

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 公開特許公報(A)

(11) 特許出願公開番号

特開2008-84076
(P2008-84076A)

(43) 公開日 平成20年4月10日(2008.4.10)

(51) Int.Cl. F I テーマコード(参考)
G06T 7/20 (2006.01) G06T 7/20 A 5L096
G06T 7/60 (2006.01) G06T 7/60 250C

審査請求 未請求 請求項の数 14 O L (全 29 頁)

(21) 出願番号 特願2006-264359(P2006-264359)
 (22) 出願日 平成18年9月28日(2006.9.28)

(71) 出願人 000003078
 株式会社東芝
 東京都港区芝浦一丁目1番1号
 (74) 代理人 100089118
 弁理士 酒井 宏明
 (72) 発明者 三島 直
 東京都港区芝浦一丁目1番1号 株式会社
 東芝内
 (72) 発明者 伊藤 剛
 東京都港区芝浦一丁目1番1号 株式会社
 東芝内
 Fターム(参考) 5L096 AA06 CA04 GA19 GA34 HA03
 MA07

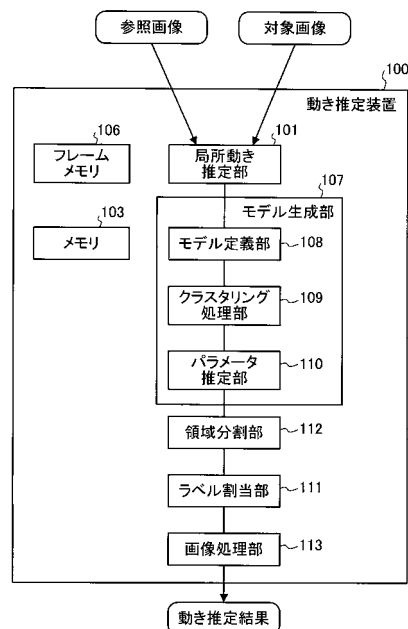
(54) 【発明の名称】 画像処理装置、方法およびプログラム

(57) 【要約】

【課題】 画像全体に亘って最適なラベル割り当てを行って画像処理を高精度に行うこと。

【解決手段】 画像処理装置において、対象画像を複数の領域に分割する領域分割部112と、対象画像上の点と参照画像上の点とを対応付けるためのモデルであって、複数のモデルパラメータ及びモデルを識別するためのモデル識別ラベルを含む複数のパラメトリックモデルの中から、パラメトリックモデルとの適合度及び隣接する画素間でモデル識別ラベルが変化するか否かを表す円滑度を示す評価関数の値が最小になるパラメトリックモデルを選択し、選択されたパラメトリックモデルのモデル識別ラベルを領域内の画素に割り当てるラベル割り当ての処理を、複数の領域のうち画素数が多いものから順に実行するラベル割当部111とを備えた。

【選択図】 図1



【特許請求の範囲】**【請求項 1】**

第 1 の画像を、それぞれが複数の画素を含む複数の領域に分割する領域分割部と、
前記第 1 の画像上の点と第 2 の画像上の点とを対応付けるためのモデルであって、複数のモデルパラメータ及び前記モデルを識別するためのモデル識別ラベルを含む複数のパラメトリックモデルの中から、前記パラメトリックモデルとの適合度及び隣接する画素間で前記モデル識別ラベルが変化するか否かを表す円滑度を示す評価関数の値が最小になる前記パラメトリックモデルを選択し、選択された前記パラメトリックモデルの前記モデル識別ラベルを前記領域内の画素に割り当てるラベル割り当ての処理を、前記複数の領域のうち画素数が多いものから順に実行するラベル割当部と、

10

各画素に割り当てられた前記モデル識別ラベルに対応する前記パラメトリックモデルに基づいて、前記第 1 の画像と前記第 2 の画像との対応関係を求める画像処理部と、
を備えたことを特徴とする画像処理装置。

【請求項 2】

前記第 1 の画像の特徴に基づいて前記パラメトリックモデルを生成するモデル生成部を更に備えたことを特徴とする請求項 1 に記載の画像処理装置。

【請求項 3】

前記モデル生成部は、

前記パラメトリックモデルを定義するモデル定義部と、

前記第 1 の画像における各点の前記第 2 の画像上の対応点を分類して、分類した前記対応点ごとに、前記ラベル割り当ての初期値を付与するクラスタリング処理部と、

20

前記モデル識別ラベルごとに、前記第 1 の画像上の各点と当該各点に対応する第 2 の画像上の対応点を最小の誤差で表すことのできる前記モデルパラメータを最小二乗法によって推定するパラメータ推定部と、

を更に備えたことを特徴とする請求項 2 に記載の画像処理装置。

【請求項 4】

前記モデル定義部は、前記第 1 の画像から前記第 2 の画像への平面から平面への幾何変換を定義することにより前記パラメトリックモデルを定義すること特徴とする請求項 3 に記載の画像処理装置。

【請求項 5】

30

前記第 1 の画像と前記第 2 の画像の間の動き推定を行って、各点の対応点から前記第 1 の画像における各点の前記第 2 の画像上との点の動きベクトルを求める局所動き推定部をさらに備え、

前記パラメトリックモデルは、前記モデル識別ラベルの領域における第 1 の画像における各点の前記第 2 の画像上との点の動きベクトルを求めるためのモデルであり、

前記クラスタリング処理部は、前記局所動き推定部で求められた動きベクトルを分類して、分類した前記動きベクトルごとに前記ラベル割り当ての初期値を付与し、

前記パラメータ推定部は、前記モデル識別ラベルごとに、前記パラメトリックモデルによって定められる前記動きベクトルと前記局所動き推定部によって求められた前記動きベクトルとに基づいて、前記モデルパラメータを推定し、

40

前記画像処理部は、各画素に割り当てられた前記モデル識別ラベルに対応する前記パラメトリックモデルに基づいて、前記第 1 の画像の前記第 2 の画像に対する動きを推定することを特徴とする請求項 4 に記載の画像処理装置。

【請求項 6】

前記ラベル割当部は、前記画素数が同一の前記領域が複数存在する場合には、前記領域の境界における画素数が小さい順に前記ラベル割り当ての処理を実行することを特徴とする請求項 1 に記載の画像処理装置。

【請求項 7】

前記パラメトリックモデルを記憶する記憶部をさらに備え、

前記モデルパラメータはあらかじめ問題に応じて設定されていることを特徴とする請求

50

項 1 に記載の画像処理装置。

【請求項 8】

前記パラメトリックモデルは、前記第 1 の画像としての第 1 視差画像上の点に対して前記第 2 の画像としての第 2 視差画像上の点を求めるためのモデルであり、前記第 1 視差画像の点と当該点に対応する前記第 2 視差画像の点の水平移動量を前記モデルパラメータおよび前記モデル識別ラベルとして含むことを特徴とする請求項 1 に記載の画像処理装置。

【請求項 9】

動きのない画像である背景画像に対して動きのある領域である動領域を含む対象画像を、それぞれが複数の画素を含む複数の領域に分割する領域分割部と、

背景領域か動領域かを識別する領域種別ラベルを前記領域内の画素に割り当てるラベル割り当ての処理を、前記複数の領域のうち画素数が多いものから順に実行するラベル割当部と、

各画素に割り当てられた前記領域種別ラベルに基づいて、前記対象画像から前記動領域を検出する動領域検出部と、

を備えたことを特徴とする画像処理装置。

【請求項 10】

前記ラベル割当部は、前記対象画像の画素と前記背景画像の画素の差分値が予め定められた閾値以下の場合に、前記領域に前記背景領域の前記領域種別ラベルを割り当て、前記領域の周囲の全ての領域が前記背景領域を示す前記領域種別ラベルが割り当てられている場合には前記閾値を増加し、前記領域の周囲の全ての領域が前記動領域を示す前記領域種別ラベルが割り当てられている場合には前記閾値を増加することを特徴とする請求項 9 に記載の画像処理装置。

【請求項 11】

第 1 の画像を、それぞれが複数の画素を含む複数の領域に分割する工程と、

前記第 1 の画像上の点と第 2 の画像上の点とを対応付けるためのモデルであって、複数のモデルパラメータ及び前記モデルを識別するためのモデル識別ラベルを含む複数のパラメトリックモデルの中から、前記パラメトリックモデルとの適合度及び隣接する画素間で前記モデル識別ラベルが変化するか否かを表す円滑度を示す評価関数の値が最小になる前記パラメトリックモデルを選択し、選択された前記パラメトリックモデルの前記モデル識別ラベルを前記領域内の画素に割り当てるラベル割り当ての処理を、前記複数の領域のうち画素数が多いものから順に実行する工程と、

各画素に割り当てられた前記モデル識別ラベルに対応する前記パラメトリックモデルに基づいて、前記第 1 の画像と前記第 2 の画像との対応関係を求める工程と、

を含むことを特徴とする画像処理方法。

【請求項 12】

動きのない画像である背景画像に対して動きのある領域である動領域を含む対象画像を、それぞれが複数の画素を含む複数の領域に分割する工程と、

背景領域か動領域かを識別する領域種別ラベルを前記領域内の画素に割り当てるラベル割り当ての処理を、前記複数の領域のうち画素数が多いものから順に実行する工程と、

各画素に割り当てられた前記領域種別ラベルに基づいて、前記対象画像から前記動領域を検出する工程と、

を含むことを特徴とする画像処理方法。

【請求項 13】

第 1 の画像を、それぞれが複数の画素を含む複数の領域に分割する手順と、

前記第 1 の画像上の点と第 2 の画像上の点とを対応付けるためのモデルであって、複数のモデルパラメータ及び前記モデルを識別するためのモデル識別ラベルを含む複数のパラメトリックモデルの中から、前記パラメトリックモデルとの適合度及び隣接する画素間で前記モデル識別ラベルが変化するか否かを表す円滑度を示す評価関数の値が最小になる前記パラメトリックモデルを選択し、選択された前記パラメトリックモデルの前記モデル識別ラベルを前記領域内の画素に割り当てるラベル割り当ての処理を、前記複数の領域のう

ち画素数が多いものから順に実行する手順と、

各画素に割り当てられた前記モデル識別ラベルに対応する前記パラメトリックモデルに基づいて、前記第1の画像と前記第2の画像との対応関係を求める手順と、

をコンピュータに実行させる画像処理プログラム。

【請求項14】

動きのない画像である背景画像に対して動きのある領域である動領域を含む対象画像を、それぞれが複数の画素を含む複数の領域に分割する手順と、

背景領域か動領域かを識別する領域種別ラベルを前記領域内の画素に割り当てるラベル割り当ての処理を、前記複数の領域のうち画素数が多いものから順に実行する手順と、

各画素に割り当てられた前記領域種別ラベルに基づいて、前記対象画像から前記動領域を検出する手順と、

をコンピュータに実行させる画像処理プログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本発明は、入力された画像に関する複数のパラメータモデルを導入して、入力された画像の領域ごとにパラメータモデルを割り当てて画像処理を行う画像処理装置、方法およびプログラムに関する。

【背景技術】

【0002】

画像の領域ごとに予め定められたパラメトリックモデルを適用し、画像処理を行う技術としては、例えば、非特許文献1の技術が知られている。非特許文献1の技術では、画像の動きを推定する問題に対して、2つの画像間の局所的な動きをオプティカルフローなどの手法で推定し、推定された局所的な動きの集合から複数のモデルパラメータをアフィン変換と最小二乗法の手法により抽出し、k-means法、watershed法などの手法により画像を複数の領域に分割して、分割された領域ごとに最適なパラメータを選択するラベリングを行う技術が開示されている。このような技術によれば、画像の領域ごとに適切な動きモデルが選択される。

【0003】

【非特許文献1】P. E. Eren, Y. Altunbasak and M. Tekalp, "Region-based affine motion segmentation using color information", IEEE ICASSP1997, Vol. 4, pp. 3005 - 3008, 1997

【発明の開示】

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

このような従来技術では、ラベリングは領域ごとにモデルパラメータの適合度のみを用いた最尤推定がおこなわれ、ラベリングが動き推定の結果の精度に大きな影響を与える。このため、サンプリング数が多いサイズの大きい領域では高精度となる一方、サイズの小さい領域に関してはサンプリング数が少なくなるので、最適なラベリングを行うことができず、動き推定の精度が低くなるという問題がある。

【0005】

本発明は、上記に鑑みてなされたものであって、画像全体に亘って最適なラベル割り当てを行って、パラメータモデルを適用した画像処理を高精度に行うことができる画像処理装置、方法およびプログラムを提供することを目的とする。

【課題を解決するための手段】

【0006】

上述した課題を解決し、目的を達成するために、本発明にかかる画像処理装置は、第1の画像を、それぞれが複数の画素を含む複数の領域に分割する領域分割部と、前記第1の画像上の点と第2の画像上の点とを対応付けるためのモデルであって、複数のモデルパラメータ及び前記モデルを識別するためのモデル識別ラベルを含む複数のパラメトリックモ

10

20

30

40

50

デルの中から、前記パラメトリックモデルとの適合度及び隣接する画素間で前記モデル識別ラベルが変化するか否かを表す円滑度を示す評価関数の値が最小になる前記パラメトリックモデルを選択し、選択された前記パラメトリックモデルの前記モデル識別ラベルを前記領域内の画素に割り当てるラベル割り当ての処理を、前記複数の領域のうち画素数が多いものから順に実行するラベル割当部と、各画素に割り当てられた前記モデル識別ラベルに対応する前記パラメトリックモデルに基づいて、前記第1の画像と前記第2の画像との対応関係を求める画像処理部と、を備えたことを特徴とする。

【0007】

また、本発明は、動きのない画像である背景画像に対して動きのある領域である動領域を含む対象画像を、それぞれが複数の画素を含む複数の領域に分割する領域分割部と、背景領域か動領域かを識別する領域種別ラベルを前記領域内の画素に割り当てるラベル割り当ての処理を、前記複数の領域のうち画素数が多いものから順に実行するラベル割当部と、各画素に割り当てられた前記領域種別ラベルに基づいて、前記対象画像から前記動領域を検出する動領域検出部と、を備えたことを特徴とする。

10

本発明は、上記画像処理装置に対応する画像処理方法およびプログラムである。

【発明の効果】

【0008】

本発明によれば、画像全体に亘って最適なラベル割り当てを行って、画像処理を高精度に行うことができるという効果を奏する。

【発明を実施するための最良の形態】

20

【0009】

以下に添付図面を参照して、この発明にかかる画像処理装置、画像処理方法およびプログラムの最良な実施の形態を詳細に説明する。

【0010】

(実施の形態1)

図1は、実施の形態1にかかる動き推定装置の機能的構成を示すブロック図である。実施の形態1にかかる動き推定装置は、対象画像と参照画像の各点の動きを推定するものであり、図1に示すように、局所動き推定部101と、モデル生成部107と、領域分割部112と、ラベル割当部111と、画像処理部113と、フレームメモリ106と、メモリ103とを主に備えている。

30

【0011】

局所動き推定部101は、対象画像と参照画像から、ブロックマッチングの手法により2つ画像間の動き推定を行って、各点の動きベクトルを求める処理部である。

【0012】

モデル生成部107は、局所動き推定の結果から、対象画像上の点と参照画像上の点とを対応付けるためパラメトリックモデルを生成するものである。パラメトリックモデルは、パラメトリックモデルを規定する複数のモデルパラメータ及びモデルを識別するためのモデル識別ラベルを含み、このモデル識別ラベルによりラベル付けされている。本実施の形態では、パラメトリックモデルは、モデルパラメータにより、モデル識別ラベルの領域における第1の画像における各点の第2の画像上との点の動きベクトルを求めるためのモデルである。モデル生成部107は、モデル定義部108と、クラスタリング処理部109と、パラメータ推定部110とを備えている。

40

【0013】

モデル定義部108は、上記パラメトリックモデルを定義し生成してメモリ103に保存する処理部である。

【0014】

クラスタリング処理部109は、局所動き推定部101で求めた対象画像上の各点の動きベクトルを分類して(クラスタリングして)、ラベル割り当ての初期値を付与する処理部である。

【0015】

50

パラメータ推定部 110 は、モデル識別ラベルごとに、同一のモデル識別ラベル内において、パラメトリックモデルによって定められる動きベクトルと各点の局所動き推定部 101 によって求めた動きベクトルとの誤差から求められる誤差エネルギーを最小にするモデルパラメータを最小二乗法によって推定する処理部である。

【0016】

領域分割部 112 は、対象画像のフレームを画素値に基づいた領域に分割する（クラスタリングする）処理部である。領域分割部 112 は、さらに分割された各領域に領域（クラスタ）を識別するための領域ラベルを割り当てる。

【0017】

ラベル割当部 111 は、複数のパラメトリックモデルの中から、パラメトリックモデルとの適合度及び隣接する画素間でモデル識別ラベルが変化するか否かを表す円滑度を示す評価関数の値が最小になるパラメトリックモデルを選択し、選択されたパラメトリックモデルのモデル識別ラベルを領域分割部 112 によって分割された領域（クラスタ）内の画素に割り当てるラベル割り当てを行う処理部である。

具体的には、ラベル割当部 111 は、分割された領域（クラスタ）内の画素に対して、対象画像の画素と参照画像の画素と各画素の動きベクトルに基づいた尤度エネルギー U_1 と正則化エネルギー U_2 とに基づいた上記評価関数が最小にするパラメトリックモデルを選択してラベル割り当ての処理を行っている。また、ラベル割当部 111 は、このようなラベル割り当ての処理を、複数の領域（クラスタ）のうち画素数が多い（クラスタサイズの大きい）ものから順に領域を選択して評価関数の値を計算して実行している。

画像処理部 113 は、各画素に割り当てられたモデル識別ラベルに対応するパラメトリックモデルに基づいて、対象画像と参照との対応関係を求めて動き推定を行い、その結果を動き推定結果として出力する処理部である。

なお、上記各部の詳細については後述する。

【0018】

フレームメモリ 106 は、入力された対象画像と参照画像と保存する記憶媒体である。メモリは、各部で求めた計算結果やパラメータ、モデル定義部 107 で生成したパラメトリックモデル等を保存する記憶媒体である。

【0019】

次に、各部の詳細について説明する。本実施の形態では、処理対象の 2 枚の画像を対象画像、参照画像とし、対象画像から参照画像への動きを求めている。

【0020】

対象画像、参照画像の点 n の画素値をそれぞれ $g_1(n)$, $g_2(n)$ とする。

【0021】

局所動き推定部 101 では、対象画像と参照画像から、ブロックマッチングの手法を用いて以下のように 2 つの画像間の動きを推定している。ここで、本実施の形態では、ブロックマッチングの手法を採用しているが、これに限定されるものではなく、例えば、オプティカルフロー推定、勾配法、ベイジアンメソッドなどの各手法を用いて動き推定を行ってもよい。

【0022】

ブロックマッチングでは、対象画像を (1) 式であらかじめ設定された矩形領域のブロックに分割する。

【0023】

【数 1】

$$\mathbf{B}(i) = \{ \mathbf{i} + (x, y)^T \mid 0 \leq x \leq M_1, 0 \leq y \leq M_2 \}$$

点 $\mathbf{i} \in \Lambda^2$: ブロックの左上の点、 M_1, M_2 : ブロックの x サイズ、y サイズ ……(1)

動き探索の領域を $W \times R^2$ とすると、差分二乗和基準 (SSD : Sum of Squared Differenc

10

20

30

40

50

e) に従ったブロックマッチングアルゴリズムは (2) 式で示される。

【 0 0 2 4 】

【 数 2 】

$$\mathbf{d}(\mathbf{i}) = \arg \min_{\mathbf{w} \in \mathbf{W}} \sum_{\mathbf{n} \in \mathbf{B}(\mathbf{i})} (g_2(\mathbf{i} + \mathbf{w} + \mathbf{n}) - g_1(\mathbf{i} + \mathbf{n}))^2 \quad \dots(2)$$

$\mathbf{d}(\mathbf{i}) \in \mathbf{R}^2$: ブロック \mathbf{i} の動きベクトル、 $\mathbf{W} \in \mathbf{R}^2$: 動き探索領域

$d(i)$ が動きベクトル、すなわちブロック i の動きである。ブロックマッチングではブロック内は同一の動きベクトルを有すると仮定され、各画素の動きベクトルは、(3) 式で表すことができる。

10

【 0 0 2 5 】

【 数 3 】

$$\mathbf{d}(\mathbf{i} + \mathbf{n}) \equiv \mathbf{d}(\mathbf{i}), \forall \mathbf{n} \in \mathbf{B}(\mathbf{i}) \quad \dots(3)$$

局所動き推定部 1 0 1 は、(2)、(3) 式により動きベクトルを求める処理を行っている。

【 0 0 2 6 】

20

次に、モデル定義部 1 0 8 の詳細について説明する。モデル定義部 1 0 8 は、パラメトリックモデルを規定してメモリ 1 0 3 に保存する。パラメトリックモデルは、推定したい動きの数だけ用意される。各パラメトリックモデルは、推定したい動きの数分の任意の数のモデル識別ラベル L Z によって、一意に識別される。点 n のラベルを $z(n)$ L とし、モデル識別ラベル L が割り当てられている領域の集合、すなわち各動き領域 N を (4) 式で示す。

【 0 0 2 7 】

【 数 4 】

$$N_\alpha = \{ \mathbf{n} | z(\mathbf{n}) = \alpha \} \quad \dots(4)$$

30

$z(\mathbf{n}) \in L$: 点 \mathbf{n} のモデル識別ラベル

そして、モデル識別ラベル L が割り当てられた動き領域ごとのパラメトリックモデルを (5) 式で定義する。

【 0 0 2 8 】

【 数 5 】

$$\tilde{\mathbf{y}}_\alpha(\mathbf{n}) = \mathbf{P}(\mathbf{n}) \mathbf{a}_\alpha \quad \dots(5)$$

\mathbf{a}_α : モデルパラメータ、 $\tilde{\mathbf{y}}_\alpha(\mathbf{n})$: 変位した点

40

モデルパラメータ \mathbf{a} は、対象画像から参照画像への平面から平面への幾何変換を定義したパラメータなど種々の形式を採用することができる。例えば、モデルパラメータ \mathbf{a} として、アフィンモデルを用いた場合には (6)、(7) 式、2 次形式モデルを用いた場合には (8)、(9) 式で示される。

【 0 0 2 9 】

【数 6】

$$\mathbf{P}(\mathbf{n}) = \begin{bmatrix} n_1 & n_2 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & n_1 & n_2 & 1 \end{bmatrix} \cdots (6)$$

$$\mathbf{a}_\alpha = (a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6)^T \cdots (7)$$

$$\mathbf{n} = \begin{bmatrix} n_2 \\ n_1 \end{bmatrix}$$

10

【0030】

【数 7】

$$\mathbf{P}(\mathbf{n}) = \begin{bmatrix} n_1 & n_2 & -1 & 0 & 0 & 0 & n_1^2 & n_1 n_2 \\ 0 & 0 & 0 & n_1 & n_2 & -1 & n_1 n_2 & n_2^2 \end{bmatrix} \cdots (8)$$

$$\mathbf{a}_\alpha = (a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8)^T \cdots (9)$$

$$\mathbf{n} = \begin{bmatrix} n_2 \\ n_1 \end{bmatrix}$$

20

この他、モデルパラメータとして、回転変換モデル、ユークリッド変換モデル、相似変換モデル、射影変換モデル、Lie変換モデルなどを用いてもよい。

【0031】

モデル定義部108は、(5)、(6)、(7)式で定義されるパラメトリックモデル、若しくは、(5)、(8)、(9)式で定義されるパラメトリックモデルを生成してメモリ103に保存している。

【0032】

次に、パラメータ推定部110の詳細について説明する。パラメトリックモデルによって定まる動きベクトルは、(10)式で示されるので、これと(5)式を用いると、パラメトリックモデルによって定まる動きベクトルは(11)式で示される。

30

【0033】

【数 8】

$$\tilde{\mathbf{d}}_{z(\mathbf{n})}(\mathbf{n}) = \tilde{\mathbf{y}}_{z(\mathbf{n})}(\mathbf{n}) - \mathbf{n} \cdots (10)$$

$$\tilde{\mathbf{d}}_{z(\mathbf{n})}(\mathbf{n}) = \mathbf{P}(\mathbf{n})\mathbf{a}_{z(\mathbf{n})} - \mathbf{n} \cdots (11)$$

一方、パラメトリックモデルによって得られる各点の動きベクトルと局所動き推定部101で求めた各点の動きベクトルの誤差を(12)式で定義すると、誤差エネルギーは(13)式で表される。従って、各動きベクトルの定義式(10)、(11)式により、誤差エネルギーは(14)式のようになり、結局(15)式で示されることになる。

40

【0034】

【数 9】

$$\mathbf{e}(\mathbf{n} | z(\mathbf{n})) = \tilde{\mathbf{d}}_{z(\mathbf{n})}(\mathbf{n}) - \mathbf{d}(\mathbf{n}) \cdots (12)$$

【0035】

【数 1 0】

$$E(\mathbf{n} | z(\mathbf{n})) = \mathbf{e}(\mathbf{n} | z(\mathbf{n}))^T \mathbf{e}(\mathbf{n} | z(\mathbf{n})) \quad \cdots(13)$$

$$\mathbf{e}(\mathbf{n} | z(\mathbf{n})) = \tilde{\mathbf{d}}_{z(\mathbf{n})}(\mathbf{n}) - \mathbf{d}(\mathbf{n}) = \mathbf{P}(\mathbf{n})\mathbf{a}_{z(\mathbf{n})} - \mathbf{n} - \mathbf{d}(\mathbf{n}) \quad \cdots(14)$$

$$E(\mathbf{n} | z(\mathbf{n})) = (\mathbf{P}(\mathbf{n})\mathbf{a}_{z(\mathbf{n})} - \mathbf{n} - \mathbf{d}(\mathbf{n}))^T (\mathbf{P}(\mathbf{n})\mathbf{a}_{z(\mathbf{n})} - \mathbf{n} - \mathbf{d}(\mathbf{n})) \quad \cdots(15)$$

一方、モデル識別ラベル領域内の誤差は、(16)式で示され、このモデル識別ラベル領域内の誤差が(17)式に示すように最小になるようにモデルパラメータが推定される。

【0 0 3 6】

【数 1 1】

$$E(\alpha) = \sum_{\mathbf{n} \in N_\alpha} E(\mathbf{n} | z(\mathbf{n}) = \alpha) \quad \cdots(16)$$

【0 0 3 7】

【数 1 2】

$$\tilde{\mathbf{a}}_{z, \alpha} = \arg \min_{a_\alpha} E(\alpha) \quad \cdots(17)$$

本実施の形態では、モデルパラメータと得られた動きベクトルの誤差がガウス分布に従っていると仮定して、最適なモデルパラメータは最小二乗法を使用した数値解析によって求めている。すなわち、最小二乗法における正規方程式は、(18)、(19)、(20)式に示されるため、モデルパラメータは(21)式で示される。

【0 0 3 8】

【数 1 3】

$$\mathbf{A}\tilde{\mathbf{a}}_\alpha + \mathbf{b} = \mathbf{0} \quad \cdots(18)$$

$$\mathbf{A} = \sum_{\mathbf{n} \in N_\alpha} \mathbf{P}(\mathbf{n})^T \mathbf{P}(\mathbf{n}) \quad \cdots(19)$$

$$\mathbf{b} = \sum_{\mathbf{n} \in N_\alpha} \mathbf{P}(\mathbf{n})^T (\mathbf{d}(\mathbf{n}) + \mathbf{n}) \quad \cdots(20)$$

【0 0 3 9】

【数 1 4】

$$\tilde{\mathbf{a}}_{z(\mathbf{n})} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{b} \quad \cdots(21)$$

かかる(21)式は連立一次方程式であり、このため、パラメータ推定部110では、モデルパラメータを(21)式により特異値分解法で求めている。なお、モデルパラメータを、LU分解などの他の手法で求めてもよい。

【0 0 4 0】

次に、クラスタリング処理部109の詳細について説明する。局所動き推定処理を終了した時点では、ラベル割り当て処理が行われていないため、モデルパラメータの推定を行うことができない。最初にモデルパラメータの推定処理を行う場合には、モデルパラメータの推定処理の実行前に、クラスタリング処理部109によって、局所動き推定部101によって求めた動きベクトル $\mathbf{d}(\mathbf{n})$ をクラスタリングすることによりラベル割り当ての初期値として付与している。ここで、動きクラスタリング処理としては、輝度等の画素値

10

20

30

40

50

に基づいて画像を k -Means 法によって複数個にクラスタリングを行って画像を分割し、そのクラスタリング結果によって複数個のモデルパラメータを求め、求めたモデルパラメータを初期値として k -Means 法による数値解析処理によりモデルパラメータのラベルを求める。

【0041】

次に、領域分割部 112 の詳細について説明する。領域分割部 112 では、例えば k -means 法や watershed 法等の手法を用いて、対象画像のフレームを画素値の情報に基づいた領域に分割する。

【0042】

すなわち、領域分割部 112 は、対象画像 g_1 を画素値に応じて k 個に分割（クラスタリング）する。そして、各領域（クラスタ）に各領域を一意に識別するための領域ラベル $w(n) \in \{1, \dots, K\}$ を割り当てる。このとき、各領域（クラスタ）は、(22) 式で表される。

【0043】

【数15】

$$K_k = \{n \mid w(n) = k\} \quad \dots(22)$$

次に、ラベル割当部 111 の詳細について説明する。ラベル割当部 111 では、領域分割部 112 でクラスタリングされた各領域に対して割り当てるパラメトリックモデルを決定している。

【0044】

ここで、対象画像 $g_1(n)$ 、参照画像 $g_2(n)$ 、動きベクトル $d(n)$ が与えられた場合のモデル識別ラベル $z(n)$ の確率密度関数は (23) 式で与えられる。

【0045】

【数16】

$$\begin{aligned} p(z \mid g_1, g_2, d) \\ \text{画像 } g_1 \equiv g_1(n), \forall n, \text{ 画像 } g_2 \equiv g_2(n), \forall n \quad \dots(23) \\ \text{動きベクトル } d \equiv d(n), \forall n \\ \text{モデル識別ラベル } z \equiv z(n), \forall n \end{aligned}$$

ベイズの定理を用いると、(23) 式は、(24) 式と等価となる。

【0046】

【数17】

$$p(z \mid g_1, g_2, d) \propto p(g_2 \mid z, g_1, d) p(z \mid g_1, d) \quad \dots(24)$$

ここで、 z と g_1 、 d が独立であると仮定すると、(24) 式は、(25) 式と等価となる。

【0047】

【数18】

$$p(z \mid g_1, g_2, d) \propto p(g_2 \mid z, g_1, d) p(z) \quad \dots(25)$$

(25) 式において、 $p(g_2 \mid z, g_1, d)$ は尤度関数といい、モデル識別ラベル z の画像に対する適合度を表す。 $p(z)$ は事前密度といい、モデル識別ラベル z の形状としてふさわしいかどうかの事前知識を表す。パラメトリックモデルに従った画素値の差分がガウス分布に従うと仮定すると尤度関数は (26)、(27) 式のように定義することができる。

10

20

30

40

50

【 0 0 4 8 】

【 数 1 9 】

$$p(\mathbf{g}_2 | \mathbf{z}, \mathbf{g}_1, \mathbf{d}) \equiv \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \right)^N \exp(-U_1(\mathbf{z} | \mathbf{g}_2, \mathbf{g}_1)) \quad \cdots(26)$$

$$U_1(\mathbf{z} | \mathbf{g}_2, \mathbf{g}_1, \mathbf{d}) = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{k \in K} \sum_{n \in K_k} (g_2(P(\mathbf{n})\mathbf{a}_{z(n)}) - g_1(\mathbf{n}))^2 \quad \cdots(27)$$

σ : ノイズの標準偏差

10

また、ラベルの事前密度は (2 8)、(2 9) 式のように定義することができる。

【 0 0 4 9 】

【 数 2 0 】

$$p(\mathbf{z} | \mathbf{g}_1) = \frac{1}{Z} \exp(-U_5(\mathbf{z})) \quad \cdots(28)$$

$$U_2(\mathbf{z}) = \frac{1}{T} \sum_{n \in N} \sum_{l \in N_x(n)} (1 - \delta(z(\mathbf{n}+1), z(\mathbf{n}))) \quad \cdots(29)$$

$$\delta(z_1, z_2) = \begin{cases} 1 & z_1 = z_2 \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad \text{: デイラックのデルタ関数、} Z \text{: 分配関数、} T \text{: 温度パラメータ、}$$

$N_x(\mathbf{n})$: 点 \mathbf{n} の近傍

20

$N(\mathbf{n})$ は点 \mathbf{n} の近傍を示し、モデル識別ラベルが同一のところでは低いエネルギーとなる密度関数である。この定式化の下で尤もらしいモデル識別ラベル \mathbf{z} は、(3 0) 式で示す M A P 推定問題 (Maximum a posteriori probability) の解である。

【 0 0 5 0 】

【 数 2 1 】

$$\hat{\mathbf{z}} = \arg \max_{\mathbf{z}} p(\mathbf{z} | \mathbf{g}_1, \mathbf{g}_2, \mathbf{d}) \propto p(\mathbf{g}_2 | \mathbf{z}, \mathbf{g}_1, \mathbf{d}) p(\mathbf{z}) \quad \cdots(30)$$

30

(3 0) 式の両辺の \log をとり、マイナス (-) を乗算すると、(3 1) 式のエネルギー最小化問題に帰着する。

【 0 0 5 1 】

【 数 2 2 】

$$\hat{\mathbf{z}} = \arg \min_{\mathbf{z}} \lambda U_1(\mathbf{z} | \mathbf{g}_2, \mathbf{g}_1, \mathbf{d}) + U_2(\mathbf{z}) \quad \cdots(31)$$

ハイパーパラメータ λ : 温度パラメータ T およびノイズの標準偏差 σ

40

(3 1) 式において、温度パラメータ T 、ノイズの標準偏差 σ をまとめてハイパーパラメータ λ として記述している。 U_1 はパラメトリックモデルとの適合度を示す尤度エネルギー、 U_2 は隣接する画素間でモデル識別ラベルが変化するか否かを表す円滑度を示す正則化エネルギーであり、(3 1) 式は、尤度エネルギー U_1 と正則化エネルギー U_2 とからなる評価関数を示している。

【 0 0 5 2 】

ここで、非特許文献 1 の技術では、(3 1) 式を尤度エネルギー U_1 のみで解法しており、正則化エネルギーの項 U_2 がないため、ラベル割り当ての精度が安定しない。

【 0 0 5 3 】

50

本実施の形態では、ラベル割当部 1 1 1 によって正則化エネルギーの項 U_2 を考慮した (3 1) 式を解法することにより、安定した精度でラベル割り当てを行うことができる。

【0054】

次に、ラベル割当部 1 1 1 による (3 1) 式の解法について説明する。すなわち、ラベル割当部 1 1 1 は、(3 2) 式を解法して各領域 (クラスタ) K_k に対して、 $U_1 + U_2$ が最小となるモデル識別ラベル を求める。

【0055】

【数 2 3】

$$\hat{z}(\mathbf{n} | \forall \mathbf{n} \in K_k) = \arg \min_{\alpha \in L} \lambda U_1(\mathbf{z} | \mathbf{g}_2, \mathbf{g}_1, \mathbf{d}) + U_2(\mathbf{z}) \quad \cdots (32) \quad 10$$

ただし、ただし正則化エネルギー U_2 には隣接するラベルのエネルギーが含まれるため、(3 2) 式のままで計算することができない。ここで、領域 (クラスタ) の境界のクリーク (自画素と隣接画素の対) と内部のクリークに着目すると正則化エネルギー U_2 は (3 3) 式のように変形することができる。

【0056】

【数 2 4】

$$U_2(\mathbf{z}) = \sum_{k \in K} \sum_{\mathbf{n} \in K_k} \left(\sum_{l \in \{\|\mathbf{l} \in N_r(\mathbf{n}) \wedge w(\mathbf{l})=k\}} (1 - \delta(z(\mathbf{n} + \mathbf{l}), z(\mathbf{n}))) + \sum_{l \in \{\|\mathbf{l} \in N_r(\mathbf{n}) \wedge w(\mathbf{l}) \neq k\}} (1 - \delta(z(\mathbf{n} + \mathbf{l}), z(\mathbf{n}))) \right) \quad \cdots (33) \quad 20$$

これにより、同一領域に含まれる点で構成されるクリーク C_1 と、異なる領域同士の点で構成されるクリーク C_2 に分けることができる。このとき各領域にどのモデル識別ラベルを選択したとしても C_1 のクリークポテンシャルは変化しない。すなわち、この場合 C_2 のクリークポテンシャルがエネルギーに影響を及ぼすことになる。

【0057】

図 2 は、一辺 r の正方形クラスタ、4 周辺クリークを示す模式図である。図 2 のクラスタにおける C_1 の数を数えると以下ようになる。

【0058】

頂点では 2 クリーク。頂点は 4 個。

30

辺上の点では 3 クリーク。辺上の点は $4(r - 2)$ 個。

内部の点では 4 クリーク。内部の点は $(r - 2)^2$ 個。

それぞれ点の数を考慮すれば (3 4) 式を導くことができる。

【0059】

【数 2 5】

$$N(C_1) = 8 + 12(r - 2) + 4(r - 2)^2 \quad \cdots (34)$$

また、図 2 の領域 (クラスタ) における C_2 の数を数えると以下ようになる。

【0060】

40

頂点では 2 クリーク。頂点は 4 個。

辺上の点では 1 クリーク。辺上の点は $4(r - 2)$ 個

内部の点では 0 クリーク。内部の点は $(r - 2)^2$ 個

従って、(3 5) 式が導かれる。

【0061】

【数 2 6】

$$N(C_2) = 8 + 4(r - 2) \quad \cdots (35)$$

図 3 は、同一領域に含まれる点で構成されるクリーク C_1 、異なる点で構成されるクリ 50

ーク C_2 の各個数を、領域内の全クリーク数に対する割合で示したグラフである。図 3 からわかるように、辺 r の大きさが大きくなるに従い、 C_2 の影響が下がり C_1 の占める割合が増加している。

【 0 0 6 2 】

このことから、辺 r が大きくなると正則化エネルギー U_2 に対する C_2 の影響が下がり C_1 が支配的になることが分かり、つまり領域のラベルをどのように選択しても正則化エネルギー U_2 は大きく変化しなくなることがわかる。従って、辺 r が大きいときには、全体エネルギーに対して相対的に正則化エネルギー U_2 の与える影響は小さくなり、正則化エネルギー U_2 の影響が大きくなり、エネルギー最小化問題は U_1 に対する最尤推定の結果に近くなる。

10

【 0 0 6 3 】

一方、辺 r が大きいときには大数の法則から、最尤エネルギー U_1 のラベル選択に対する精度は高くなる。よって辺 r が大きいときには最尤エネルギー U_1 に対する最尤推定で十分であるということが言える。

【 0 0 6 4 】

なお、図 3 では正方形の領域で例を示しているが、これに限定されるものではなく、正方形以外の領域に対しても同様である。これは、領域が大きくなるほど、外周が占める割合が同様に急激に低下するためである。

【 0 0 6 5 】

ただし、領域が例えばゴマ塩状で非常に数が多い場合には上述したとおりにならない可能性が高いが、これは領域の作り方で回避することができる。

20

【 0 0 6 6 】

図 4 は、辺 r が大きい領域では正則化エネルギー U_2 を考慮せず、辺 r が小さい領域では正則化エネルギー U_2 を考慮することを示す模式図である。図 4 に示すように、辺 r の小さい領域である境界の領域で正則化エネルギー U_2 を考慮していることがわかる。

【 0 0 6 7 】

具体的には、ラベル割当部 1 1 1 は、(3 6) 式のようにモデル識別ラベル $z(n)$ を - 1 に初期化して、領域が大きいの順、すなわち領域内の画素数が大きい順に、領域 (クラスタ) K を選択する。そして、(3 8) 式により尤度エネルギーを算出し、(3 9) 式により正則化エネルギーを算出し、(3 7) 式によりラベル値を算出して、算出したラベル値でモデル識別ラベル $z(n)$ を (4 0) 式のように更新する。かかる算出処理およびモデル識別ラベルの更新をすべての領域について繰り返すことにより、モデル識別ラベルの割り当てを行っている。

30

【 0 0 6 8 】

【 数 2 7 】

$$z(\mathbf{n}) = -1, \forall \mathbf{n} \quad \cdots (36)$$

【 数 2 8 】

40

$$\hat{\alpha} = \arg \min_{\alpha \in L} \lambda U_1(\mathbf{z} | \mathbf{g}_2, \mathbf{g}_1, \mathbf{d}) + U_2(\mathbf{z}) \quad \cdots (37)$$

$\hat{\alpha}$: モデル値

$$U_1(\mathbf{z} | \mathbf{g}_2, \mathbf{g}_1, \mathbf{d}) = \sum_{\mathbf{n} \in K} (g_2(P(\mathbf{n})\mathbf{a}_\alpha) - g_1(\mathbf{n}))^2 \quad \cdots (38)$$

$$U_2(\mathbf{z}) = \sum_{\mathbf{n} \in K} \left(\sum_{l \in \{l | l \in N_x(\mathbf{n}) \wedge w(\mathbf{n}+1) \neq k \wedge z(\mathbf{n}+1) \neq -1\}} (1 - \delta(z(\mathbf{n}+1), z(\mathbf{n}))) + \sum_{l \in \{l | l \in N_x(\mathbf{n}) \wedge w(\mathbf{n}+1) \neq k \wedge z(\mathbf{n}+1) \neq -1\}} (1 - \delta(z(\mathbf{n}+1), z(\mathbf{n}))) \right) \quad \cdots (39)$$

【数 2 9】

$$z(\mathbf{n}) = \hat{\alpha}, \forall \mathbf{n} \in \mathbf{K} \quad \cdots(40)$$

ここで、(38)式により、領域が大きいときには(37)式は最尤推定そのものとして働き、領域が小さくなってくると徐々に事前密度が影響を及ぼしてくるようになっている。

【0069】

ここで、同一サイズの領域(すなわち、画素数が同一の領域)が複数存在する場合には、領域の境界における画素数が小さい順に領域を選択することとしている。 10

【0070】

次に、このように構成された実施の形態1にかかる動き推定装置による動き推定処理について説明する。図5は、実施の形態1にかかる動き推定処理の手順を示すフローチャートである。

【0071】

まず、カウント回数Lを1に初期化し(ステップS11)、(2)、(3)式により局所動き推定処理を行う(ステップS12)。

【0072】

局所動き推定処理が完了したら、モデル定義部108によりパラメトリックモデルを定義する(ステップS13)。そして、クラスタリング処理部109によって動きクラスタリング処理を行い(ステップS14)、対象画像上の各点の動きベクトルをクラスタリングしてラベル割り当ての初期値を求める。 20

【0073】

次に、パラメータ推定部110によるモデルパラメータ推定処理を行い(ステップS15)、各ラベルの領域に対するモデルパラメータを推定する。そして、領域分割部112によって、領域分割処理を行い(ステップS16)、対象画像のフレームを画素値に基づいた領域にクラスタリングし、各領域に領域ラベルを割り当てる。

【0074】

次いで、ラベル割当部111によって、ラベル割り当て処理を行い(ステップS17)、領域分割部112によって分割された領域(クラスタ)に割り当てるパラメトリックモデルを選択し、選択されたパラメトリックモデルのモデル識別ラベルを領域内の画素に割り当てる。そして、カウント回数Lを1増加して(ステップS18)、カウント回数Lが予め定められた所定回数を超えたか否かを調べる(ステップS19)。 30

【0075】

カウント回数Lが予め定められた所定回数を超えていない場合には(ステップS19: No)、ステップS15からS18までの処理を繰り返す。

【0076】

一方、ステップS19において、カウント回数Lが予め定められた所定回数を超えた場合には(ステップS19: Yes)、領域ごとに最適なパラメトリックモデルが選択されたことになり、画像処理部113によって、最適なパラメトリックモデルにより動き推定を行って動き推定結果を出力する(ステップS20)。 40

【0077】

次に、ステップS14における動きクラスタリング処理について説明する。図6は、動きクラスタリング処理の手順を示すフローチャートである。

【0078】

まず、クラスタリング処理部109は、輝度等の画素値に基づいて、対象画像をk-Means法によって複数個にクラスタリングを行って画像を分割しモデル識別ラベルを求める(ステップS21)。

【0079】

そして、そのクラスタリング結果によるモデル識別ラベルに基づき、初期モデルパラメータを推定し、複数個の初期モデルパラメータを求める（ステップS22）。次に、求めた初期モデルパラメータを初期値としてk - Means法による数値解析処理によりモデルパラメータのモデル識別ラベルを求める（ステップS23）。ここで、モデル識別ラベルは、複数個の初期モデルパラメータに対応して複数個求められる。かかる動きクラスタリング処理は、図5に示すように、局所的な動的マッチング処理が完了した直後に1回だけ実行される。

【0080】

次に、ステップS15におけるモデルパラメータ推定処理について説明する。図7は、モデルパラメータ推定処理の手順を示すフローチャートである。

10

【0081】

まず、パラメータ推定部110は、クラスタリング処理部109によって求めたモデル識別ラベルに対して、全ての格子点 n に対して、(19)式により A を、(20)式により b を計算する（ステップS31）。そして、(21)式を特異値分解法（もしくはLU法）による数値解析により解法処理を行う（ステップS32）。そして、全てのモデル識別ラベルに対して、上記ステップS31およびS32の処理を繰り返して実行する（ステップS33）。

【0082】

次に、ステップS17におけるラベル割り当て処理について説明する。図8は、ラベル割り当て処理の手順を示すフローチャートである。

20

【0083】

まず、ラベル割当部111は、(36)式のようにモデル識別ラベル $z(n)$ を-1に初期化する（ステップS41）。そして、領域が大きい順、すなわち領域内の画素数が大きい順に、領域 K を選択する（ステップS42）。このとき、同一サイズの領域（画素数が同一の領域）が複数存在する場合には、領域の境界における画素数が小さい順に領域を選択する。

【0084】

そして、(38)式により尤度エネルギーを算出し（ステップS43）、(39)式により正則化エネルギーを算出する（ステップS44）。そして、(37)式により最尤推定を行ってラベル値を算出する（ステップS45）。そして、算出したラベル値でモデル識別ラベル $z(n)$ を(40)式により更新する（ステップS46）。

30

【0085】

次に、全ての領域についてラベル割り当て処理が完了した否かを判断する（ステップS47）。そして、まだ全ての領域についてラベル割り当て処理が完了していない場合には（ステップS47：No）、次にサイズの大きい領域（すなわち、次に画素数の大きい領域）を選択して（ステップS48）、ステップS43からS46までの処理を繰り返す。これにより、ラベルの割り当てが行われる。

【0086】

図9は対象画像の例、図10は参照画像の例、図11は、領域分割の結果を示す。また、図12は、図9の対象画像、図10の参照画像を用いた場合の比較例としての従来の手法によるラベル割り当て処理結果を示す。図13は、図9の対象画像、図10の参照画像を用いた場合の実施の形態1のラベル割り当て処理結果を示す。

40

【0087】

図12と図13を比較すればわかるように、実施の形態1による動き推定結果の方が、比較例に比べて高精度にラベル割り当てが行われていることがわかる。

【0088】

このように実施の形態1にかかる動き推定装置100では、(36)～(39)式により最尤推定を行うことにより、領域が大きいときには最尤推定そのものを求め、領域が小さくなると徐々に事前密度が影響を及ぼしてくるよう構成しているので、画像全体に亘って最適なモデル識別ラベルの割り当てを行って、最適なパラメトリックモデルを

50

適用した動き推定処理を高精度に行うことができる。

【0089】

(実施の形態2)

実施の形態1では、動き推定処理の過程で、パラメトリックモデルを定義し、モデルパラメータを推定してパラメトリックモデルを生成して動き推定処理を行っていたが、この実施の形態2では、本発明の画像処理装置を背景差分を行う動領域検出装置に適用している。

【0090】

背景差分法は、あらかじめ撮影された背景画像に対して、動領域が含まれる対象画像との間の差分を取ることであり、動領域を検出するものである。

10

【0091】

図14は、実施の形態2にかかる動領域検出装置1400の機能的構成を示すブロック図である。本実施の形態にかかる動領域検出装置は、あらかじめ撮影された動きのない画像である背景画像を用いて入力された対象画像から動きのある領域である動領域を検出するものであり、図14に示すように、領域分割部1412と、ラベル割当部1411と、動領域検出部1401と、フレームメモリ106と、メモリ103とを主に備えている。

【0092】

本実施の形態の領域分割部1412は、実施の形態1と同様に、対象画像を複数の領域に分割する。

【0093】

ラベル割当部1411は、領域分割部112によって分割された領域(クラスタ)に領域種別ラベルを割り当てる処理部である。ここで、領域種別ラベルは、各領域が背景領域であるか動領域であるかを識別するためのラベルであり、本実施の形態では、背景領域の旨を示す領域種別ラベルを = 0、動領域の旨を示す領域種別ラベルを = 1としている。ただし、領域種別ラベルの値はこれに限定されるものはない。

20

【0094】

より具体的には、ラベル割当部1411は、対象画像の点nの画素値と背景画像の点nの画素の差分値d(n)が予め定められた閾値T以下の場合に、分割された領域に背景領域の領域種別ラベルを割り当てており、この際に、領域の周囲の全ての領域が背景領域を示す領域種別ラベルが割り当てられている場合には閾値Tを増加し、領域の周囲の全ての領域が動領域を示す領域種別ラベルが割り当てられている場合には閾値Tを減少している。そして、ラベル割当部1411は、このような領域種別ラベルを領域内の画素に割り当てるラベル割り当ての処理を、複数の領域のうち画素数が多いものから順に実行している。

30

【0095】

以下、ラベル割当部1411によるラベル割り当て処理の詳細について説明する。対象画像の点nの画素値を $g_1(n)$ 、背景画像の点nの画素値を $g_2(n)$ とする。このとき、背景領域の差分値d(n)は、(41)式で表される。そして、ノイズがガウス分布 $N(0, \sigma^2)$ に従うとすると、背景領域の差分値d(n)もガウス分布に従う。

【0096】

【数30】

40

$$d(n) = g_1(n) - g_2(n) \quad \cdots (41)$$

これに対し、動領域の差分値は上記ガウス分布には従わない。点nが(42)式を満たせば、閾値 $T = 1.96 \sigma$ (σ は定数) のときに95%の確率で背景領域であると考えられる。一方、点nが(42)式を満たさない場合には、動領域であると考えられる。

【0097】

【数 3 1】

$$d(\mathbf{n}) \leq T \quad \dots(42)$$

領域 K_k 内の平均差分値を (43) 式で定義する。

【0098】

【数 3 2】

$$\text{クラスタ } K_k \text{ 内の平均差分値 } \bar{d}(k) = \frac{1}{N(k)} \sum_{\mathbf{n} \in K_k} d(\mathbf{n}) \quad \dots(43)$$

10

ここで、 $N(k)$ は、領域内の画素数である。領域 K_k が背景領域に属する場合には、中心極限定理より平均差分値は (44) 式のガウス分布に従う。すなわち、精度が (45) 式で示す倍率だけ向上することになる。従って、面積の大きい領域はそれだけラベリング精度が高くなることがわかる。

【0099】

【数 3 3】

$$N\left(0, \frac{\sigma^2}{N(k)}\right) \quad \dots(44)$$

20

【数 3 4】

$$\sqrt{N(k)} \quad \dots(45)$$

しかし、面積の小さい領域はそれほど精度が向上しない。そこで本実施の形態では、実施の形態 1 と同様に空間的な拘束条件を導入したラベル割り当て処理を行う。なお、本実施の形態では、実施の形態 1 と異なる手法のラベル割り当て処理を行う。

【0100】

30

任意の領域の周囲がすべて背景領域であり領域種別ラベル = 0 とラベル割り当てされている場合には、この領域も背景領域になると考えた方がラベル割り当てはより安定すると考えられる。一方、任意の領域の周囲がすべて動領域であり領域種別ラベル = 1 とラベル割り当てされている場合には、この領域も動領域になると考えた方がラベル割り当てはより安定すると考えられる。以下ではこの概念を定式化する。

【0101】

判定対象とする領域の周囲の領域が背景領域と判定されている場合には、任意の定数 > 0 に対して、(46) 式を満たすようにすることによって、対象とする領域も背景領域と判定しやすくなる。すなわち、(46) 式により、閾値 T の値が増加するので、(42) 式により、判定対象の領域の画素の差分値 $d(\mathbf{n})$ が背景領域と判定される可能性が高くなる。

40

【0102】

【数 3 5】

$$T \rightarrow T + \eta \quad (\eta > 0) \quad \dots(46)$$

同様に、対象とする領域の周囲の領域が動領域と判定されている場合には、任意の定数 > 0 に対して、(47) 式を満たすようにすることによって、対象とする領域も動領域と判定しやすくなる。すなわち、(46) 式により、閾値 T の値が減少するので、(42)

50

)式により、判定対象の領域の画素の差分値 $d(n)$ が動領域と判定される可能性が高くなる。

【0103】

【数36】

$$T \rightarrow T - \beta \quad (\beta > 0) \quad \dots(47)$$

ここで、 T は、判定の対象とする領域の周囲の領域の状況によって決定されるべきである。従って、(46)、(47)式をまとめ、領域 K_k に対する閾値 T を定義すると(48)式のようになる。

【0104】

【数37】

$$T(k) = T + \gamma(k) \quad \dots(48)$$

ここで、 $\gamma(k)$ は、領域 K_k の周囲の領域に背景領域が多ければ $\gamma(k) > 0$ 、動領域が多ければ $\gamma(k) < 0$ となるように定める。例えば、 $\gamma(k)$ の値の範囲を $-\gamma$ とすると、(49)式のように設計することができる。

【0105】

【数38】

$$\gamma(k) = \frac{\sigma}{B(k)} (N(\alpha=0) - N(\alpha=1)) \quad \dots(49)$$

$N(\alpha=0)$: クラスタの隣接ラベルが背景領域である数、

$N(\alpha=1)$: クラスタの隣接ラベルが動領域である数、

$B(k)$: 境界領域の数

判定対象の領域に隣接する領域の領域種別ラベルがすべて背景領域 ($\alpha = 0$) の場合には、 $N(\alpha=0) = B(k)$ 、 $N(\alpha=1) = 0$ が成立するため、 $\gamma(k) = \sigma$ となる。

【0106】

一方、判定対象の領域に隣接する領域の領域種別ラベルがすべて動領域 ($\alpha = 1$) の場合には、 $N(\alpha=1) = B(k)$ 、 $N(\alpha=0) = 0$ が成立するため、 $\gamma(k) = -\sigma$ となる。さらに、領域の隣接する領域において背景領域と動領域とが同数の場合には、 $N(\alpha=0) = N(\alpha=1)$ が成立するため、 $\gamma(k) = 0$ となる。

【0107】

従って、各領域に割り当てる領域種別ラベルを $z(n)$ で示すと、実施の形態2にかかるラベル割当部1411は、(50)式により各領域に割り当てる領域種別ラベル $z(n)$ を初期化し、領域の画素数が大きい順に以下の処理を行う。境界領域の数 $B(k)$ 、判定対象の領域に隣接する領域の領域種別ラベルが背景領域である数 $N(\alpha=0)$ 、判定対象の領域に隣接する領域の領域種別ラベルが動領域である数 $N(\alpha=1)$ を算出し、(51)式により $\gamma(k)$ を算出し、(52)式の計算を行って、(53)式によりラベル値を求める。そして、(54)式により、求めたラベル値で領域に割り当てる領域種別ラベル $z(n)$ を更新する。

【0108】

【数39】

$$z(n) = -1, \forall n \quad \dots(50)$$

10

20

30

40

【数 4 0】

$$\gamma(k) = \frac{\sigma}{B(k)} (N(\alpha = 0) - N(\alpha = 1)) \quad \dots(51)$$

【数 4 1】

$$\bar{d}(k) \equiv \frac{1}{N(k)} \sum_{\mathbf{n} \in \mathbf{K}_k} d(\mathbf{n}) \quad \dots(52)$$

10

【数 4 2】

$$\hat{\alpha} = \begin{cases} 0 & \bar{d}(k) \leq T + \gamma(k) \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad \dots(53)$$

【数 4 3】

$$z(\mathbf{n}) = \hat{\alpha}, \forall \mathbf{n} \in \mathbf{K}_k \quad \dots(54)$$

20

動領域検出部 1 4 0 1 は、ラベル割当部 1 4 1 1 の結果、すなわち各領域に割り当てられた領域種別ラベル $z(\mathbf{n})$ によって、対象画像の各領域の中から領域種別ラベル $z(\mathbf{n}) = 0$ である動領域を検出する処理部である。

【0 1 0 9】

次に、以上のように構成された実施の形態 2 にかかる動領域検出処理について説明する。図 1 5 は、実施の形態 2 の動領域検出処理の手順を示すフローチャートである。

【0 1 1 0】

まず、カウント回数 L を 1 に初期化する (ステップ S 5 1)。そして、領域分割部 1 4 1 2 によって、領域分割処理を行い (ステップ S 5 2)、対象画像のフレームを画素値に基づいた領域に分割 (クラスタリング) する。

30

【0 1 1 1】

次いで、ラベル割当部 1 4 1 1 によって、分割された領域に領域種別ラベルを割り当てるラベル割り当て処理を行う (ステップ S 5 3)。そして、カウント回数 L を 1 増加して (ステップ S 5 4)、カウント回数 L が予め定められた所定回数を超えたか否かを調べる (ステップ S 5 5)。

【0 1 1 2】

カウント回数 L が予め定められた所定回数を超えていない場合には (ステップ S 5 5 : No)、ステップ S 5 2 から S 5 4 までの処理を繰り返す。

40

【0 1 1 3】

一方、ステップ S 5 5 において、カウント回数 L が予め定められた所定回数を超えた場合には (ステップ S 5 5 : Yes)、領域に領域種別ラベルが割り当てられたことになり、動領域検出部 1 4 0 1 によって、領域種別ラベルが 0 である領域を動領域として検出して (ステップ S 5 6)、検出結果を出力する。

【0 1 1 4】

次に、ステップ S 5 3 によるラベル割り当て処理について説明する。図 1 6 は、実施の形態 2 にかかるラベル割り当て処理の手順を示すフローチャートである。

【0 1 1 5】

50

まず、ラベル割当部 1 4 1 1 は、(5 0) 式のように、領域に割り当てる領域種別ラベル $z(n)$ を - 1 に初期化する (ステップ S 6 1)。そして、領域が大きい順、すなわち領域の画素数が大きい順に、領域 K を選択する (ステップ S 6 2)。このとき、同一画素数の領域が複数存在する場合には、領域の境界における画素数が小さい順にクラスタを選択する。

【 0 1 1 6 】

そして、境界領域の数 $B(k)$ 、クラスタの隣接ラベルが背景領域である数 $N(=0)$ 、判定対象の領域の隣接する領域の領域種別ラベルが動領域である数 $N(=1)$ を算出する (ステップ S 6 3)。次に、(5 1) 式により (k) を算出し (ステップ S 6 4)、(5 2) 式により平均差分値を算出する (ステップ S 6 5)。そして、(5 3) 式によりラベル値を求めて (ステップ S 6 6)、(5 4) 式により、求めたラベル値で領域種別ラベル $z(n)$ を更新する (ステップ S 6 7)。

10

【 0 1 1 7 】

次に、全ての領域についてラベル割り当て処理が完了した否かを判断する (ステップ S 6 8)。そして、まだ全ての領域についてラベル割り当て処理が完了していない場合には (ステップ S 6 8 : No)、次に画素数が大きい領域を選択して (ステップ S 6 9)、ステップ S 6 3 から S 4 7 までの処理を繰り返し行う。これにより、ラベルの割り当てが行われる。

【 0 1 1 8 】

このように実施の形態 2 にかかる動領域検出装置では、(5 1) ~ (5 3) 式により背景領域か動領域かを識別する領域種別ラベルを領域内の画素に割り当てるラベル割り当ての処理を、複数の領域のうち画素数が多いものから順に実行しているため、ノイズなどによらず、画像の領域毎に安定して背景領域と動領域のラベル割り当てをおこなうことが可能となり、画像全体に亘って最適なラベル割り当てをして画像処理を高精度に行うことができる。

20

【 0 1 1 9 】

(実施の形態 3)

実施の形態 3 は、本発明の画像処理装置をステレオマッチング装置に適用したものである。

【 0 1 2 0 】

図 1 7 は、実施の形態 3 にかかるステレオマッチング装置 1 7 0 0 の機能的構成図である。本実施の形態にかかるステレオマッチング装置 1 7 0 0 は、左目用の第 1 視差画像と右目用の第 2 視差画像を入力し、2 枚の視差画像を撮影し画像間の対応点から空間の奥行きを推定するものである。

30

【 0 1 2 1 】

本実施の形態にかかるステレオマッチング装置 1 7 0 0 は、図 1 7 に示すように、領域分割部 1 1 2 と、ラベル割当部 1 1 1 と、対応点推定部 1 7 0 1 と、フレームメモリ 1 0 6 と、メモリ 1 0 3 とを主に備えている。

【 0 1 2 2 】

本実施の形態では、メモリ 1 0 3 に予め複数のパラメトリックモデルが記憶されている。本実施の形態では、(5 5) 式に示すパラメトリックモデルを予め記憶し、ラベル割当部 1 1 1 では、(5 5) 式のパラメトリックモデルを用いてラベル割り当てを行っている点が実施の形態 1 と異なり、その他の処理については実施の形態と同様である。

40

【 0 1 2 3 】

【数 4 4】

$$\tilde{y}_\alpha(\mathbf{n}) = \begin{bmatrix} \alpha n_1 \\ n_2 \end{bmatrix} \cdots (55)$$

50

ここで、 n_1 は第1視差画像上の点の座標、 n_2 は第2視差画像上の点の座標である。また、 α はモデルパラメータであるとともに、パラメトリックモデルを識別するためのモデル識別ラベルである。すなわち、本実施の形態では、モデルパラメータとモデル識別ラベルとを同一の α としている。

ステレオマッチングにおける空間の奥行きを推定するために、視差画像間の対応点（動き）を推定する。この場合、対応点の関係は左右の平行移動のみで近似できる場合が多い。例えば、左右の平行移動が0～16の範囲で行われると予めわかっている場合には、平行移動量を{0, ..., 16}の範囲で設定することができる。本実施の形態では、モデルパラメータおよびモデル識別ラベルである α を平行移動量として{0, ..., 16}の範囲で設定している。

【0124】

対応点推定部1701は、ラベル割り当て処理の結果に基づいて視差画像間の対応点（動き）を推定する処理部である。

【0125】

次に、以上のように構成された本実施の形態にかかるステレオマッチング処理について説明する。図18は、実施の形態3にかかるステレオマッチング処理の手順を示すフローチャートである。

【0126】

まず、カウント回数Lを1に初期化する（ステップS71）。そして、領域分割部112によって、領域分割処理を行い（ステップS72）、第1視差画像のフレームを画素値に基づいた領域に分割（クラスタリング）し、各領域に領域ラベルを割り当てる。

【0127】

次いで、ラベル割り当て部111によって、ラベル割り当て処理を行い（ステップS73）、領域分割部112によって分割された領域（クラスタ）に割り当てるパラメトリックモデルを選択し、選択されたパラメトリックモデルのモデル識別ラベルを領域内の画素に割り当てる。そして、カウント回数Lを1増加して（ステップS74）、カウント回数Lが予め定められた所定回数を超えたか否かを調べる（ステップS75）。

【0128】

カウント回数Lが予め定められた所定回数を超えていない場合には（ステップS75：No）、ステップS72からS74までの処理を繰り返す。

【0129】

一方、ステップS75において、カウント回数Lが予め定められた所定回数を超えた場合には（ステップS75：Yes）、領域ごとに最適なパラメトリックモデルが選択されたことになり、最適なパラメトリックモデルにより対応点を検出して（ステップS76）、対応点推定部1701によって空間の奥行きを推定する。

【0130】

ここで、ステップS73におけるラベル割り当て処理については、(55)式のパラメトリックモデルを使用して実施の形態1と同様に行われる。

【0131】

このように実施の形態3にかかるステレオマッチング装置1700では、(55)式のパラメトリックモデルを用い、(36)～(39)式により最尤推定を行うことにより、クラスタが大きいときには最尤推定そのものを求め、クラスタが小さくなると徐々に事前密度が影響を及ぼしてくるよう構成しているので、画像全体に亘って最適なラベル割り当てを行って、高精度に対応点を推定ことができ、高精度に奥行きを推定可能となり、パラメトリックモデルを適用したステレオマッチング処理を高精度に行うことができる。

【0132】

実施の形態1～3の各装置は、CPUなどの制御装置と、ROM（Read Only Memory）やRAMなどの記憶装置と、HDD、CDドライブ装置などの外部記憶装置と、ディスプレイ装置などの表示装置と、キーボードやマウスなどの入力装置を備えており、通常のコ

10

20

30

40

50

ンピュータを利用したハードウェア構成となっている。

【0133】

本実施形態の各装置で実行される各プログラム（動き推定プログラム、動領域検出プログラム、ステレオマッチングプログラム）は、インストール可能な形式又は実行可能な形式のファイルでCD-ROM、フレキシブルディスク（FD）、CD-R、DVD（Digital Versatile Disk）等のコンピュータで読み取り可能な記録媒体に記録されて提供される。

【0134】

また、本実施形態の各装置で実行される各プログラム（動き推定プログラム、動領域検出プログラム、ステレオマッチングプログラム）を、インターネット等のネットワークに接続されたコンピュータ上に格納し、ネットワーク経由でダウンロードさせることにより提供するように構成しても良い。また、本実施形態の各装置で実行される各プログラム（動き推定プログラム、動領域検出プログラム、ステレオマッチングプログラム）をインターネット等のネットワーク経由で提供または配布するように構成しても良い。

10

【0135】

また、本実施形態の各装置で実行される各プログラム（動き推定プログラム、動領域検出プログラム、ステレオマッチングプログラム）を、ROM等に予め組み込んで提供するように構成してもよい。

【0136】

本実施形態の各装置で実行される各プログラム（動き推定プログラム、動領域検出プログラム、ステレオマッチングプログラム）は、上述した各部（局所動き推定部と、モデル定義部、クラスタリング処理部、パラメータ推定部、領域分割部、ラベル割り当て部、動領域検出部、対応点推定部）を含むモジュール構成となっており、実際のハードウェアとしてはCPU（プロセッサ）が上記記憶媒体からプログラムを読み出して実行することにより上記各部が主記憶装置上にロードされ、局所動き推定部と、モデル定義部、クラスタリング処理部、パラメータ推定部、領域分割部、ラベル割り当て部、動領域検出部、対応点推定部が主記憶装置上に生成されるようになっている。

20

【0137】

なお、本発明は、上記実施の形態そのままに限定されるものではなく、実施段階ではその要旨を逸脱しない範囲で構成要素を変形して具体化することができる。また、上記実施の形態に開示されている複数の構成要素の適宜な組み合わせにより、種々の発明を形成することができる。例えば、実施の形態に示される全構成要素からいくつかの構成要素を削除してもよい。さらに、異なる実施の形態にわたる構成要素を適宜組み合わせてもよい。

30

【図面の簡単な説明】

【0138】

【図1】実施の形態1にかかる動き推定装置の機能的構成を示すブロック図である。

【図2】一辺 r の正方形クラスタ、4周辺クリークを示す模式図である。

【図3】クラスタの内部、境界のクリークの各個数とクラスタ内の全クリーク数に対する割合で示したグラフである。

40

【図4】クラスタと正則化エネルギーの関係を示す模式図である。

【図5】実施の形態1にかかる動き推定処理の手順を示すフローチャートである。

【図6】動きクラスタリング処理の手順を示すフローチャートである。

【図7】モデルパラメータ推定処理の手順を示すフローチャートである。

【図8】ラベル割り当て処理の手順を示すフローチャートである。

【図9】対象画像の例を示す説明図である。

【図10】参照画像の例を示す説明図である。

【図11】領域分割の結果を示す説明図である。

【図12】比較例としての従来的手法によるラベル割り当て処理結果を示す説明図である。

【図13】実施の形態1のラベル割り当て処理結果を示す説明図である。

50

【図14】実施の形態2にかかると動領域検出装置1400の機能的構成図である。

【図15】実施の形態2の動領域検出処理の手順を示すフローチャートである。

【図16】実施の形態2にかかるとラベル割り当て処理の手順を示すフローチャートである。

【図17】実施の形態3にかかるとステレオマッチング装置の機能的構成図である。

【図18】実施の形態3にかかるとステレオマッチング処理の手順を示すフローチャートである。

【符号の説明】

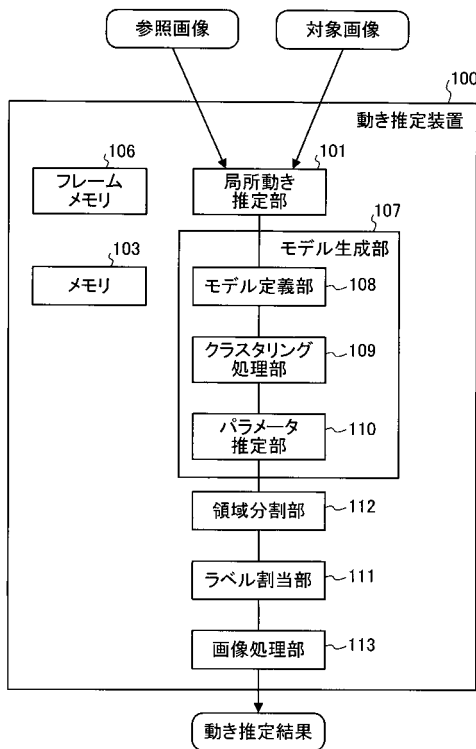
【0139】

- 100 動き推定装置
- 101 局所動き推定部
- 103 メモリ
- 106 フレームメモリ
- 107 モデル生成部
- 108 モデル定義部
- 109 クラスタリング処理部
- 110 パラメータ推定部
- 111, 1411 ラベル割当部
- 112, 1412 領域分割部
- 113 画像処理部
- 1400 動領域検出装置
- 1401 動領域検出部
- 1700 ステレオマッチング装置
- 1701 対応点推定部

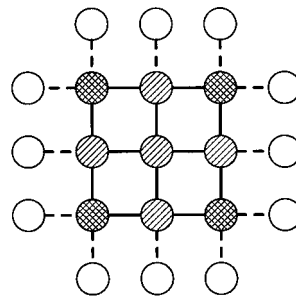
10

20

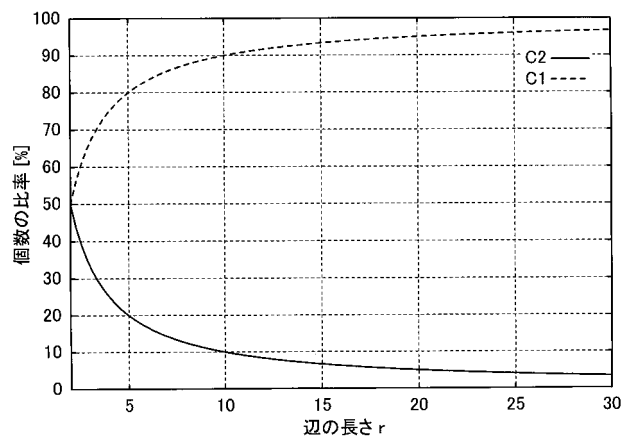
【図1】



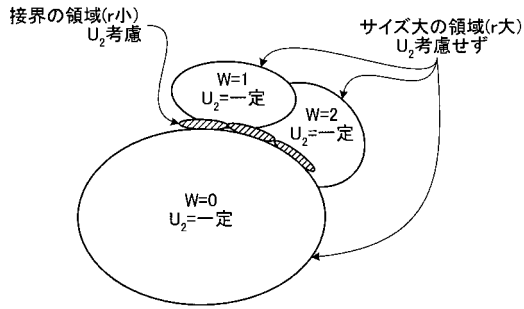
【図2】



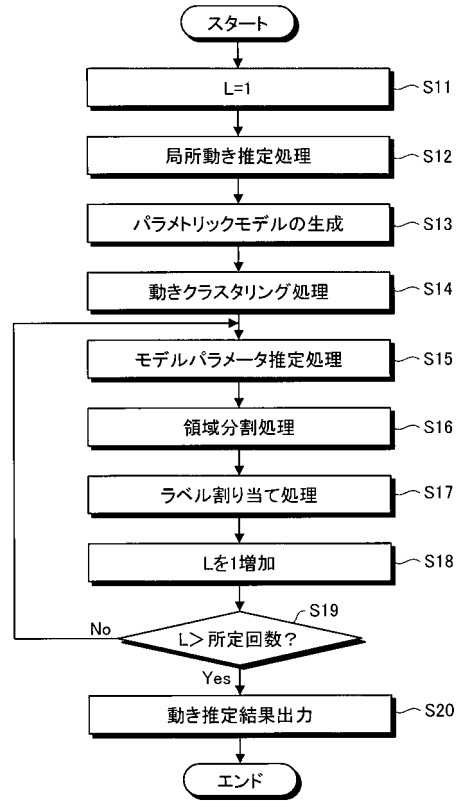
【図3】



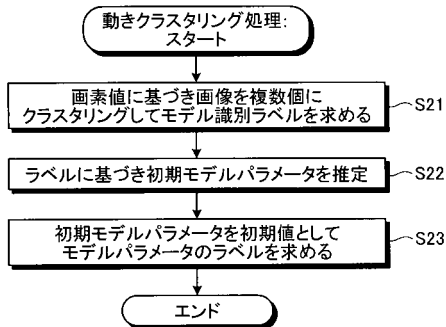
【 図 4 】



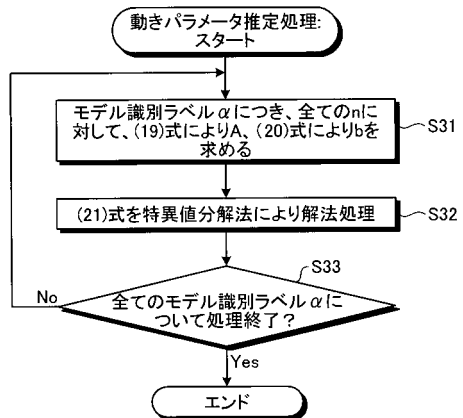
【 図 5 】



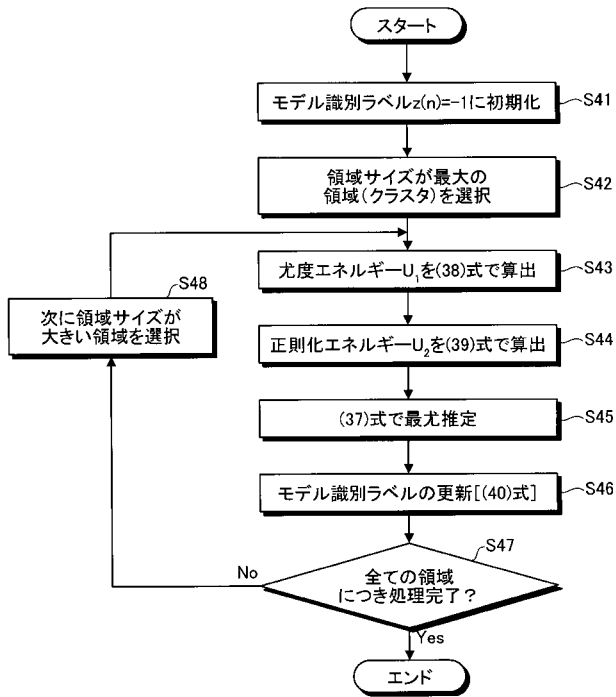
【 図 6 】



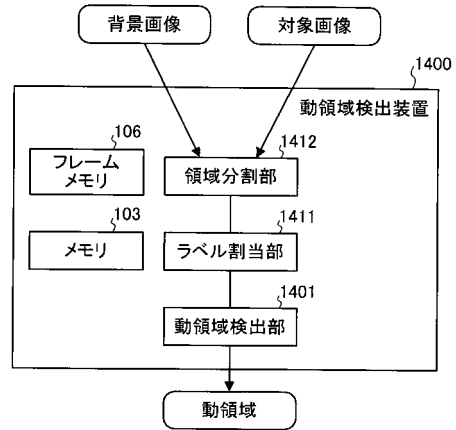
【 図 7 】



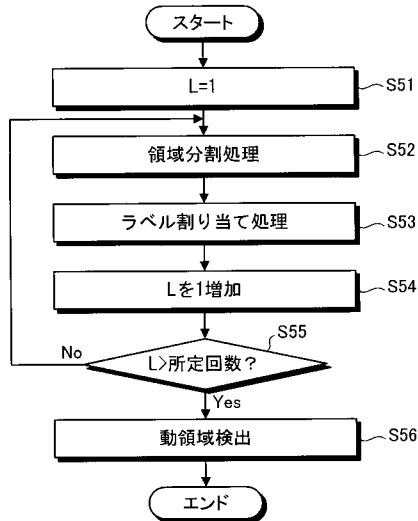
【 図 8 】



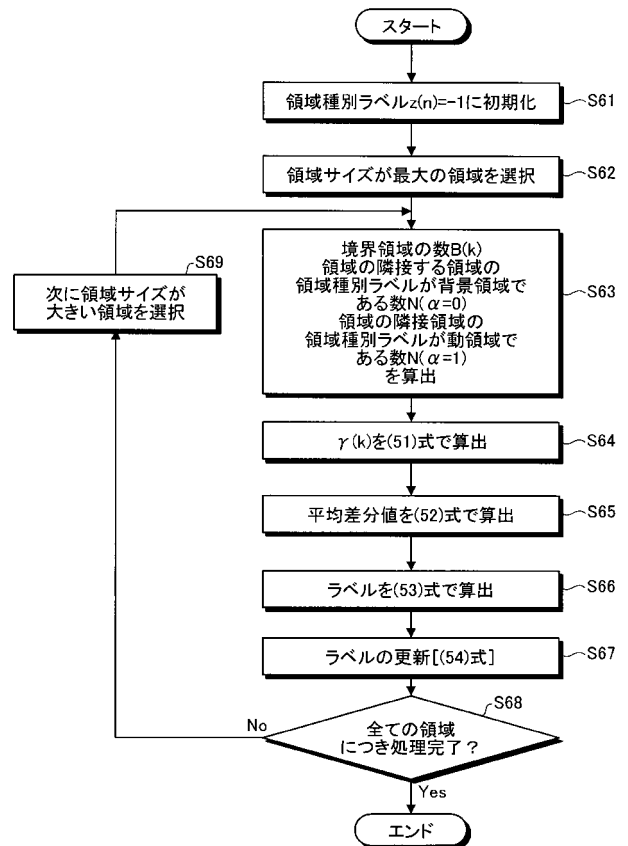
【 図 1 4 】



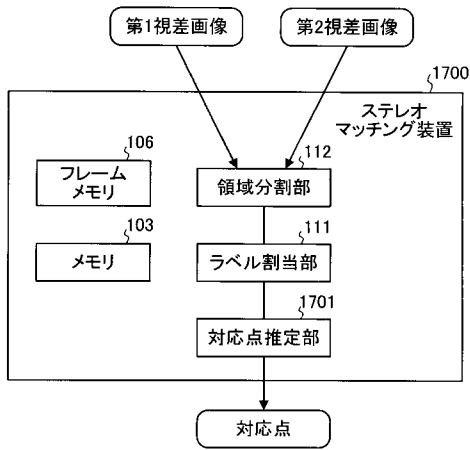
【 図 1 5 】



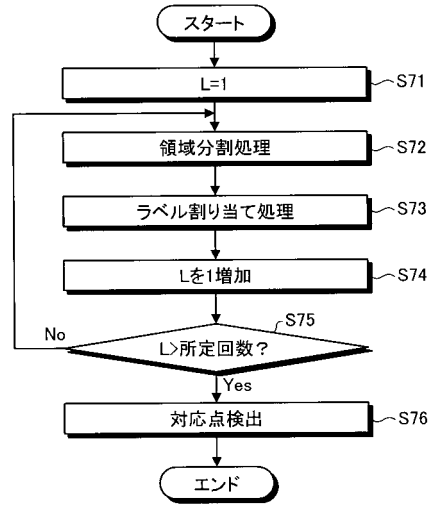
【 図 1 6 】



【 図 1 7 】



【 図 1 8 】



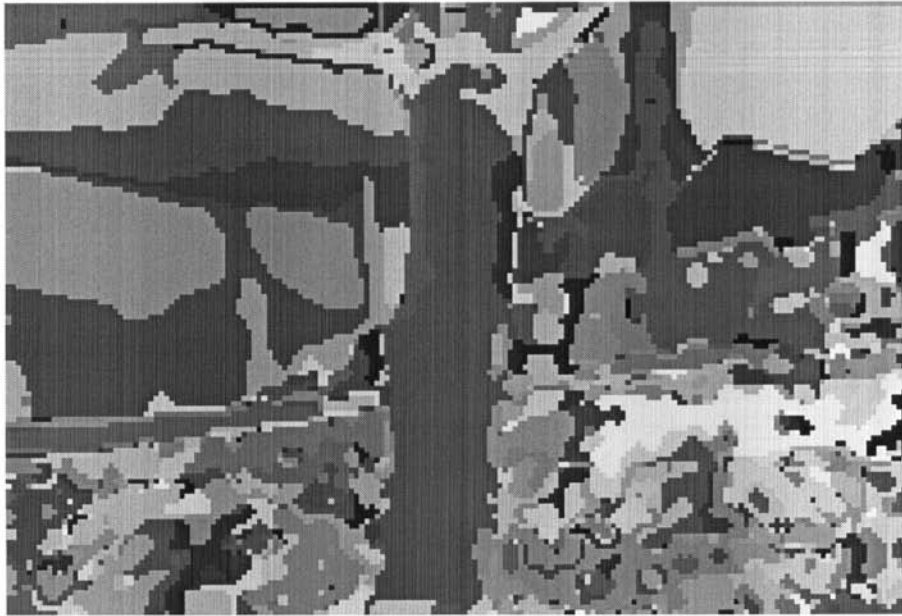
【 図 9 】



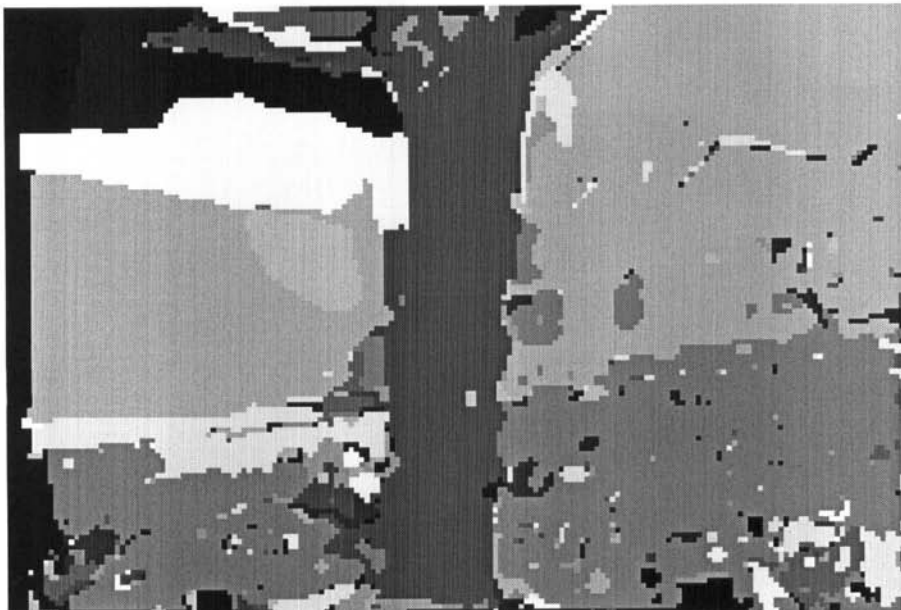
【 図 10 】



【 図 1 1 】



【 図 1 2 】



【 図 1 3 】

