

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B2)

(11) 特許番号

特許第4480958号
(P4480958)

(45) 発行日 平成22年6月16日(2010.6.16)

(24) 登録日 平成22年3月26日(2010.3.26)

(51) Int. Cl.		F I			
G06T	5/20	(2006.01)	G06T	5/20	B
G06T	7/00	(2006.01)	G06T	7/00	200Z
H04N	1/409	(2006.01)	H04N	1/40	101D

請求項の数 8 (全 14 頁)

(21) 出願番号	特願2003-162546 (P2003-162546)	(73) 特許権者	503113186
(22) 出願日	平成15年6月6日(2003.6.6)		ホンダ リサーチ インスティテュート
(65) 公開番号	特開2004-54922 (P2004-54922A)		ヨーロッパ ゲーエムベーハー
(43) 公開日	平成16年2月19日(2004.2.19)		Honda Research Institute Europe GmbH
審査請求日	平成18年4月10日(2006.4.10)		ドイツ連邦共和国 デー-63073 オ
(31) 優先権主張番号	02012736.1		ッフエンバッハアムメイン カール・レギ
(32) 優先日	平成14年6月7日(2002.6.7)		エン・シュトラーセ 30
(33) 優先権主張国	欧州特許庁 (EP)	(74) 代理人	100081721
(31) 優先権主張番号	02014189.1		弁理士 岡田 次生
(32) 優先日	平成14年6月25日(2002.6.25)	(74) 代理人	100105393
(33) 優先権主張国	欧州特許庁 (EP)		弁理士 伏見 直哉
		(74) 代理人	100111969
			弁理士 平野 ゆかり

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 デジタル画像作成方法

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項 1】

デジタル画像内のエッジを検出する方法であって、

前記デジタル画像の各ピクセルの値をピクセルの定義された近傍における複数のピクセルのグレイ・レベルの標準偏差値で置き換えた第1の画像(D(i, j))を生成するステップと、

第1の画像において、該グレイ・レベルの標準偏差値のしきい値を超えない値のピクセルを面に属しているピクセルとして、第1の画像をしきい値関数で処理して、それぞれの面に属していないピクセルからそれぞれの面に属しているピクセルを分離した、第2の画像(E(i, j))を生成するステップと、

前記デジタル画像と前記第2の画像のピクセル単位の乗算または加算によって、第3の画像(F(l, j))を生成するステップと、

前記第3の画像に対してエッジ検出を実行するステップと、

を含み、

それぞれの面に属しているピクセルの領域内でエッジ検出を禁止した、エッジ検出方法

【請求項 2】

デジタル画像内のエッジを検出する方法であって、

前記デジタル画像の各ピクセルの値をピクセルの定義された近傍における複数のピクセルのグレイ・レベルの標準偏差値で置き換えた第1の画像(D(i, j))を生成するステッ

プと、

第1の画像において、該グレイ・レベルの標準偏差値のしきい値を超えない値のピクセルを面に属しているピクセルとして、第1の画像をしきい値関数で処理して、それぞれの面に属していないピクセルからそれぞれの面に属しているピクセルを分離した、第2の画像(E(i, j))を生成するステップと、

前記デジタル画像と前記第2の画像のピクセル単位の乗算または加算によって、第3の画像(F(l, j))を生成するステップと、

前記第3の画像に対してエッジ検出を実行するステップと、
を含み、

それぞれの面に属していないピクセルの領域内でエッジ検出を禁止した、エッジ検出方法。

10

【請求項3】

前記エッジ検出が、前記第3の画像と配向ガボール・パッチの畳み込みによって実行されることを特徴とする、請求項1または2に記載のエッジ検出方法。

【請求項4】

局所的標準偏差を評価する前記ステップが2つの直交方向において実行され、1つの面領域の境界の主方向を示す標準偏差ベクトルを定義することを特徴とする、請求項1乃至請求項3のいずれか1項に記載の方法。

【請求項5】

前記第1の画像を生成する前に、前記デジタル画像がローパス・フィルタリングされることを特徴とする、請求項1乃至請求項4のいずれかに記載の方法。

20

【請求項6】

コンピュータ装置上で実行されるとき、請求項1乃至請求項5のいずれか1項に記載の方法を実施することを特徴とするコンピュータ・ソフトウェア・プログラム。

【請求項7】

請求項6に記載のコンピュータ・ソフトウェア・プログラムを記録することを特徴とする記録媒体。

【請求項8】

請求項1に記載したデジタル画像のエッジ検出方法によって物体の輪郭を検出する物体認識方法。

30

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】

本発明は、物体認識に関し、特に、デジタル画像の物体認識システムにおける輪郭検出及び表面検出手法に関する。本発明は、顕著な(prominent)物体のセグメント化に有利に利用可能であり、また、配向された線セグメント(すなわちエッジ)を使用して比較的大きな物体を認識するエッジ検出アルゴリズムに利用可能である。

【0002】

【従来の技術】

自動情景解析や物体識別を実行可能なパターン認識及び物体認識システムは、多種の業務のために使用することができる。

40

【0003】

画像内の物体を認識するには、最初に、物体に属している画像部分(前景)を物体に属していない画像部分(背景)から切り離すことが必要である。このプロセスは、通常、「画像セグメント化」と呼ばれる。物体をその背景にかかわりなく認識しなければならないので、画像セグメント化はデジタル画像における物体認識のための基本的な前提条件である。このステップを実行可能なアルゴリズムは、「セグメント化アルゴリズム」と呼ばれる。

【0004】

標準的なアルゴリズムの大部分は、物体はある程度良好に規定された境界によって背景か

50

ら切り出されるという事実を利用する。最初に、配向された線セグメント (oriented line segments) 等の小さな「基本的特徴 (elementary feature)」に画像を分解することによってセグメント化ステップを実行する。その後、これら基本的特徴がより大きい物体を構築するために使用される。従って、セグメント化された物体は基本的特徴を用いて記述される。

【0005】

この手法は、次のような2つの主要な問題を持つ。

【0006】

第1の問題は、デジタル画像の輝度値から物体の境界を抽出する適切な方法の選択である。物体と背景との間の輝度変化が小さい場合、または物体内の輝度変化が物体と背景の間の輝度変化と同等である場合、この問題は一層悪化する。この問題を克服するため、画像の視覚的外観を改善して、物体と背景の間のコントラストを増幅しようとする多くの画像強調手法が用いられる。

10

【0007】

第2の問題は、基本的特徴のセットから物体を構築する適切な方法の選択である。画像が2以上の物体を含む場合、または、物体が多数の紛らわしい物体 (クラッタ) によって囲まれている場合、この問題は一層悪化する。

【0008】

画像セグメント化に関連する重要な問題は、良好なセグメント化アルゴリズムを選択し、それらの性能を測定し、情景解析システムに及ぼす影響を理解することである。

20

【0009】

従来技術において、物体のセグメント化及び物体認識の問題を解決する種々の手法が存在する。本発明の理念を理解するため、それらの基本的な特徴のいくつかを簡単に述べる。

【0010】

1. ヒストグラムしきい値法

屋外のカラー画像のセグメント化に有利に適用できるしきい値手法が提案されている (非特許文献1参照)。これは、カラーヒストグラム及び色相ヒストグラムを構築することに基づくものである。映像はその最も明瞭に分離した頂点でしきい値化される。すべてのヒストグラム内に分離した頂点が観察されなくなるまで、画像のセグメント化された部分の各々に対してプロセスが繰り返される。

30

【0011】

非特許文献2には、一次元のグレイ・レベル情報を使用するよりも、画像の二次元ヒストグラムの使用がセグメント化のためのしきい値の発見に役立つことが提案されている。二次元ヒストグラムにおいては、点ピクセルに関する情報が、それらピクセルの近傍の局所グレイ・レベルの平均値と共に使用される。

【0012】

2. エッジ・ベースのセグメント化

非特許文献3には、画像セグメント化のためにピクセル近傍の要素を使用する方法が記載されている。

【0013】

非特許文献4には、境界解析を介して自然情景のセグメント化を実行するために使用される一組のアルゴリズムが開示されている。これらのアルゴリズムの目的は、情景内の物体の境界を正しく特定することである。

40

【0014】

非特許文献5では、エッジ・ベースの画像セグメント化手法が用いられている。ここでは、非類似領域の混合を起こしうる小さいギャップのために、エッジ・ベースのセグメント化があまりうまくいかないことが示されている。

【0015】

非特許文献6には、変分理論を使用して画像セグメント化を行う新しい適応型しきい値アルゴリズムが提案されている。

50

【 0 0 1 6 】

非特許文献 7 には、エッジ検出に基づいた画像処理の手法が記載されている。

【 0 0 1 7 】

上記手法の他に、ガボール関数 (GF : Gabor Function) や他の同様のウェーブレットに基づく画像表現が、画像符号化及び画像圧縮、強調及び復元、またはテクスチャ解析などの多くのアプリケーションにおいて非常に有用であることが分かっている。さらに、GF は単純な皮質セルの受容野に対して良好な近似を提供するので、マルチ・スケールのフィルタリング方式、例えば、視覚皮質における画像表現の現行モデルにおいて、頻繁に使用されている。しかし、GF は直交関数ではなく、従って普通ではない二重基底関数に基づくので、古典的ガボール展開は計算処理コストがかかる。再構築は、反復型アルゴリズム、人工ニューラル・ネットワーク (ANN) の使用、または大規模行列の逆変換を必要とする。これらの問題は、冗長なマルチ・スケールのフィルタリングの実装によって部分的に解決することができる。多くのウェーブレットの中には、(ガウス導関数、可変フィルタなどのような) 異なる基本関数を使用する多解像度ピラミッド及び関連手法がある。

10

【 0 0 1 8 】

GF に基づく手法には以下のような利点がある。

【 0 0 1 9 】

- ・空間領域及び周波数領域における結合局所化(joint localization)の最大化
- ・任意のバンド幅を使用して空間的位置、周波数及び方向の連続体に対して GF を自由に調整することができる柔軟性
- ・GF が、2つの分離可能なフィルタの和として正確に表現可能であるという方向選択性を持つ唯一の生物学的にもっともらしいフィルタであるという事実
- ・多種のアプリケーションにおける良好な性能

20

これらすべての理由により、ガボール関数は、画像解析及びマシン・ビジョン (machine vision) という多目的の環境における初期の処理タスクの実行に特に適している。

【 0 0 2 0 】

非特許文献 8 には、非特定の物体を認識するための画像セグメント化を提供する注意制御システムが開示されている。C. Shannonによって導入された情報理論に基づいて、デジタル画像の局所情報の内容が推定される。これによって、画像部分の期待情報内容に関する尺度として画像エントロピーが使用される。この点について、マスク・サイズ、サブサンプリング因子、エントロピーしきい値及び形態的演算子(morphological operators)の特定パラメータ等の種々のパラメータにより、特定の問題及び特定のタスクに適した画像処理が可能になる。

30

【 0 0 2 1 】

【非特許文献 1】

R. B. Ohlander 著、「Analysis of Natural Scenes」、PhD Thesis, Carnegie Institute of Technology, Dept. of Computer Science, Carnegie-Mellon University, Pittsburgh, PA, 1975

【 0 0 2 2 】

【非特許文献 2】

L. Li, J. Gong 及び W. Chen 著、「Gray-Level Image Thresholding Based on a Fisher Linear Projection of a Two-Dimensional Histogram」、Pattern Recognition, vol. 30, No. 5, pp. 743-749, 1997

40

【 0 0 2 3 】

【非特許文献 3】

N. Ahuja, A. Rosenfeld 及び R.M. Haralick 著、「Neighbor Gray Levels as Features in Pixel Classification」、Pattern Recognition, vol. 12, pp.251-260, 1980

【 0 0 2 4 】

【非特許文献 4】

J.M. Prager 著、「Extracting and Labeling Boundary Segments in Natural Scenes」、

50

IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 2, No. 1, p.16-27, 1980

【 0 0 2 5 】

【非特許文献 5】

W.A. Perkins 著、「Area Segmentation of Images using Edge Points」、IEEE Transactions on Pattern Recognition and Machine Intelligence, vol. 2, No. 1, pp. 8-15, 1980

【 0 0 2 6 】

【非特許文献 6】

F.H.Y. Chan, F.K. Lam及びH. Zhu著、「Adaptive Thresholding by Variational Method」、IEEE Transactions on Image Processing, vol. 2, No. 3, pp.168-174, 1998

【 0 0 2 7 】

【非特許文献 7】

C. Goerick及びM. Brauckmann著、「Local Orientation Coding and Neural Network Classifiers with an Application to Real-Time Car Detection and Tracking」、W.G. Kropatsch and H. Bischof [editors], Mustererkennung 1994, Proceedings of the 16th Symposium of the DAGM and the 18th Workshop of the OAGM, Springer-Verlag, 1994

【 0 0 2 8 】

【非特許文献 8】

T. Kalinke及びW. von Seelen著、「Entropie als Mass des lokalen Informationsgehalts in Bildern zur Realisierung einer Aufmerksamkeitssteuerung」、Internal Report 96-07, Institut für Neuroinformatik der Ruhr-Universität Bochum, 1996, published in Mustererkennung 1996, pp.627-634, Springer-Verlag, Berlin/Heidelberg, 1996

【 0 0 2 9 】

【発明が解決しようとする課題】

(例えばエッジ検出に基づく)最適な物体認識システムを構築する多くの試みにもかかわらず、既知のアルゴリズムは、線分とエッジが非常に近接及び/または交差している位置における物体セグメント化に問題のあることが多いことが分かっている。従来のエッジ検出アルゴリズムは、非常に小さい(単純または複雑に連結する)複数の画像パッチを認識できるにすぎないので、例えば交差する線分によって生じる局所的なあいまいさを解決することは不可能である。従って、基となる認識システムは、入り乱れた背景(cluttered background)上の多数の小さな物体と、異なる部品から成る1つの大きな物体とを区別することができない。このため、認識すべき物体の輪郭に関するグローバルな情報が必要となる。一般に、これらの問題は、多くの異なる物体を含む画像の場合、または入り乱れた背景上に物体がある場合に生じる。

【 0 0 3 0 】

別の問題は、これらの物体認識システムは、使用した画像または画像ファミリーに対して調整が必要であることである。さらに、線分及びエッジ(事象)を同時に検出し分類することができるアルゴリズムはいまだにほとんど存在しない。

【 0 0 3 1 】

上述の説明に鑑みて、本発明は、後続のエッジ検出処理をより効率的にする手法を提供することを目的とする。

【 0 0 3 2 】

【課題を解決するための手段】

本発明の第1の側面によると、後続のパターン認識処理のためのデジタル画像を作成する方法が提供される。この方法は、デジタル画像内の顕著な物体を強調する。デジタル画像の各ピクセルの値をピクセルの定義された近傍における当該ピクセルのグレイ・レベルの標準偏差値で置き換えることによって画像の局所的標準偏差が評価され、マスク画像が生成される。次に、元のデジタル画像を生成されたマスク画像と組み合わせる。

【 0 0 3 3 】

10

20

30

40

50

元の画像をマスク画像と組み合わせるとき、マスク画像の加重値は調整可能である。

【0034】

マスク画像の加重値は、調整可能な加重マスクとマスク画像を組み合わせることによって調整することができる。

【0035】

元のデジタル画像の一部分だけをマスク画像と組み合わせるように加重マスクを設計することもできる。

【0036】

本発明の別の側面によると、後続のパターン認識のためのデジタル画像を作成する方法が提供される。この方法はデジタル画像内の顕著な物体を強調する。これによって、エッジのない面に属するデジタル画像のピクセルが画像の局所的標準偏差を評価することによって検出される。

10

【0037】

デジタル画像の各ピクセルの値をピクセルの定義された近傍における当該ピクセルのグレイ・レベルの標準偏差値で置き換えることによって画像の局所的標準偏差が評価され、マスク画像を生成することができる。次に、元のデジタル画像がマスク画像と組み合わせられ、組み合わせ画像が生成される。最後に、この組み合わせ画像に対してエッジ検出が実行される。

【0038】

元のデジタル画像をマスク画像と組み合わせるステップは、1つの面に属すると評価されたデジタル画像の領域内でエッジ検出を禁止するように実行することができる。

20

【0039】

元のデジタル画像をマスク画像と組み合わせるステップは、1つの面に属していないと評価されたデジタル画像の領域内でエッジ検出を禁止するように実行することもできる。

【0040】

エッジ検出は、組み合わせ画像と配向ガボール・パッチの畳み込みによって実行することができる。

【0041】

局所的標準偏差を評価するステップは、2つの直交直角方向において実行して、1つの面領域の境界の主方向を示す標準偏差ベクトルを定義することができる。

30

【0042】

主方向の複数ピクセルの値を強調する一方、主方向から離れたピクセルの値を抑制することができる。

【0043】

局所的標準偏差を評価するステップのためのしきい値は調整可能である。

【0044】

局所的標準偏差を評価するステップの前に、元のデジタル画像をローパス・フィルタリングすることができる。

【0045】

前記画像の平均グレイ・レベルに応じたしきい値関数をローパス・フィルタリングされたデジタル画像やマスク画像に適用して、コントラストを強調することができる。

40

【0046】

本発明のさらに別の側面によると、コンピュータ装置上で実行されるとき上述した方法を実施するコンピュータ・ソフトウェア・プログラム、及びこのコンピュータ・ソフトウェア・プログラムが記録された記録媒体が提供される。

【0047】

最後に、本発明は、上述の方法を実施する手段を提供するシステムを提案する。

【0048】

【発明の実施の形態】

本発明は、異なる空間スケール及び異なる画像特徴からの情報を、それらの結合様相 (ap

50

pearance) に対する統計的依存性を利用することによって、同時に評価するように特に最適化される。そのような依存性は局所エッジ検出プロセスを建設的に誘導するため適用される。

【0049】

本発明の主要な概念に従って提案される手法は、後続のパターン認識プロセスS6のためのデジタル画像102を作成する。この方法は、デジタル画像102における顕著な (prominent) 物体を強調する。

【0050】

以下の説明では、「エッジ」、「エッジのない (edge-free)」などの用語は、本発明に従ったプロセスによって実行された「解釈 (分析)」の意味に常に理解されなければならないことに注意されたい。

10

【0051】

本手法は、基本的に、図1a、1bに示されているS1～S6の6つのステップに分割することができる。以下、これらのステップの詳細を説明する。図2a、2bに示されている手順のハードウェア実施形態のブロック図についても説明する。各図中の参照記号で示されている記号の意味は、「符号の説明」に記載してある。

【0052】

第1のステップS1において、認識されるべきデジタル入力画像A(i,j)が、標準偏差 σ_1 を有するガウシアン・カーネルh(i,j)と畳み込みされる。畳み込みは、図2a及び図2bにおけるローパス・フィルタ202によって実現され、上記入力画像A(i,j)を平滑化することによってノイズ及び微細な部分を減少させる。これによって、上記ピクセルのインデックスi及びjは、それぞれ画像のx軸及びy軸方向を指すこととなる。

20

【0053】

次のステップS2は、ローパス・フィルタリングされた画像のコントラストを強調する。シグモイドしきい値関数 $\sigma_1(\cdot)$ を適用することによって全体の構造が復元され、次式が成立する。

【0054】

【数1】

$$C(i,j) := \sigma_1[B(i,j)] \quad \text{ただし} \quad B(i,j) := (A * h)(i,j) \quad \forall i,j,$$

30

ここで、アスタリスク(*)は畳み込み演算を示し、シグモイドしきい値関数 $\sigma_1(\cdot)$ は、例えば、次式によって表すことができる。

【0055】

【数2】

$$\sigma_1[B(i,j)] := \frac{1}{1 + \exp[-2 \cdot \mu_1 \cdot (\theta_1 - B(i,j))]} \quad \forall i,j \quad (\mu_1 > 0)$$

$$\text{ただし、} \theta_1 := \langle B \rangle = \frac{1}{N} \cdot \sum_{(i,j)} B(i,j),$$

40

ここで、 μ_1 はしきい値関数 $\sigma_1(\cdot)$ の勾配係数であり、Nは画像におけるピクセルの数を表し、 θ_1 は適用されるしきい値を表す。

【0056】

前記しきい値 θ_1 は、ローパス・フィルタリングされた入力画像B(i,j)の平均グレイ・レベルに従って自動的に選択される。従って、このステップの自動的な局所較正 (自動較正) が実現可能である。

【0057】

次のステップS3において、同じエッジなし領域に属しているデジタル画像のピクセルが検出される。従って、本発明に従ったプロセスによって実施される「解釈」に従ってエッ

50

ジの存在を示していない領域によって1つの面が定義される。従って、画像は、エッジによってではなく、隣接している（エッジなしの）面を定義することによって、分離される。

【0058】

次式によって、観察されたピクセルによって記述される点 (i, j) の局所的(環状の)近傍 $\gamma(i, j)$ の範囲内のグレイ・レベルの局所標準偏差 $\sigma_{c, \gamma(i, j)}$ を計算することによって、同じエッジなし領域に属しているピクセルの検出を実行することができる。

【0059】

【数3】

$$\begin{aligned} D(i, j) &:= \sigma_{c, \gamma(i, j)} = \sqrt{\text{var}\{C\}_{\gamma(i, j)}} & 10 \\ &= \sqrt{E\left\{\left(C - E\{C\}_{\gamma(i, j)}\right)^2\right\}_{\gamma(i, j)}} = \sqrt{\langle C^2 \rangle_{\gamma(i, j)} - \langle C \rangle_{\gamma(i, j)}^2} \\ &= \sqrt{\frac{1}{P} \cdot \sum_{(m, n) \in \gamma(i, j)} \left(C(i-m, j-n) - \langle C(i, j) \rangle_{\gamma}\right)^2} \quad \forall i, j, \end{aligned}$$

そして、ステップS1及びステップS2の適用の後に取得された結果 $C(i, j)$ を使用して、次式が得られる。

【0060】

【数4】

$$E\{C\}_{\gamma(i, j)} \equiv \langle C \rangle_{\gamma(i, j)} = \frac{1}{P} \cdot \sum_{(m, n) \in \gamma(i, j)} C(i-m, j-n) \quad \forall i, j,$$

ここで、

$\gamma(i, j)$ は、観察されたピクセルによって記述される点 (i, j) の局所的(環状の)近傍を表し、

$\langle C \rangle_{\gamma(i, j)}$ は、ノイズ・フィルタリングを適用した(S1)後の点 (i, j) の周囲の環境 $\gamma(i, j)$ の範囲内の画像 $C(i, j)$ のグレイ・レベルの局所的平均を表し、

$\sigma_{c, \gamma(i, j)}$ は、環境 $\gamma(i, j)$ の範囲内の画像 $C(i, j)$ のグレイ・レベルの局所的標準偏差を表し、

P は、環境 $\gamma(i, j)$ におけるピクセルの数である。

【0061】

この目的のため、各ピクセルの値は、それぞれのピクセルによって記述される点 (i, j) の周囲の近傍 $\gamma(i, j)$ の範囲内のグレイ・レベルの標準偏差値 $\sigma_{c, \gamma(i, j)}$ によって置き換えられ、この結果、画像 $D(i, j)$ が得られる。環状の環境 $\gamma(i, j)$ のサイズと共にガウシアン・ローパス・フィルタ 20×20 の標準偏差 σ_1 (幅)が面検出ステップS3の空間スケールを定義する。

【0062】

特定の実施形態によれば、局所的標準偏差は、二次元の標準偏差ベクトルを生成するため、2つの直交方向において計算することができる。こうして、標準偏差ベクトルが、画像の顕著な物体の輪郭の支配(主)方向を表す。従って、そのような主方向が強調される一方、副次的方向が抑制されるならば、物体の輪郭をさらに強調することができる。

【0063】

次のステップS4において、非常に急な勾配 μ_2 を持つ別のシグモイドしきい値関数 $\sigma_2(\cdot)$ を使用して、それぞれの面に属していないピクセルからそれぞれの面に属しているピクセルを分離することによって、コントラストを強化することができる。

【0064】

【数5】

10

20

30

40

50

$$E(i, j) := \Theta_2[D(i, j)] \quad \forall i, j.$$

これによって、それぞれの面内に存在するピクセルにゼロに近いか等しい値が割り当てられる。

【 0 0 6 5 】

シグモイドしきい値関数 $\Theta_2(\cdot)$ は、次式によって表すことができる。

【 0 0 6 6 】

【 数 6 】

$$\Theta_2[D(i, j)] := \frac{1}{1 + \exp[-2 \cdot \mu_2 \cdot (\theta_2 - D(i, j))]} \quad \forall i, j \quad (\mu_2 > 0)$$

$$\text{ただし、} \theta_2 := \langle D \rangle = \frac{1}{N} \cdot \sum_{(i, j)} D(i, j),$$

ここで、 μ_2 はしきい値関数 $\Theta_2(\cdot)$ の勾配係数であり、 N は画像中のピクセル数を表し、 θ_2 は適用されるしきい値を表す。

【 0 0 6 7 】

前記しきい値 θ_2 は、上述のように定義された画像 $D(i, j)$ の平均グレイ・レベル $\langle D \rangle$ に従って決定される。これによって、このステップ S 4 の自動的な局所較正 (自動較正) が達成される。

【 0 0 6 8 】

次に、ステップ S 5 a またはステップ S 5 b において、元の画像が前のステップの結果である画像 $E(i, j)$ と組み合わせられる (「マスキング」される)。このマスキングは次式を適用することによって実行される。

【 0 0 6 9 】

【 数 7 】

$$F(i, j) := [(\lambda \cdot E) \circ A](i, j) \quad \forall i, j \quad (\text{ただし、} \lambda \geq 0),$$

ここで、合成演算子 (\circ) は、元の画像 1 0 2 と面の画像 1 0 6 のピクセル単位の乗算 S 5 a (または加算 S 5 b) によって置き換えることができる。このピクセル単位の乗算または加算は、演算子「 \times 」(または「 $+$ 」)によってそれぞれ表されている。

【 0 0 7 0 】

このステップにおいて、面画像 1 0 6 の加重係数 λ が、面画像 1 0 6 に乗じられる (明細書第 6 9 段落の式)。加重係数 λ は、面検出 S 3 が後続のエッジ検出 S 6 をどの程度強力に決定するかを制御する。加重係数 λ は、画像 1 0 2 全体に対して一様に、または、対象とする特定の領域について個別に、選択することができる。

【 0 0 7 1 】

別の選択肢として、元のデジタル画像 1 0 2 の一部分だけが面画像 1 0 6 と組み合わせられるようにすることもできる。

【 0 0 7 2 】

最後のステップ S 6 において、画像 $F(i, j)$ に対してエッジ検出が実行される。同一のエッジなし面に属していると見なされる領域におけるエッジ検出が禁止され、従ってエッジ検出はエッジを含む領域に限定されるので、エッジ検出の効率が向上する。精細エッジ検出 S 6 は、全体的な輪郭が存在する画像 1 0 2 の部分に対してのみ適用される。

【 0 0 7 3 】

代替的に、エッジを含む領域におけるエッジ検出を禁止して、画像内の顕著な物体を抑制することもできる点に注意されたい。これは、ステップ S 5 a またはステップ S 5 b において、それぞれ反転マスキングを使用することによって実施することができる。

10

20

30

40

50

【0074】

エッジ検出は、例えば、配向ガボール・パッチを用いた輪郭画像 $F(i, j)$ の畳み込みによって実行することができる。ガボール・カーネルの標準偏差 σ_2 (幅)は、例えば 3×3 ピクセルのサイズのように、可能な限り小さくしなければならない。対照的に、ガウシアン・カーネルの標準偏差 σ_1 (幅)は、例えば 12×12 ピクセルのサイズのように、比較的大きくしなければならない。この点について、局所的標準偏差 $c_{i, j}$ の推定のために必要とされる近傍のサイズは、 σ_1 と σ_2 の間で選択されなければならない点に注意されたい。本発明の一実施形態では、直径が5ピクセルの環状パッチが使用される。

【0075】

図1a及び図1bに示した動作を実行するプログラムはコンピュータ読取可能記憶媒体に記憶することができ、この記憶されたプログラムは、物体検出を実行するためにコンピュータ・システム上で実行可能である。コンピュータ読取可能記憶媒体は、プログラムを一時的に記憶する装置であっても良く、例えば、ネットワーク(例えばインターネット)または通信回線(例えば電話線)を経由して送信されるプログラムを受け取るサーバまたはクライアントの機能を果たすコンピュータ・システムにおける揮発性メモリ(すなわちRAM)を含む。本発明は、図2a及び図2bに示すハードウェアで実施することができる。

【0076】

本発明の利点は次のようにまとめられる。

- ・本発明に従った概念は、異なるスケールで並列に動作することができる。
- ・粗いスケールにおいては、画像は類似の同質の領域にセグメント化され、これらの領域は面と解釈される。
- ・これは、局所的エッジ検出とは無関係に、全体の物体境界を効率的に選択する。
- ・局所的なあいまいさは、全体の面と局所的エッジ情報を統合することによって解消される。
- ・ノイズ及び小さな細部は抑制され、画像認識のロバスト性をもたらす。
- ・本発明に従った手法のパラメータは、画像の平均グレイ・レベルに従って自動的に調整される。

【図面の簡単な説明】

【図1a】デジタル画像によって表された顕著な物体の面及びエッジの検出に使用される物体認識システムをサポートするために適用可能な、本発明に従った物体検出アルゴリズムの機能の概要を示すチャートである。

【図1b】デジタル画像によって表された顕著な物体の面及びエッジの検出に使用される物体認識システムをサポートするために適用可能な、本発明に従った物体検出アルゴリズムの機能の概要を示すチャートである。

【図2a】物体認識システムのハードウェア実施形態のブロック図である。

【図2b】物体認識システムのハードウェア実施形態のブロック図である。

【符号の説明】

100a 本発明に従った物体検出アルゴリズムの機能的な概要を示す第1のフローチャート。このアルゴリズムは、入力画像102とその表面画像106をピクセル単位で乗算(\times)することによるマスクング(S5a)に基づいて、デジタル化された画像により表された顕著な画像の表面及びエッジを検出するために使用される物体検出システムをサポートするために適用することができる。

100b 本発明に従った物体検出アルゴリズムの機能的な概要を示す第2のフローチャート。このアルゴリズムは、入力画像102とその表面画像106をピクセル単位で加算($+$)することによるマスクング(S5b)に基づいて、デジタル化された画像により表された顕著な画像の表面及びエッジを検出するために使用される物体検出システムをサポートするために適用することができる。

102 2つのカメラ・アイを備えたアンドロイドとして機能するプロトタイプのロボットの人工的な頭部を表す元の入力画像 $A(i, j)$ 。

104 元の入力画像102とガウシアン・カーネル $h(i, j)$ の畳み込みを実行してノイズの影響(S1)を低減し、さらに第1のコントラスト強化(S2)をした後に得られる、ローパス・フィルタリングされた入力画像 $C(i, j)$ 。

106 ローパス・フィルタリングされた入力画像の局所偏差評価(S3)及び第2のコントラスト強化(S4)に基づいて表面検出を適用した後に得られる、粗い物体輪郭を有する表面画像 $E(i, j)$ 。ここで、検出された単一のまたは複数の接続された領域に属するピクセルは黒にされており、検出された表面の輪郭は白のままである。

108 表面画像106と元の入力画像102のピクセル単位での加算(+)または乗算(\times)を適用することによって、表面画像106のマスキング(S5)を適用した後に得られる、精細な物体輪郭を有する輪郭画像 $F(i, j)$ 。

10

110 a 輪郭画像108に対して水平方向に向いた線分についてエッジ(方向)検出(S6)を適用した後の第1の結果画像 $F(i, j)$ 。

110 b、110 d 輪郭画像108に対して斜め方向に向いた線分についてエッジ(方向)検出(S6)を適用した後の第2及び第4の結果画像 $F(i, j)$ 。

110 c 輪郭画像108に対して垂直方向に向いた線分について、エッジ(方向)検出を適用した後の第3の結果画像 $F(i, j)$ 。

200 a 入力画像102とその表面画像106をピクセル単位で乗算(\times)することによるマスキングに基づいた、物体検出システムのハードウェア実装形態の第1の簡潔なブロック図。

200 b 入力画像102とその表面画像106をピクセル単位で加算(+)することによるマスキングに基づいた、物体検出システムのハードウェア実装形態の第2の簡潔なブロック図。

20

202 平滑化及びノイズ低減用のローパス・フィルタ。

204 局所分散検出器(local-variance detector)

204 a 局所分散検出器204の局所平均検出器(local-average detector)

204 b 局所分散検出器204の乗算要素

204 c 局所分散検出器204の加算要素

204 d 前記入力画像104の1ピクセルを表す観察点 (i, j) の周りの円形環境 (i, j) におけるローパス・フィルタリングされた入力画像104の局所標準偏差を計算するための平方根計算ユニット。

30

205 a コントラスト強化のためにシグモイドしきい値関数 $\gamma_1(\cdot)$ を用いる第1のしきい値要素。

205 b コントラスト強化のためにシグモイドしきい値関数 $\gamma_2(\cdot)$ を用いる第2のしきい値要素。

206 表面画像106に重み付け要素 w を乗算するために使用される乗算要素。これは、表面検出(S3)が後続のエッジ検出を決定する強度を制御する。

206 a 重み付けされた表面画像106で元の入力画像102をマスキングするために使用される乗算要素。

206 b 重み付けされた表面画像106で前記入力画像102をマスキングするために用いられる加算要素。

40

208 エッジ検出オペレータ $D(\cdot)$ を用いるエッジ検出器。

S1 ステップ1: ローパス・フィルタとガウシアン・カーネル $h(i, j)$ を用いたローパス・フィルタリング。

S2 ステップ2: 第1のコントラスト強化

S3 ステップ3: 局所分散ベースの表面検出

S4 ステップ4: 第2のコントラスト強化

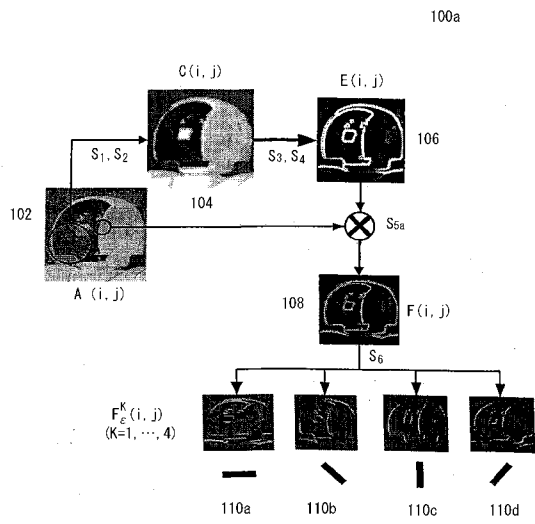
S5 a ステップ5 a: 表面画像106と元の入力画像102のピクセル単位の乗算(\times)

S5 b ステップ5 b: 表面画像106と元の入力画像102のピクセル単位の加算(+)

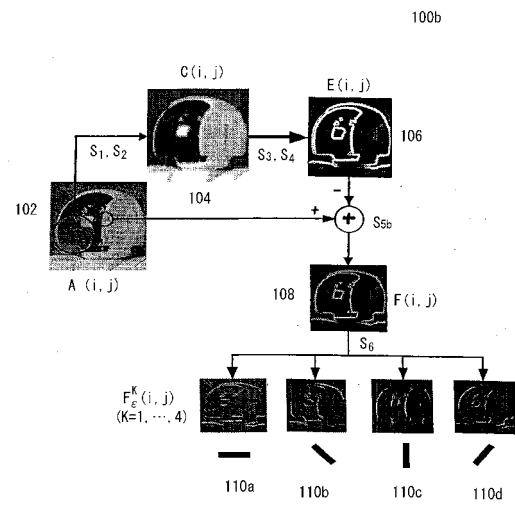
50

S 6 ステップ 6 : エッジ (方向) 検出

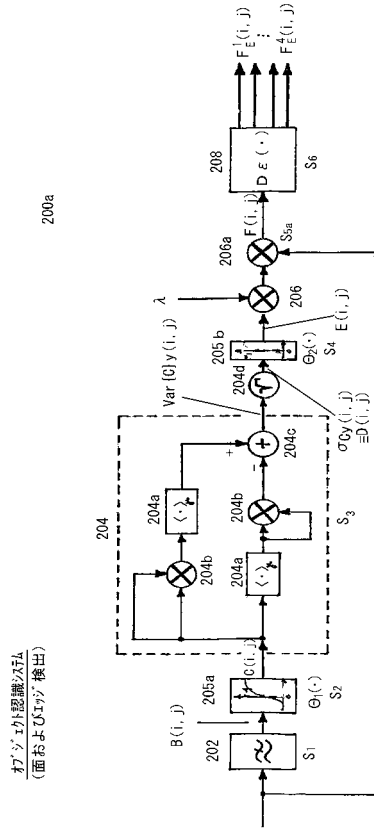
【 図 1 a 】



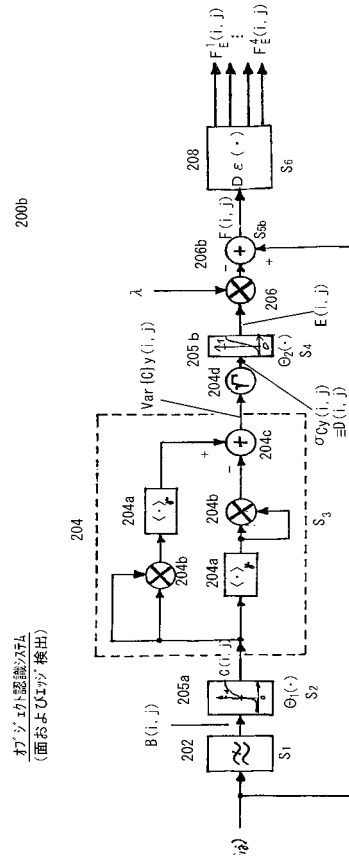
【 図 1 b 】



【図2a】



【図2b】



フロントページの続き

- (72)発明者 マルク - オリヴァー・ゲウルティヒ
ドイツ連邦共和国 ディー - 6 3 1 6 9 オベルシャウゼン、ハンス - ボックラー - シュトラーセ
1 9
- (72)発明者 エドガー・ケルナー
ドイツ連邦共和国 ディー - 6 3 5 0 0 ゼリゲンシュタット、フリートホフシュトラーセ 1 4
- (72)発明者 ウルスラ・コーナー
ドイツ連邦共和国 ディー - 6 3 5 0 0 ゼリゲンシュタット、フリートホフシュトラーセ 1 4

審査官 松野 広一

- (56)参考文献 特開平 1 0 - 2 4 3 2 3 8 (J P , A)
特開平 0 8 - 1 6 1 4 8 5 (J P , A)
特開平 0 9 - 3 2 6 0 2 6 (J P , A)
特開 2 0 0 0 - 0 4 8 2 1 3 (J P , A)
特開平 0 4 - 3 2 9 4 8 8 (J P , A)
特開 2 0 0 0 - 2 5 9 8 3 5 (J P , A)
特開昭 6 0 - 1 9 2 4 8 2 (J P , A)
特開 2 0 0 1 - 0 0 8 0 3 8 (J P , A)
特開平 1 0 - 2 4 3 2 3 9 (J P , A)
特開平 0 6 - 2 3 7 9 2 5 (J P , A)

(58)調査した分野(Int.Cl. , D B 名)

G06T 5/20
G06T 7/00
H04N 1/409
JSTPlus(JDreamII)