ら手法⁴⁾のように、それらを用いて認識性能の向上を図ることができる。この他、松尾らの文字領域抽出手法⁵⁾や莫らの道路標識の認識手法⁶⁾のように、特徴量の抽出やクラスタリング方法を目的に合わせてチューニングし、固定の検出対象に特化した手法も教師情報を用いたものに類すると言える。しかし、これらの手法は、原理的に処理対象となる画像の他に学習サンプル情報やクラスタリングの初期状態等を得るために、検出対象の特徴量

[†] 中京大学 情報理工学部
School of Information Science and Technology, Chukyo University

が予め判明している必要がある。また、多くは検出対象に依存したチューニングとなりやすく、多種多様な画像や検出対象に対して汎用的に用いることは困難である。

一方、教師情報を必要としないものは、まずテクスチャ等を基に複数の領域に画像を分割し、その結果から抽出結果として適しているものを選定する。これらをそれぞれ教師なしで行うことにより、教師なし領域抽出を実現する。これに用いる領域分割手法としては、輝度値の勾配を利用してオブジェクト単位での分割を目指したもの^{7,8)}や、ブロック分割等によって得られる画像の局所領域が持つ特徴量を分類する手法といったもの⁹⁾がある。志治らは Watershed アルゴリズムを用いた勾配強度に基づく教師なし領域分割結果を精査し、さらに過分割となる領域同士を統合することによってオブジェクト単位の領域分割結果となるよう修正する手法⁷⁾を提案している。さらに趙らも同様に Watershed アルゴリズムによる領域分割結果の改善手法⁸⁾を提案しており、こちらは未分割についても対策を行い、オブジェクト同士の切り離しの高性能化を図っている。また、狩野らは特徴量算出時の最適なパラメータを自動的に選択し、それを用いてテクスチャ情報を基とした特徴量の種類別の領域に分割する手法⁹⁾を提案している。これらの分割結果から抽出領域を選定する手法としては、分割された各領域を特徴量空間へプロットし、クラスタリングした後、例外的特徴量を持つクラス等を自動選定する手法が考えられる。これにより有用な領域抽出結果を得るためには、予め行う領域分割がより高度なものである必要がある。しかし、オブジェクト同士の境を得ようとする Watershed アルゴリズムベースの手法では、勾配が目まぐるしく変化する全体にテクスチャの複雑な画像においては、安定的な領域分割結果が得られずクラスタリングが困難なものになることが容易に推察される。また、各領域の持つ絶対的特徴量の種類別に分割する手法においては、背景および検出対象領域に複数種類のテクスチャを持つ画像に対して自動的に分割数を設定する手法が必要となる。

一般に、教師あり領域抽出手法は領域分割処理そのものが抽出処理と同義であり、分割後改めて抽出結果を選定する必要がない。これに対して、教師なし領域分割結果を基に抽出処理を行った場合、分割されたどの領域を最終的な抽出結果とするかが重要となり、何らかの判定基準が必要となる。

本研究においては、教師なし領域抽出における前提を検出対象の領域の特徴量が他の領域のものに比べて独自性が高いこととする。これは、背景パターンが画像中において最も支配的であり、検出対象が占める面積の割合は低いという自然な考え方に基づいている。ゆえに、検出対象の領域が支配的となる場合には対応しないが、あえてそれを大きく撮影できる状況において画像中から検出対象候補領域を限定する領域抽出は必要なく、また大きな効果を見込めないため、これに対応する必要はないものと考えた。

本稿では、領域分割および抽出に用いる特徴量として画像をブロック分割した局所

領域の独自性指標と、それを用いた教師なし領域抽出手法を提案する。これは先に述べた教師なし領域抽出と大きく異なり、まず画像を多数の領域に等間隔で細分し、特徴量空間内にてそれらの分布状況を調べ、その結果を基に改めて教師なし領域分割と抽出処理を行う手順となる。提案する独自性指標とは、画像中の局所領域同士の類似性を評価して算出する相対的なものであり、輝度値の分散等の絶対的な特徴量の傾向による影響を受け難い。また、この独自性指標を特徴量とした次元特徴量空間のクラスタリングから得られる独自性の高さによる領域分割結果のうち、独自性の高いものを検出対象候補領域とする領域抽出手法についても説明する。ここで言う局所領域の独自性が高いというのは、同一画像内で他に特徴量の発生が類似する局所領域が少ないことであり、特徴量空間内における局所領域のプロット点同士の距離を算出することによって求めることができる。つまり本指標の算出は、既存の特徴量から独自性の高さという新たな特徴量を抽出することであり、基となる特徴量にはデジタル画像における基本的なものである輝度値や勾配強度、最大勾配方向の局所領域内におけるヒストグラムを用いる。本手法は、例えば多種多様な部品に対して事前には想定し得ない欠陥を検出する外観検査等への応用が期待できる。

以下、第2章では独自性指標算出の具体的な処理について述べ、第3章にてそれを用いた領域抽出処理について説明する。また、第4章にてこれらの処理結果例について考察を述べる。

2. 提案する独自性指標

2.1 独自性指標の概要

我々が提案する指標は、画像中において注目するある局所領域が他の領域と比べていかに独自性が高い特徴量を持つかを示す指標である。ここで言う独自性が高いということは他が平均的にどれだけ類似していないかであり、指標の算出は、類似するほど小さな値を得る画像間の類似度算出手法を用い、注目する局所領域とそれ以外のものとの類似度の平均値を得る。

本指標は、輝度値や勾配強度、最大勾配方向といった基本的な特徴量を基に、二次的かつ相対的に算出するものである。

2.2 基となる特徴量

独自性指標は、各画素における輝度値等の特徴量を基として算出する二次的な特徴量である。複数特徴を用いる場合、独自性指標算出の際に混合するか、又は指標算出後統合するといった処理を行うことが考えられるが、本稿においては最も基本的な手法として、基となる個々の特徴量について別々に領域抽出処理するのみとした。

本稿では、デジタル画像における最も基本的な特徴である輝度値、勾配強度、最大勾配方向の3つを用いて、3種の独自性指標を算出し、3種の領域抽出結果を得る。輝

度値とは、原画像における各画素の値である。独自性指標の算出はこれら着目する特徴のヒストグラム間の相関を求めることによるから、諧調変換等による画像全体の前処理は無意味である為行わない。勾配強度とは、広く知られるソーベルフィルタによって求められる微分値を用いる。最大勾配方向とは、ソーベルフィルタによって求められる縦方向、横方向の微分値から算出した各画素において最も変化の大きい空間的方向である。これらは、原画像から基本的にパラメータを必要とせず抽出できる汎用性の高い一般的な特徴量であることから、教師なし領域抽出に適しているものと考えた。

2.3 独自性の算出手法

独自性指標の算出は、大まかに下記の3段階の手順となる。

(1) 画像のブロック分割

独自性指標の算出は、画像を分割した隣接画素同士の集合によって成る局所領域(ブロック)毎に行う。画像を複数のブロック状の領域に分割することをブロック分割というが、その際、ブロックの横方向及び縦方向の画素数(ブロックサイズ)を定める必要がある。なお、以降は画像上における横方向を*i*方向、縦方向を*j*方向とし、ブロックの形状は*i*方向及び*j*方向のサイズが等しい正方形とする。また、ブロック分割時には、隣接ブロック間の境を補うため共通して含む部分を設け、このブロック同士の重なり具合(ズレ量)も同時に定める。画素数 $I \times J$ の画像 $f(i, j)$ の画像においてブロックサイズ S とズレ量 C にてブロック分割した際の *i* 方向及び *j* 方向それぞれのブロック数 U 及び V は、式(1)(2)にて求めることができる。以降、これらのブロックを $B(u, v)$ ($u=0, 1, 2, \dots, (U-1), v=0, 1, 2, \dots, (V-1)$) と表す。このブロック分割処理にて得られるブロックの総数 $U \times V$ は、独自性指標算出処理の特徴量空間へのプロット数となるから、一種の統計情報である本指標の算出にはより多くを得ることが望ましい。しかし、一つのブロック内の画素数は特徴量として用いるヒストグラムの統計情報としての信頼性を保つものである必要があり、また、ブロック単位での領域抽出の場合は、画像のオブジェクトを囲い込む程度の粗さが有用となる。本稿では、これらの理由からブロックサイズ S は 31 pixel とすることを基本とした。なお、画像へ領域分割および抽出結果を画像に反映させる際に、原画像との位置関係を保つ必要があり、ブロックサイズ S は奇数値で設定することとした。

$$U = \frac{I - S + C}{C} \quad (1)$$

$$V = \frac{J - S + C}{C} \quad (2)$$

(2) ブロック毎の局所的ヒストグラムの生成

独自性指標の算出には、各局所領域(ブロック)における着目する特徴のヒストグラムを特徴量として用いる。これを、局所的ヒストグラムという。着目する特徴とは、各画素における輝度値や勾配強度、最大勾配方向といったものである。一般にデジタル画像の輝度値は 256 段階であり、階級数 256 のヒストグラムとすることができる。勾配強度についてはソーベルフィルタの性質上約 3000 種類の値となり、最大勾配方向については信用に足る精度は約 10 度刻みの 36 段階である。これは実数値となる特徴量においても離散的数値となることを意味し、それはデジタル画像が空間的にも諧調的にも離散化されていることによる。

局所的ヒストグラムに投票される数は、ブロックサイズにより決定される。ヒストグラムへの投票数が多いほど統計情報として信頼性が高くなるが、ブロックサイズを大きくする必要に迫られ、結果ブロックの総数を減少させ独自性指標の統計情報としての信頼性が下がる。これを解決し、さらに異なる特徴量においても算出課程を統一するため、ヒストグラムの階級数を 18 程度とすることを基本とした。これにより 16×16 のブロックサイズにおいて一階級当たりの平均投票数を 10 以上とすることができる。なお、すべての特徴が離散化された情報であることから、すべての階級の平均投票数の均一を保ちつつ減諧調化するため、特徴により若干異なる階級数のヒストグラムとした。

結果、輝度値のヒストグラムの階級数は 16、勾配強度のヒストグラムの階級数は 20、最大勾配方向のヒストグラムの階級数は 18 とした。

(3) ヒストグラムの相関による独自性指標の算出

一般にヒストグラムは、複数の階級とそれぞれの階級の頻度によって成るものであるから、一つの階級の頻度を一つの特徴量と考え、ヒストグラムの階級数と同じ次元数の特徴量空間内の一つの点でありベクトル(特徴ベクトル)と見なすことができる。2つのヒストグラムの相関の算出は、点同士のユークリッド距離や特徴ベクトルの内積を求めることによって数値化することができる。ヒストグラムに投票される数はブロック内の画素数であり、すべての頻度の合計は一定であるから、プロットは特徴量空間内において超平面上となる。よって、これら 2つの手法によって求められるヒストグラム間の相関値は、共に大小関係の等しいものとなる。独自性指標算出においては、相関値の正規化の容易さから、特徴ベクトル同士の内積によって求められる相関値を用いる。以降、このブロックのヒストグラム同士の相関値をブロック間の類似度と表現する。

注目するブロックの独自性の高さは、他のブロックとの類似度の平均値を計算することによって求める。注目ブロックの独自性指標値を $R(u, v)$ は、そのブロックのヒストグラム $H(u, v)$ とその他のブロックのヒストグラム $h(u, v)$ から式(3)によって算出される。これをすべてのブロックについて行うため、全体には類似度の総当たりとなる。

$$R(u, v) = \frac{2}{U \cdot V \cdot \pi} \cdot \sum_{u=0}^{U-1} \sum_{v=0}^{V-1} \cos^{-1} \left(\frac{H(u, v) \cdot h(u, v)}{|H(u, v)| \cdot |h(u, v)|} \right) \quad (3)$$

2.4 算出手法の考察

画像を分割したブロック同士の類似度算出は、ヒストグラムの相関を求めるもの他にも画像間の相関を求めるもの等様々な手法が考えられる。独自性指標算出に用いる場合、過剰に詳細な類似度の算出は、サンプル数の不足や計算時間の増大を引き起こす。よって、ブロック内における各ピクセルの位置情報を削減した統計情報によるものとして、ヒストグラムの相関を求める手法を用いた。

3. 領域抽出手法

3.1 閾値による独自性の高さの多値化(クラスタリング)

独自性指標を特徴量としてクラスタリングする際の閾値の設定は、一般的な輝度値を特徴量とした様々な多値化手法も用いることができる。しかし、輝度とは全く性質の異なる特徴量である独自性指標において、その有効性は乏しい。その他の手法として例えば、検出対象が占める領域の面積が予め既知の場合に用いる P タイル法や、統計的に求める判別分析法等が知られているが、これらは画像における絶対的数値と特徴量としているもので、相対的特徴値である独自性指標の性質を有効に利用したものとは言えない。以下では、この独自性指標において有効な自動閾値決定手法を用いた領域抽出を説明する。

3.2 自動閾値決定による独自性指標のクラスタリング手法

まず、すべてのブロックの独自性指標値 $R(u, v)$ をソートし、結果をリスト $L(z)$ ($z=0, 1, 2, \dots, (U-1)(V-1)$) とする。そして、式(4)に示すように $L(z)-L(z-1)$ が最大となる $L(z)$ を求め、それを $R(u, v)$ に適用する閾値 t とする。これによって得られる閾値は、ヒストグラム上において、図 1 に例を示すように最も頻度の低くなる階級の値であると言える。なお、独自性指標値の算出および閾値の設定は実数値にて行っているが、図 1 に示すヒストグラムは 256 階級に離散化を行い、また頻度値は正規化処理している。

この自動閾値決定手法は、抽出領域のブロックの画像に占める比率に依存せず、独自性の高い特徴量を持つブロックを判定することができるという利点がある。画像中における比較的独自性の高い特徴を持つ領域とそれ以外を分割することが目的であり、微細な変化のみの画像にも適用することができる。

本手法を用いるに当たっては、検出対象のオブジェクトを多く含む領域同士は画像内において同等の独自性の高さとなり、それ以外の多く存在するオブジェクト(背景)を多く含む領域同士もまた同等の高さとなるとの考えを基に、それらを最もよく分割する閾値は画像内で最も発生頻度の低い独自性の高さであると仮定し、検出対象領域

の特徴量が画像中において他と比べて独自性が高いことを前提としている。また、検出対象の候補領域の抽出処理であるため、検出対象の有無については、これにより領域を限定した後の精査処理によって結論付けるべきと考える。

$$t_L = L_S(z) \quad \text{if} \quad \text{MAX} \{L_S(z) - L_S(z-1)\} \quad (4)$$

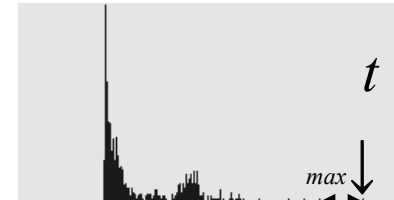


図 1 ヒストグラムと閾値の関係

3.3 他手法との比較

単に画像中において発生頻度の低い特徴量を持つ領域を教師なしで抽出する手法としては、特徴量空間を NN (Nearest Neighbor) 法によるクラスタリングした結果から、最も所属するプロット点が少ないクラスを選択するというものが考えられる。しかし、この場合はある特定の一種類(クラス)の特徴量を持つ領域の抽出となり、検出対象不明の条件において検出対象が複数のクラスに分散していることを考慮しないため適さない。また複数クラスを抽出しようとした場合では、クラス数の決定に一般的根拠が必要となる。独自性指標を特徴量としたクラスタリングの場合、基となる特徴量が他に類するものの少ないものはその種類によらず独自性が高いと判断されるため、抽出処理にてこのようなクラス数の考慮は基本的に不要となる。また、独自性指標が局所領域(ブロック)毎の算出であり、これを用いた領域抽出もブロック単位であるため、Watershed アルゴリズムを用いた手法のように画像中のオブジェクト単位での領域分割はできない。しかし、これらオブジェクト単位での抽出を目標とした手法はエッジや連続性を注視したものであり、特に外観検査等において検出対象が際立ったエッジや連続した性質を持つといった前提条件は、教師なし領域抽出には不適切であると考えられる。独自性指標を用いた領域抽出による候補領域限定においては、オブジェクトの抽出は限定された領域を精査する際に行うものとする。

4. 処理結果例と考察

独自性指標を画像として可視化する際は、実数値として算出した指標値を 256 段階に離散化し、独自性の値の高さに応じて高い濃度値を割り振った。すなわち、独自性

指標の可視化画像において高い輝度値となる領域は、原画像において独自性が高いことを示している。また、領域抽出結果画像においては、白く色付けされた領域が独自性の高さを根拠に抽出されたものとなる。なお、ズレ量を設けたブロック分割であるため、各ブロック固有の画素として重なりのない中心位置への反映としている。

4.1 独自性指標算出と教師なし領域抽出結果

原画像(320×320 pixel)を図 2(a)に示し、本稿 2 章にて提案した輝度値、勾配強度、最大勾配方向を基とした独自性指標の算出結果を図 2(b)~(d)に示す。この際のブロックサイズ S は 15×15 pixel であり、ブロックとブロックの境界部分を補うためズレ量を 8 pixel とした。また、図 2(b)~(d)を基に 3 章にて述べた領域抽出を行った結果を図 2(e)~(g)に示す。

原画像は、大きく分けて 2 種類の支配的な背景領域と画像中央より左に位置するぼやけた輪郭を持つ物体領域からなる。本研究では、教師情報を用いずに背景領域と物体領域を分割し、物体領域を抽出することが目標となる。2 種類の背景領域は共に全く異なるテクスチャを持ち、画像下部を占める粒状のパターン領域に比べ、横方向の直線パターンを持つ上部の領域は面積が小さい。また、物体領域は画像中にて特異な外観であるが、輝度は背景パターンと大差ないため 2 値化による分割は困難であり、多数のオブジェクトが混在し輪郭も不鮮明であるため Watershed アルゴリズムによるオブジェクト単位の分割も難しい。また、複数種類のパターンから成るため、絶対的特徴量の分類では高度な領域分割を行えないものと考えられる。

輝度値および勾配強度を基とした独自性指標の場合、図 2(b), (c)からわかるように、背景領域に比べて物体領域が非常に高い独自性を持つ。また背景領域同士においても、面積の小さい上部の直線パターンの領域の方が下部の領域に比べて独自性が高い。領域抽出は、際立って独自性の高い領域を分割し抽出結果とするため、類似する領域が画像中に少数しか存在しない物体の領域が抽出される。しかし、最大勾配方向を基とした場合は、物体領域の勾配方向の分布が粒状パターンと大差なく、独自性は高くない。この場合、直線パターンを持つ領域の内、粒状パターンをほとんど含まない領域が主な抽出領域となる。

このように、独自性指標を用いた領域抽出は基とする特徴量によって大きくことなる領域抽出結果となる。なお、本手法は検出対象候補領域を画像を分割したブロック単位で限定する処理であり、オブジェクトの輪郭を正確にとらえた分割および抽出を目的としていない。

4.2 ブロック分割パラメータの違いと独自性指標の関係性の考察実験

独自性指標は画像を分割したブロック単位での算出となるため、ブロック分割パラメータを予め設定する必要がある。本稿 2 章にて述べたように、ブロック内のヒストグラム生成や、類似度の平均値算出の際の統計情報としての信頼性を考慮し、ブロックサイズ S は 31 pixel を基本としている。これに対し図 3 は、ほぼ半分のブロックサイ

ズとなる S を 15 pixel, C を 8 pixel として分割し、また図 5 はほぼ 2 倍の大きさとなる S を 63 pixel, C を 32 pixel として分割し、独自性指標算出と領域抽出を行った結果である。

ブロック分割をより細かくすることにより、解像度の高い処理結果を得ることがができる。また、ブロック数を少なくすることにより類似度計算の総当たりにかかる計算量が軽減される。ブロックサイズが異なることにより、抽出される領域の形状は異なるものの、画像全体において局所領域同士の独自性の大小関係はほぼ保たれる。ただし、クラスタリング結果が大きく変動する場合があり、ヒストグラムへの投票数や、ブロック数の減少によるものと推察される。

4.3 独自性指標の発生頻度分布

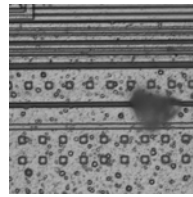
画像中にて算出される独自性指標値の発生頻度分布の例として、図 3(a)~(c)のヒストグラムを図 4(a)~(c)に、図 5(a)~(c)のヒストグラムを図 6(a)~(c)に示す。この際、独自性指標値を 256 段階に離散化してヒストグラムの横軸とし、発生頻度 (縦軸) は正規化処理している。

独自性指標値は、画像中において低い値ほど高い発生頻度となり、また高い値ほど低い発生頻度となる傾向がある。また、最小値は特徴量空間内にプロットされたブロックの分散の大きさに相関関係を持つ。ブロックサイズやズレ量によりブロック同士の境を補いつつ総数が多くなるようブロック分割することによって、より多様な値が算出され、独自性指標値のヒストグラムはより密なものとなる。

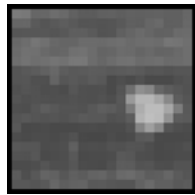
5. おわりに

本稿では、局所領域の画像中における独自性の高さえを示す指標を提案し、それを特徴量とした領域抽出について説明した。独自性の高さとは、画像を分割したブロック同士の着目特徴量のヒストグラムの類似度計算によって算出する。注目するブロックと他のブロックとの類似度が平均的に低いと、注目ブロックの独自性指標値は高い値となる。また、領域抽出手法は、検出対象の領域が一般に他と異なる特徴量を有するものであることを前提とする。独自性の高さは相対的指標であり、これを特徴量としたクラスタリングを行う際の閾値設定も相対的に行う。

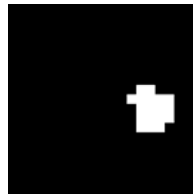
この領域分割抽出は、検出対象となる領域が画像中にて独自性が高い特徴量を持つことを前提としており、抽出される領域はその候補として有力である。これらの手法は、その特異な性質を応用し、新たな外観検査手法¹⁰⁾に用いることができる。また、本稿では単に検出対象候補であるか否かを局所領域毎に判断する手法としたが、独自性の高さを検査優先順位指標とした検査システム等の様々な応用が可能である。



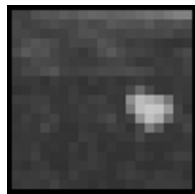
(a) 原画像



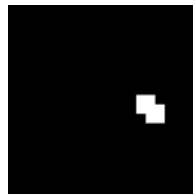
(b) 輝度値を基とした独自性指標の
可視化画像



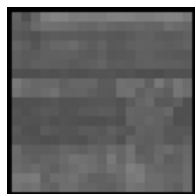
(e) (b)を用いた領域抽出結果



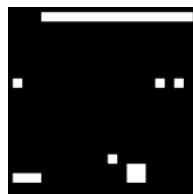
(c) 勾配強度を基とした独自性指標の
可視化画像



(f) (c)を用いた領域抽出結果

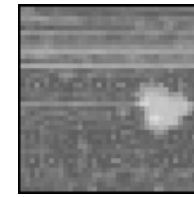


(d) 最大勾配方向を基とした独自性指標の
可視化画像



(g) (d)を用いた領域抽出結果

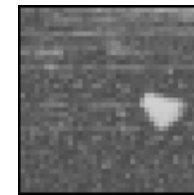
図2 独自性指標算出と教師なし領域抽出結果例($S=31, C=16$)



(b) 輝度値を基とした独自性指標の
可視化画像



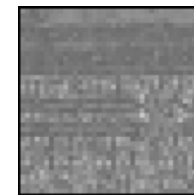
(e) (b)を用いた領域抽出結果



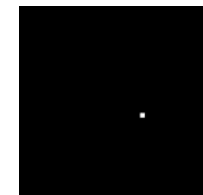
(c) 勾配強度を基とした独自性指標の
可視化画像



(f) (c)を用いた領域抽出結果



(d) 最大勾配方向を基とした独自性指標の
可視化画像

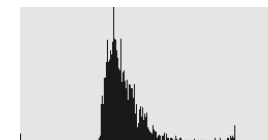


(g) (d)を用いた領域抽出結果

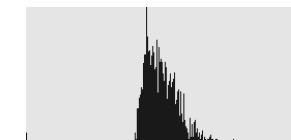
図3 ブロック分割パラメータの違いによる影響の考察($S=16, C=8$)



(a) 図3(b)のヒストグラム



(b) 図3(b)のヒストグラム

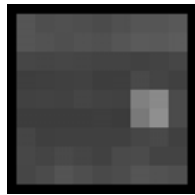


(c) 図3(c)のヒストグラム

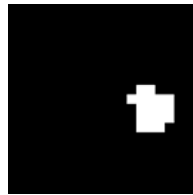
図4 離散化した独自性指標のヒストグラム(ブロックの総数が多い場合)

参考文献

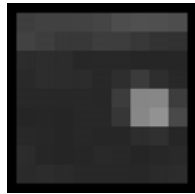
- 1) 山口拓真, 丸山稔: 階層型識別機を用いた情景画像からの文字抽出法, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J88-D-II, No. 6, pp. 1047-1055 (2005)
- 2) 永橋知行, 藤吉弘亘, 金出武雄: 領域分割に基づく SIFT 特徴を用いた物体識別, 電気学会システム・制御研究会, January 2007 (2007)
- 3) 岩村雅一, 内田誠一, 大町真一郎, 黄瀬浩一: 付加情報を用いるパターン認識, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J90-D-II, No. 2, pp. 460-470 (2007)
- 4) 田中秀郎, 吉田靖夫, 深見公彦, 中野宏毅: ガボールフィルタの振幅及び位相情報を用いたテキストチャ画像の領域分割, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J84-D-II, No. 12, pp. 2565-2576 (1997)
- 5) 松尾賢一, 上田勝彦, 梅田三千雄: 適応しきい値法を用いた背景画像からの看板文字列領域の抽出, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J80-D-II, No. 6, pp. 1617-1626 (1997)
- 6) 莫舸舸, 青木由直: カラー画像における道路標識の認識, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J87-D-II, No. 12, pp. 2124-2135 (2004)
- 7) Watershed アルゴリズムと輪郭情報を用いたカラー画像の領域分割, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J83-D-II, No. 2, pp. 593-600 (2000)
- 8) 趙延軍, 長谷山美紀, 北島秀夫: 色エッジ及び並列実行の領域統合を用いた Watershed 画像領域分割法の改善, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. J89-D, No. 4, pp. 836-849 (2006)
- 9) 狩野芳正, 大町真一郎, 阿曾弘具: 特徴選択によるテキストチャ画像の教師なし領域分割, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. J86-D-II, No. 7, pp. 988-995 (2003)
- 10) 舟橋琢磨, 藤原孝幸, 山本明史, 興水大和, 岩崎宏明, 青野宏: "作業員の動作・視線に基づく"人らしい"検査システム", ViEW2009 ビジョン技術の実利用ワークショップ講演論文集, pp. 272-277 (2009)



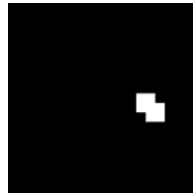
(b) 輝度値を基とした独自性指標の
可視化画像



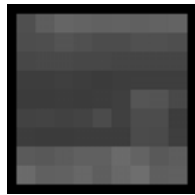
(e) (b)を用いた領域分割・抽出結果



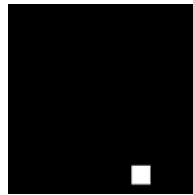
(c) 勾配強度を基とした独自性指標の
可視化画像



(f) (c)を用いた領域分割・抽出結果

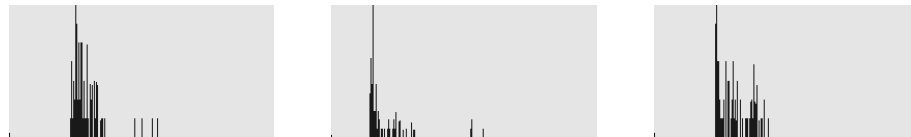


(d) 最大勾配方向を基とした独自性指標の
可視化画像



(g) (d)を用いた領域分割・抽出結果

図5 ブロック分割パラメータの違いによる影響の考察($S=63, C=32$)



(a) 図5(b)のヒストグラム (b) 図5(b)のヒストグラム (c) 図5(c)のヒストグラム
 図6 離散化した独自性指標のヒストグラム(ブロックの総数が少ない場合)