

(19) 日本国特許庁 (JP)

(12) 特 許 公 報 (B2)

(11) 特許番号

特許第4442076号  
(P4442076)

(45) 発行日 平成22年3月31日 (2010. 3. 31)

(24) 登録日 平成22年1月22日 (2010. 1. 22)

(51) Int. Cl.

F I

<b>G06N</b>	<b>3/00</b>	<b>(2006.01)</b>	<b>G06N</b>	<b>3/00</b>	<b>550G</b>
<b>G06T</b>	<b>1/00</b>	<b>(2006.01)</b>	<b>G06T</b>	<b>1/00</b>	<b>500A</b>
<b>H04N</b>	<b>7/01</b>	<b>(2006.01)</b>	<b>H04N</b>	<b>7/01</b>	<b>G</b>
<b>G06T</b>	<b>7/00</b>	<b>(2006.01)</b>	<b>G06T</b>	<b>7/00</b>	<b>300F</b>

請求項の数 27 (全 57 頁)

(21) 出願番号 特願2002-106299 (P2002-106299)  
 (22) 出願日 平成14年4月9日 (2002. 4. 9)  
 (65) 公開番号 特開2003-303330 (P2003-303330A)  
 (43) 公開日 平成15年10月24日 (2003. 10. 24)  
 審査請求日 平成17年3月18日 (2005. 3. 18)

前置審査

(73) 特許権者 000002185  
 ソニー株式会社  
 東京都港区港南1丁目7番1号  
 (74) 代理人 100082131  
 弁理士 稲本 義雄  
 (72) 発明者 近藤 哲二郎  
 東京都品川区北品川6丁目7番35号 ソ  
 ニー株式会社内

審査官 北川 純次

(56) 参考文献 特開2001-54126 (JP, A)  
 特開2000-348019 (JP, A)  
 )  
 特開平11-55630 (JP, A)  
 最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 データ変換装置およびデータ変換方法、学習装置および学習方法、並びにプログラムおよび記録媒体

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

画像または音声のデータである第1のデータを第2のデータに変換するデータ変換装置であって、

前記第1のデータから、予測値を求めようとする前記第2のデータである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、前記複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、前記所定の基準値に一致する統計量が得られる前記第1のデータの範囲である基準範囲を、前記第1のデータを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、前記注目データを求めるのに用いる複数のデータを前記第1のデータより抽出する範囲として決定する決定手段と、

10

前記注目データについて、その注目データを求めるのに用いる前記複数のデータを、前記決定手段において決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の前記第1のデータの値と、前記所定の位置および前記所定数の第1のデータの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成手段と、

前記データ生成手段において生成された前記複数のデータの値のパターンに基づき、前記注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類手段と、

前記所定の基準値に最も近い統計量が得られる前記範囲に対応する複数のデータとして

20

の、前記入力データに相当する生徒データとの線形一次結合により当該生徒データよりも高質な教師データを予測するタップ係数が、前記範囲に対応する複数のデータに基づくクラスごとの学習により予め取得されており、前記データ生成手段において生成された前記複数のデータと前記クラスコードに対応するタップ係数との線形一次結合により、前記注目データの予測値を求める演算手段と

を備えることを特徴とするデータ変換装置。

【請求項 2】

前記クラスごとの学習により予め取得されたタップ係数を、前記クラスのクラスコードに対応するアドレスに記憶するタップ係数記憶手段をさらに備える

ことを特徴とする請求項 1 に記載のデータ変換装置。

10

【請求項 3】

前記タップ係数の元となる前記クラスごとの係数種データを、前記クラスのクラスコードに対応するアドレスに記憶する係数種記憶手段と、

前記注目データのクラスに対応する係数種データと、所定のパラメータとの線形一次結合により、前記注目データのクラスのタップ係数を生成するタップ係数生成手段と

をさらに備え、

前記演算手段は、前記注目データのクラスのタップ係数と、前記データ生成手段において生成された前記複数のデータとの線形一次結合により、前記注目データの予測値を求める

ことを特徴とする請求項 1 に記載のデータ変換装置。

20

【請求項 4】

前記基準値を入力する入力手段をさらに備え、

前記タップ係数生成手段は、前記係数種データから、前記入力手段によって入力された前記基準値に対応する前記タップ係数を生成する

ことを特徴とする請求項 3 に記載のデータ変換装置。

【請求項 5】

前記第 1 と第 2 のデータは、それぞれ、第 1 と第 2 の画像データである

ことを特徴とする請求項 1 に記載のデータ変換装置。

【請求項 6】

前記統計量は、前記第 1 の画像データの前記基準範囲から求められるアクティビティである

30

ことを特徴とする請求項 5 に記載のデータ変換装置。

【請求項 7】

前記決定手段は、前記基準範囲を、前記第 1 の画像データの画素の間隔未満の単位で求める

ことを特徴とする請求項 5 に記載のデータ変換装置。

【請求項 8】

画像または音声のデータである第 1 のデータを第 2 のデータに変換するデータ変換装置のデータ変換方法であって、

前記データ変換装置のコンピュータがプログラムを実行することにより、

40

前記第 1 のデータから、予測値を求めようとする前記第 2 のデータである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、前記複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、前記所定の基準値に一致する統計量が得られる前記第 1 のデータの範囲である基準範囲を、前記第 1 のデータを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、前記注目データを求めるのに用いる複数のデータを前記第 1 のデータより抽出する範囲として決定する決定手段と、

前記注目データについて、その注目データを求めるのに用いる前記複数のデータを、前記決定手段において決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の前

50

記第1のデータの値と、前記所定の位置および前記所定数の第1のデータの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成手段と、

前記データ生成手段において生成された前記複数のデータの値のパターンに基づき、前記注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類手段と、

前記所定の基準値に最も近い統計量が得られる前記範囲に対応する複数のデータとしての、前記入力データに相当する生徒データとの線形一次結合により当該生徒データよりも高質な教師データを予測するタップ係数が、前記範囲に対応する複数のデータに基づくクラスごとの学習により予め取得されており、前記データ生成手段において生成された前記複数のデータと前記クラスコードに対応するタップ係数との線形一次結合により、前記注目データの予測値を求める演算手段と

10

しての機能が実現され、

前記決定手段が、前記第1のデータから、予測値を求めようとする前記第2のデータである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、前記複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、前記所定の基準値に一致する統計量が得られる前記第1のデータの範囲である基準範囲を、前記第1のデータを構成する各データの間の間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、前記注目データを求めるのに用いる複数のデータを前記第1のデータより抽出する範囲として決定する決定ステップと、

20

前記クラス分類手段が、前記データ生成ステップにおいて生成された前記複数のデータの値のパターンに基づき、前記注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類ステップと、

前記データ生成手段が、前記注目データについて、その注目データを求めるのに用いる前記複数のデータを、前記決定ステップにおいて決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の前記第1のデータの値と、前記所定の位置および前記所定数の第1のデータの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成ステップと、

前記演算手段が、前記所定の基準値に最も近い統計量が得られる前記範囲に対応する複数のデータとしての、前記入力データに相当する生徒データとの線形一次結合により当該生徒データよりも高質な教師データを予測するタップ係数が、前記範囲に対応する複数のデータに基づくクラスごとの学習により予め取得されており、前記データ生成ステップにおいて生成された前記複数のデータと前記クラスコードに対応するタップ係数との線形一次結合により、前記注目データの予測値を求める演算ステップと

30

を備えることを特徴とするデータ変換方法。

#### 【請求項9】

画像または音声のデータである第1のデータを第2のデータに変換するデータ変換処理を、コンピ

ュータに行わせるプログラムであって、

前記第1のデータから、予測値を求めようとする前記第2のデータである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、前記複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、前記所定の基準値に一致する統計量が得られる前記第1のデータの範囲である基準範囲を、前記第1のデータを構成する各データの間の間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、前記注目データを求めるのに用いる複数のデータを前記第1のデータより抽出する範囲として決定する決定ステップと、

40

前記注目データについて、その注目データを求めるのに用いる前記複数のデータを、前記決定ステップにおいて決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の前記第1のデータの値と、前記所定の位置および前記所定数の第1のデータの距離とを用

50

いた演算を行い、生成するデータ生成ステップと、

前記データ生成ステップにおいて生成された前記複数のデータの値のパターンに基づき、前記注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類ステップと、

前記所定の基準値に最も近い統計量が得られる前記範囲に対応する複数のデータとしての、前記入力データに相当する生徒データとの線形一次結合により当該生徒データよりも高質な教師データを予測するタップ係数が、前記範囲に対応する複数のデータに基づくクラスごとの学習により予め取得されており、前記データ生成ステップにおいて生成された前記複数のデータと前記クラスコードに対応するタップ係数との線形一次結合により、前記注目データの予測値を求める演算ステップと

10

を含む処理をコンピュータに実行させるプログラム。

【請求項 10】

画像または音声のデータである第 1 のデータを第 2 のデータに変換するデータ変換処理を、コンピュータに行わせるプログラムが記録されている記録媒体であって、

前記第 1 のデータから、予測値を求めようとする前記第 2 のデータである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、前記複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、前記所定の基準値に一致する統計量が得られる前記第 1 のデータの範囲である基準範囲を、前記第 1 のデータを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、前記注目データを求めるのに用いる複数のデータを前記第 1 のデータより抽出する範囲として決定する決定ステップと、

20

前記注目データについて、その注目データを求めるのに用いる前記複数のデータを、前記決定ステップにおいて決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の前記第 1 のデータの値と、前記所定の位置および前記所定数の第 1 のデータの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成ステップと、

前記データ生成ステップにおいて生成された前記複数のデータの値のパターンに基づき、前記注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類ステップと、

前記所定の基準値に最も近い統計量が得られる前記範囲に対応する複数のデータとしての、前記入力データに相当する生徒データとの線形一次結合により当該生徒データよりも高質な教師データを予測するタップ係数が、前記範囲に対応する複数のデータに基づくクラスごとの学習により予め取得されており、前記データ生成ステップにおいて生成された前記複数のデータと前記クラスコードに対応するタップ係数との線形一次結合により、前記注目データの予測値を求める演算ステップと

30

を含む処理をコンピュータに実行させるプログラムが記録されていることを特徴とする記録媒体。

【請求項 11】

画像または音声のデータである第 1 のデータを第 2 のデータに変換するときに用いられるタップ係数を学習する学習装置であって、

40

学習用のデータから、前記タップ係数の学習の教師となる、前記第 2 のデータに対応する教師データと、前記学習の生徒となる、前記第 1 のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成手段と、

前記生徒データから、予測値を求めようとする前記教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、前記複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、前記所定の基準値に一致する統計量が得られる前記生徒データの範囲である基準範囲を、前記生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、前記注目データを求めるのに用いる複数のデータを前記生徒データより抽出する範囲として決定する決定手段と、

50

前記注目データについて、その注目データを求めるのに用いる前記複数のデータを、前記決定手段において決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の前記生徒データの値と、前記所定の位置および前記所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成手段と、

前記データ生成手段において生成された前記複数のデータの値のパターンに基づき、前記注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類手段と、

前記データ生成手段において生成された前記複数のデータとの線形一次結合により求められる前記注目データの予測誤差を統計的に最小にする前記タップ係数を、前記範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習手段と

10

を備えることを特徴とする学習装置。

【請求項 1 2】

前記教師データと生徒データは、画像データである

ことを特徴とする請求項 1 1 に記載の学習装置。

【請求項 1 3】

前記統計量は、前記生徒データとしての画像データの前記基準範囲から求められるアクティビティである

ことを特徴とする請求項 1 2 に記載の学習装置。

【請求項 1 4】

前記決定手段は、前記基準範囲を、前記生徒データとしての画像データの画素の間隔未満の単位で求める

20

ことを特徴とする請求項 1 2 に記載の学習装置。

【請求項 1 5】

画像または音声のデータである第 1 のデータを第 2 のデータに変換するときに用いられるタップ係数を学習する学習装置の学習方法であって、

前記学習装置のコンピュータがプログラムを実行することにより、

学習用のデータから、前記タップ係数の学習の教師となる、前記第 2 のデータに対応する教師データと、前記学習の生徒となる、前記第 1 のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成手段と、

前記生徒データから、予測値を求めようとする前記教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、前記複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、前記所定の基準値に一致する統計量が得られる前記生徒データの範囲である基準範囲を、前記生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、前記注目データを求めるのに用いる複数のデータを前記生徒データより抽出する範囲として決定する決定手段と、

30

前記注目データについて、その注目データを求めるのに用いる前記複数のデータを、前記決定手段において決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の前記生徒データの値と、前記所定の位置および前記所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成手段と、

40

前記データ生成手段において生成された前記複数のデータの値のパターンに基づき、前記注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類手段と、

前記データ生成手段において生成された前記複数のデータとの線形一次結合により求められる前記注目データの予測誤差を統計的に最小にする前記タップ係数を、前記範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習手段と

しての機能が実現され、

前記学習対生成手段が、学習用のデータから、前記タップ係数の学習の教師となる、前記第 2 のデータに対応する教師データと、前記学習の生徒となる、前記第 1 のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成ステップと、

50

前記決定手段が、前記生徒データから、予測値を求めようとする前記教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、前記複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、前記所定の基準値に一致する統計量が得られる前記生徒データの範囲である基準範囲を、前記生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、前記注目データを求めるのに用いる複数のデータを前記生徒データより抽出する範囲として決定する決定ステップと、

前記データ生成手段が、前記注目データについて、その注目データを求めるのに用いる前記複数のデータを、前記決定ステップにおいて決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の前記生徒データの値と、前記所定の位置および前記所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成ステップと、

10

前記クラス分類手段が、前記データ生成ステップにおいて生成された前記複数のデータの値のパターンに基づき、前記注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類ステップと、

前記学習手段が、前記データ生成ステップにおいて生成された前記複数のデータとの線形一次結合により求められる前記注目データの予測誤差を統計的に最小にする前記タップ係数を、前記範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習ステップと

20

を備えることを特徴とする学習方法。

#### 【請求項 16】

画像または音声のデータである第1のデータを第2のデータに変換するときに用いられるタップ係数を学習する学習処理を、コンピュータに行わせるプログラムであって、

学習用のデータから、前記タップ係数の学習の教師となる、前記第2のデータに対応する教師データと、前記学習の生徒となる、前記第1のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成ステップと、

前記生徒データから、予測値を求めようとする前記教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、前記複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、前記所定の基準値に一致する統計量が得られる前記生徒データの範囲である基準範囲を、前記生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、前記注目データを求めるのに用いる複数のデータを前記生徒データより抽出する範囲として決定する決定ステップと、

30

前記注目データについて、その注目データを求めるのに用いる前記複数のデータを、前記決定ステップにおいて決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の前記生徒データの値と、前記所定の位置および前記所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成ステップと、

前記データ生成ステップにおいて生成された前記複数のデータの値のパターンに基づき、前記注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類ステップと、

40

前記データ生成ステップにおいて生成された前記複数のデータとの線形一次結合により求められる前記注目データの予測誤差を統計的に最小にする前記タップ係数を、前記範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習ステップと

を含む処理をコンピュータに実行させるプログラム。

#### 【請求項 17】

画像または音声のデータである第1のデータを第2のデータに変換するときに用いられるタップ係数を学習する学習処理を、コンピュータに行わせるプログラムが記録されている記録媒体であって、

50

学習用のデータから、前記タップ係数の学習の教師となる、前記第2のデータに対応する教師データと、前記学習の生徒となる、前記第1のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成ステップと、

前記生徒データから、予測値を求めようとする前記教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、前記複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、前記所定の基準値に一致する統計量が得られる前記生徒データの範囲である基準範囲を、前記生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、前記注目データを求めるのに用いる複数のデータを前記生徒データより抽出する範囲として決定する決定ステップと、

前記注目データについて、その注目データを求めるのに用いる前記複数のデータを、前記決定ステップにおいて決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の前記生徒データの値と、前記所定の位置および前記所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成ステップと、

前記データ生成ステップにおいて生成された前記複数のデータの値のパターンに基づき、前記注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類ステップと、

前記データ生成ステップにおいて生成された前記複数のデータとの線形一次結合により求められる前記注目データの予測誤差を統計的に最小にする前記タップ係数を、前記範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習ステップと

を含む処理をコンピュータに実行させるプログラムが記録されていることを特徴とする記録媒体。

#### 【請求項18】

画像または音声のデータである第1のデータを第2のデータに変換するときに用いられるタップ係数の元となる係数種データを学習する学習装置であって、

学習用のデータから、前記係数種データの学習の教師となる、前記第2のデータに対応する教師データと、前記学習の生徒となる、前記第1のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成手段と、

前記生徒データから、予測値を求めようとする前記教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、前記複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、前記所定の基準値に一致する統計量が得られる前記生徒データの範囲である基準範囲を、前記生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、前記注目データを求めるのに用いる複数のデータを前記生徒データより抽出する範囲として決定する決定手段と、

前記注目データについて、その注目データを求めるのに用いる前記複数のデータを、前記決定手段において決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の前記生徒データの値と、前記所定の位置および前記所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成手段と、

前記データ生成手段において生成された前記複数のデータの値のパターンに基づき、前記注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類手段と、

前記データ生成手段において生成された前記複数のデータとの線形一次結合により求められる前記注目データの予測誤差を統計的に最小にする前記係数種データを、前記範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習手段と

を備えることを特徴とする学習装置。

#### 【請求項19】

前記教師データと生徒データは、画像データであることを特徴とする請求項18に記載の学習装置。

**【請求項 2 0】**

前記統計量は、前記生徒データとしての画像データの前記基準範囲から求められるアクティビティである

ことを特徴とする請求項 1 9 に記載の学習装置。

**【請求項 2 1】**

前記決定手段は、前記基準範囲を、前記生徒データとしての画像データの画素の間隔未満の単位で求める

ことを特徴とする請求項 1 9 に記載の学習装置。

**【請求項 2 2】**

前記決定手段は、前記基準範囲における所定の位置の複数の画素を、前記教師データとしての画像データを求めるのに用いる複数のデータとして決定する

ことを特徴とする請求項 2 1 に記載の学習装置。

**【請求項 2 3】**

前記データ生成手段は、

前記基準範囲における所定の位置に、前記生徒データとしての画像データの画素が存在する場合、その画素を、前記注目データを求めるのに用いる画素とし、

前記基準範囲における所定の位置に、前記生徒データとしての画像データの画素が存在しない場合、前記所定の位置に近い前記生徒データとしての画像データの画素から、前記所定の位置における仮想的な画素を求め、その仮想的な画素を、前記注目データを求めるのに用いる画素とする

ことを特徴とする請求項 2 2 に記載の学習装置。

**【請求項 2 4】**

前記基準値を生成する基準値生成手段をさらに備え、

前記学習手段は、前記決定手段において、前記基準値生成手段によって生成された前記基準値ごとに決定される複数のデータに基づき、各値の基準値に対応する前記タップ係数の元となる前記係数種データを求める

ことを特徴とする請求項 1 8 に記載の学習装置。

**【請求項 2 5】**

画像または音声のデータである第 1 のデータを第 2 のデータに変換するときに用いられるタップ係数の元となる係数種データを学習する学習装置の学習方法であって、

前記学習装置のコンピュータがプログラムを実行することにより、

学習用のデータから、前記係数種データの学習の教師となる、前記第 2 のデータに対応する教師データと、前記学習の生徒となる、前記第 1 のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成手段と、

前記生徒データから、予測値を求めようとする前記教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、前記複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、前記所定の基準値に一致する統計量が得られる前記生徒データの範囲である基準範囲を、前記生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、前記注目データを求めるのに用いる複数のデータを前記生徒データより抽出する範囲として決定する決定手段と、

前記注目データについて、その注目データを求めるのに用いる前記複数のデータを、前記決定手段において決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の前記生徒データの値と、前記所定の位置および前記所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成手段と、

前記データ生成手段において生成された前記複数のデータの値のパターンに基づき、前記注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類手段と、

前記データ生成手段において生成された前記複数のデータとの線形一次結合により求められる前記注目データの予測誤差を統計的に最小にする前記係数種データを、前記範囲

10

20

30

40

50



から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習手段としての機能が実現され、

前記学習対生成手段が、学習用のデータから、前記係数種データの学習の教師となる、前記第2のデータに対応する教師データと、前記学習の生徒となる、前記第1のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成ステップと、

前記決定手段が、前記生徒データから、予測値を求めようとする前記教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、前記複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、前記所定の基準値に一致する統計量が得られる前記生徒データの範囲である基準範囲を、前記生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、前記注目データを求めるのに用いる複数のデータを前記生徒データより抽出する範囲として決定する決定ステップと、

10

前記データ生成手段が、前記注目データについて、その注目データを求めるのに用いる前記複数のデータを、前記決定ステップにおいて決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の前記生徒データの値と、前記所定の位置および前記所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成ステップと、

前記クラス分類手段が、前記データ生成ステップにおいて生成された前記複数のデータの値のパターンに基づき、前記注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類ステップと、

20

前記学習手段が、前記データ生成ステップにおいて生成された前記複数のデータとの線形一次結合により求められる前記注目データの予測誤差を統計的に最小にする前記係数種データを、前記範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習ステップと

を備えることを特徴とする学習方法。

#### 【請求項26】

画像または音声のデータである第1のデータを第2のデータに変換するときに用いられるタップ係数の元となる係数種データを学習する学習処理を、コンピュータに行わせるプログラムであって、

30

学習用のデータから、前記係数種データの学習の教師となる、前記第2のデータに対応する教師データと、前記学習の生徒となる、前記第1のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成ステップと、

前記生徒データから、予測値を求めようとする前記教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、前記複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、前記所定の基準値に一致する統計量が得られる前記生徒データの範囲である基準範囲を、前記生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、前記注目データを求めるのに用いる複数のデータを前記生徒データより抽出する範囲として決定する決定ステップと、

40

前記注目データについて、その注目データを求めるのに用いる前記複数のデータを、前記決定ステップにおいて決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の前記生徒データの値と、前記所定の位置および前記所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成ステップと、

前記データ生成ステップにおいて生成された前記複数のデータの値のパターンに基づき、前記注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類ステップと、

前記データ生成ステップにおいて生成された前記複数のデータとの線形一次結合により求められる前記注目データの予測誤差を統計的に最小にする前記係数種データを、前記範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習ステ

50

ップと

を含む処理をコンピュータに実行させるプログラム。

【請求項 27】

画像または音声のデータである第1のデータを第2のデータに変換するときに用いられるタップ係数の元となる係数種データを学習する学習処理を、コンピュータに行わせるプログラムが記録されている記録媒体であって、

学習用のデータから、前記係数種データの学習の教師となる、前記第2のデータに対応する教師データと、前記学習の生徒となる、前記第1のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成ステップと、

前記生徒データから、予測値を求めようとする前記教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、前記複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、前記所定の基準値に一致する統計量が得られる前記生徒データの範囲である基準範囲を、前記生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、前記注目データを求めるのに用いる複数のデータを前記生徒データより抽出する範囲として決定する決定ステップと、

前記注目データについて、その注目データを求めるのに用いる前記複数のデータを、前記決定ステップにおいて決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の前記生徒データの値と、前記所定の位置および前記所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成ステップと、

前記データ生成ステップにおいて生成された前記複数のデータの値のパターンに基づき、前記注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類ステップと、

前記データ生成ステップにおいて生成された前記複数のデータとの線形一次結合により求められる前記注目データの予測誤差を統計的に最小にする前記係数種データを、前記範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習ステップと

を含む処理をコンピュータに実行させるプログラムが記録されている

ことを特徴とする記録媒体。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】

本発明は、データ変換装置およびデータ変換方法、学習装置および学習方法、並びにプログラムおよび記録媒体に関し、例えば、画像データを、より画質の良い画像データに変換する際の、その変換性能を向上させることができるようにするデータ変換装置およびデータ変換方法、学習装置および学習方法、並びにプログラムおよび記録媒体に関する。

【0002】

【従来の技術】

本件出願人は、例えば、画像の画質等の向上その他の画像の変換を行うデータ変換処理として、クラス分類適応処理を、先に提案している。

【0003】

クラス分類適応処理は、クラス分類処理と適応処理とからなり、クラス分類処理によって、データを、その性質に基づいてクラス分けし、各クラスごとに適応処理を施すものであり、適応処理とは、以下のような手法の処理である。

【0004】

即ち、適応処理では、例えば、低画質または標準画質の画像（以下、適宜、SD(Standard Definition)画像という）データが、所定のタップ係数を用いてマッピング（写像）されることにより、高画質の画像（以下、適宜、HD(High Definition)画像という）データに変換される。

【0005】

いま、このタップ係数を用いてのマッピング方法として、例えば、線形 1 次結合モデルを採用することとすると、H D 画像データを構成する画素（以下、適宜、H D 画素という）（の画素値） $y$  は、S D 画像データを構成する画素（以下、適宜、S D 画素という）から、H D 画素を予測するための予測タップとして抽出される複数の S D 画素と、タップ係数とを用いて、次の線形 1 次式によって求められる。

【 0 0 0 6 】

【数 1】

$$y = \sum_{n=1}^N w_n x_n$$

・・・ ( 1 )

10

【 0 0 0 7 】

但し、式 ( 1 ) において、 $x_n$  は、H D 画素  $y$  についての予測タップを構成する、 $n$  番目の S D 画像データの画素（以下、適宜、S D 画素という）の画素値を表し、 $w_n$  は、 $n$  番目の S D 画素（の画素値）と乗算される  $n$  番目のタップ係数を表す。なお、式 ( 1 ) では、予測タップが、 $N$  個の S D 画素  $x_1, x_2, \dots, x_N$  で構成されるものとしてある。

【 0 0 0 8 】

ここで、H D 画素の画素値  $y$  は、式 ( 1 ) に示した線形 1 次式ではなく、2 次以上の高次の式によって求めるようにすることも可能である。

【 0 0 0 9 】

20

いま、第  $k$  サンプルの H D 画素の画素値の真値を  $y_k$  と表すとともに、式 ( 1 ) によって得られるその真値  $y_k$  の予測値を  $y_k'$  と表すと、その予測誤差  $e_k$  は、次式で表される。

【 0 0 1 0 】

【数 2】

$$e_k = y_k - y_k'$$

・・・ ( 2 )

【 0 0 1 1 】

式 ( 2 ) の予測値  $y_k'$  は、式 ( 1 ) にしたがって求められるため、式 ( 2 ) の  $y_k'$  を、式 ( 1 ) にしたがって置き換えると、次式が得られる。

30

【 0 0 1 2 】

【数 3】

$$e_k = y_k - \left( \sum_{n=1}^N w_n x_{n,k} \right)$$

・・・ ( 3 )

【 0 0 1 3 】

但し、式 ( 3 ) において、 $x_{n,k}$  は、第  $k$  サンプルの H D 画素についての予測タップを構成する  $n$  番目の S D 画素を表す。

【 0 0 1 4 】

40

式 ( 3 ) の予測誤差  $e_k$  を 0 とするタップ係数  $w_n$  が、H D 画素を予測するのに最適なものとなるが、すべての H D 画素について、そのようなタップ係数  $w_n$  を求めることは、一般には困難である。

【 0 0 1 5 】

そこで、タップ係数  $w_n$  が最適なものであることを表す規範として、例えば、最小自乗法を採用することとすると、最適なタップ係数  $w_n$  は、統計的な誤差としての、例えば、次式で表される自乗誤差の総和  $E$  を最小にすることで求めることができる。

【 0 0 1 6 】

【数 4】

$$E = \sum_{k=1}^K e_k^2$$

・・・ (4)

【0017】

但し、式(4)において、Kは、HD画素 $y_k$ と、そのHD画素 $y_k$ についての予測タップを構成するSD画素 $x_{1,k}, x_{2,k}, \dots, x_{N,k}$ とのセットのサンプル数を表す。

【0018】

式(4)の自乗誤差の総和Eを最小(極小)にするタップ係数 $w_n$ は、その総和Eをタップ係数 $w_n$ で偏微分したものを0とするものであり、従って、次式を満たす必要がある。

10

【0019】

【数5】

$$\frac{\partial E}{\partial w_n} = e_1 \frac{\partial e_1}{\partial w_n} + e_2 \frac{\partial e_2}{\partial w_n} + \dots + e_k \frac{\partial e_k}{\partial w_n} = 0 \quad (n=1, 2, \dots, N)$$

・・・ (5)

【0020】

そこで、上述の式(3)をタップ係数 $w_n$ で偏微分すると、次式が得られる。

【0021】

【数6】

20

$$\frac{\partial e_k}{\partial w_1} = -x_{1,k}, \frac{\partial e_k}{\partial w_2} = -x_{2,k}, \dots, \frac{\partial e_k}{\partial w_N} = -x_{N,k}, \quad (k=1, 2, \dots, K)$$

・・・ (6)

【0022】

式(5)と(6)から、次式が得られる。

【0023】

【数7】

$$\sum_{k=1}^K e_k x_{1,k} = 0, \sum_{k=1}^K e_k x_{2,k} = 0, \dots, \sum_{k=1}^K e_k x_{N,k} = 0$$

30

・・・ (7)

【0024】

式(7)の $e_k$ に、式(3)を代入することにより、式(7)は、式(8)に示す正規方程式で表すことができる。

【0025】

【数8】

$$\begin{bmatrix} \left( \sum_{k=1}^K x_{1,k} x_{1,k} \right) & \left( \sum_{k=1}^K x_{1,k} x_{2,k} \right) & \dots & \left( \sum_{k=1}^K x_{1,k} x_{N,k} \right) \\ \left( \sum_{k=1}^K x_{2,k} x_{1,k} \right) & \left( \sum_{k=1}^K x_{2,k} x_{2,k} \right) & \dots & \left( \sum_{k=1}^K x_{2,k} x_{N,k} \right) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \left( \sum_{k=1}^K x_{N,k} x_{1,k} \right) & \left( \sum_{k=1}^K x_{N,k} x_{2,k} \right) & \dots & \left( \sum_{k=1}^K x_{N,k} x_{N,k} \right) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_N \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left( \sum_{k=1}^K x_{1,k} y_k \right) \\ \left( \sum_{k=1}^K x_{2,k} y_k \right) \\ \vdots \\ \left( \sum_{k=1}^K x_{N,k} y_k \right) \end{bmatrix}$$

40

・・・ (8)

50

## 【 0 0 2 6 】

式(8)の正規方程式は、HD画素 $y_k$ とSD画素 $x_{n,k}$ のセットを、ある程度の数だけ用意することで、求めるべきタップ係数 $w_n$ の数と同じ数だけたてることができ、従って、式(8)を解くことで(但し、式(8)を解くには、式(8)において、タップ係数 $w_n$ にかかる左辺の行列が正則である必要がある)、最適なタップ係数 $w_n$ を求めることができる。なお、式(8)を解くにあたっては、例えば、掃き出し法(Gauss-Jordanの消去法)などを採用することが可能である。

## 【 0 0 2 7 】

以上のように、多数のHD画素 $y_1, y_2, \dots, y_K$ を、タップ係数の学習の教師となる教師データとするとともに、各HD画素 $y_k$ についての予測タップを構成するSD画素 $x_{1,k}, x_{2,k}, \dots, x_{N,k}$ を、タップ係数の学習の生徒となる生徒データとして、式(8)を解くことにより、最適なタップ係数 $w_n$ を求める学習を行っておき、さらに、そのタップ係数 $w_n$ を用い、式(1)により、SD画像データを、HD画像データにマッピング(変換)するのが適応処理である。

10

## 【 0 0 2 8 】

なお、適応処理は、SD画像には含まれていないが、HD画像に含まれる成分が再現される点で、例えば、単なる補間処理等とは異なる。即ち、適応処理では、式(1)だけを見る限りは、いわゆる補間フィルタを用いての補間処理と同一であるが、その補間フィルタのタップ係数に相当するタップ係数 $w_n$ が、教師データとしてのHD画像データと生徒データとしてのSD画像データとを用いての学習により求められるため、HD画像に含まれる成分を再現することができる。このことから、適応処理は、いわば画像の創造(解像度想像)作用がある処理ということが出来る。

20

## 【 0 0 2 9 】

ここで、タップ係数 $w_n$ の学習では、教師データ $y$ と生徒データ $x$ との組み合わせとして、どのようなものを採用するかによって、各種の変換を行うタップ係数 $w_n$ を求めることができる。

## 【 0 0 3 0 】

即ち、例えば、教師データ $y$ として、HD画像データを採用するとともに、生徒データ $x$ として、そのHD画像データにノイズやぼけを付加したSD画像データを採用した場合には、画像を、そのノイズやぼけを除去した画像に変換するタップ係数 $w_n$ を得ることができる。また、例えば、教師データ $y$ として、HD画像データを採用するとともに、生徒データ $x$ として、そのHD画像データの解像度を劣化させたSD画像データを採用した場合には、画像を、その解像度を向上させた画像に変換するタップ係数 $w_n$ を得ることができる。さらに、例えば、教師データ $y$ として、画像データを採用するとともに、生徒データ $x$ として、その画像データをDCT(Discrete Cosine Transform)変換したDCT係数を採用した場合には、DCT係数を画像データに変換するタップ係数 $w_n$ を得ることができる。

30

## 【 0 0 3 1 】

## 【 発明が解決しようとする課題 】

クラス分類適応処理では、各クラスごとに求められたタップ係数 $w_n$ を用いて、各クラスごとに適応処理が施される。即ち、適応処理の前段で行われるクラス分類処理では、注目しているHD画素である注目画素の位置から見て、固定の位置にある複数のSD画素が、クラス分類に用いるクラスタップとして抽出され、注目画素が、その性質に基づいてクラス分けされる。そして、適応処理では、やはり、注目画素の位置から見て、固定の位置にある複数のSD画素が、式(1)の積和演算に用いられる予測タップとして抽出され、その予測タップと、注目画素のクラスのタップ係数 $w_n$ とを用いて、式(1)の積和演算が行われることにより、注目画素(の予測値)が求められる。

40

## 【 0 0 3 2 】

以上のように、クラス分類適応処理では、注目画素の位置から見て、固定の位置にある複数のSD画素が、クラスタップとして抽出される。

50

## 【 0 0 3 3 】

しかしながら、クラス分類適応処理によって、例えば、ぼけのある S D 画像を、そのぼけを改善した H D 画像に変換する場合において、その S D 画像のぼけの度合いに関係なく、注目画素から見て、固定の位置にある S D 画素を、注目画素のクラス分類に用いたのでは、その注目画素の性質を十分に反映したクラス分けが困難となることがある。

## 【 0 0 3 4 】

即ち、例えば、ぼけ度（ぼけの度合い）の小さい S D 画像を対象にクラス分類適応処理を行う場合においては、画像の相関性の観点から、注目画素から見て、比較的近い位置にある S D 画素を用いてクラス分類を行う方が、注目画素の性質を反映したクラス分けを行うことができる。また、ぼけ度の大きい S D 画像を対象にクラス分類適応処理を行う場合においては、そのぼけの影響の観点から、注目画素から見て、比較的遠い位置にある S D 画素を用いてクラス分類を行う方が、その性質を反映したクラス分けを行うことができる。

10

## 【 0 0 3 5 】

従って、注目画素から見て、固定の位置にある S D 画素を、注目画素のクラス分類に用いたのでは、その注目画素の性質を反映したクラス分けができないことがある。

## 【 0 0 3 6 】

同様に、注目画素を求める式（ 1 ）の積和演算に用いられる予測タップとしての S D 画素についても、ぼけ度に応じた位置の S D 画素を用いた方が、注目画素の真値により近い H D 画素を得ることができるが、上述のように、注目画素から見て、固定の位置にある S D 画素を、注目画素の予測タップとするのでは、真値に対して誤差の小さい値 H D 画素を求めることができないことがある。

20

## 【 0 0 3 7 】

従って、クラスタップや予測タップとして、注目画素から見て固定の位置にある S D 画素を採用する場合には、クラス分類適応処理の処理性能が劣化すること、即ち、クラス分類処理によって、S D 画像の画質を十分に改善した H D 画像が得られないことがある。

## 【 0 0 3 8 】

そこで、本件出願人は、例えば、特開2000-348019号公報（特願平11-160528号）において、例えば、予測タップやクラスタップとしての複数の S D 画素の標準偏差が所定の基準値に一致するように、予測タップやクラスタップを構成することにより、ぼけ度の異なる S D 画像を、より真値に近い H D 画像に変換する方法について、先に提案している。

30

## 【 0 0 3 9 】

しかしながら、先に提案した方法では、予測タップやクラスタップを、S D 画像データを構成する S D 画素から抽出することにより構成するため、予測タップやクラスタップとしての複数の S D 画素の標準偏差が所定の基準値に完全に一致するとは限らなかった。即ち、先に提案した方法では、標準偏差が所定の基準値により近くなる複数の S D 画素を、予測タップやクラスタップとして採用していた。このため、クラス分類適応処理によって得られる H D 画像が画質の劣化したものになるおそれがあることがあった。

## 【 0 0 4 0 】

また、先に提案した方法では、所定の基準値が、タップ係数の学習時に決定されるため、ユーザが、自身の画質の好みに応じて設定することが困難であった。

40

## 【 0 0 4 1 】

本発明は、このような状況に鑑みてなされたものであり、例えば、クラス分類適応処理等の処理性能を向上させることができるようにするものである。

## 【 0 0 4 2 】

## 【課題を解決するための手段】

本発明のデータ変換装置は、第 1 のデータから、予測値を求めようとする第 2 のデータである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、所定の基準値に一致する統計量が得られる第 1 のデータの範囲である基準範囲を、第 1 のデータを構成する各

50

データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、注目データを求めるのに用いる複数のデータを第1のデータより抽出する範囲として決定する決定手段と、注目データについて、その注目データを求めるのに用いる複数のデータを、決定手段において決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の第1のデータの値と、所定の位置および所定数の第1のデータの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成手段と、データ生成手段において生成された複数のデータの値のパターンに基づき、注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類手段と、所定の基準値に最も近い統計量が得られる範囲に対応する複数のデータとしての、入力データに相当する生徒データとの線形一次結合により当該生徒データよりも高質な教師データを予測するタップ係数が、範囲に対応する複数のデータに基づくクラスごとの学習により予め取得されており、データ生成手段において生成された複数のデータとクラスコードに対応するタップ係数との線形一次結合により、注目データの予測値を求める演算手段とを備えることを特徴とする。

10

【0043】

本発明のデータ変換方法は、データ変換装置のコンピュータがプログラムを実行することにより、第1のデータから、予測値を求めようとする第2のデータである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、所定の基準値に一致する統計量が得られる第1のデータの範囲である基準範囲を、第1のデータを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、注目データを求めるのに用いる複数のデータを第1のデータより抽出する範囲として決定する決定手段と、注目データについて、その注目データを求めるのに用いる複数のデータを、決定手段において決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の第1のデータの値と、所定の位置および所定数の第1のデータの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成手段と、データ生成手段において生成された複数のデータの値のパターンに基づき、注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類手段と、所定の基準値に最も近い統計量が得られる範囲に対応する複数のデータとしての、入力データに相当する生徒データとの線形一次結合により当該生徒データよりも高質な教師データを予測するタップ係数が、範囲に対応する複数のデータに基づくクラスごとの学習により予め取得されており、データ生成手段において生成された複数のデータとクラスコードに対応するタップ係数との線形一次結合により、注目データの予測値を求める演算手段としての機能が実現され、決定手段が、第1のデータから、予測値を求めようとする第2のデータである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、所定の基準値に一致する統計量が得られる第1のデータの範囲である基準範囲を、第1のデータを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、注目データを求めるのに用いる複数のデータを第1のデータより抽出する範囲として決定する決定ステップと、クラス分類手段が、データ生成ステップにおいて生成された複数のデータの値のパターンに基づき、注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類ステップと、データ生成手段が、注目データについて、その注目データを求めるのに用いる複数のデータを、決定ステップにおいて決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の第1のデータの値と、所定の位置および所定数の第1のデータの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成ステップと、演算手段が、所定の基準値に最も近い統計量が得られる範囲に対応する複数のデータとしての、入力データに相当する生徒データとの線形一次結合により当該生徒データよりも高質な教師データを予測するタップ係数が、範囲に対応する複数のデータに基づくクラスごとの学習により予め取得されており、データ生成ステップにおいて生成された複数のデータとクラスコ

20

30

40

50

ードに対応するタップ係数との線形一次結合により、注目データの予測値を求める演算ステップとを備えることを特徴とする。

【0044】

本発明の第1のプログラムは、第1のデータから、予測値を求めようとする第2のデータである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、所定の基準値に一致する統計量が得られる第1のデータの範囲である基準範囲を、第1のデータを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、注目データを求めるのに用いる複数のデータを第1のデータより抽出する範囲として決定する決定ステップと、注目データについて、その注目データを求めるのに用いる複数のデータを、決定ステップにおいて決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の第1のデータの値と、所定の位置および所定数の第1のデータの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成ステップと、データ生成ステップにおいて生成された複数のデータの値のパターンに基づき、注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類ステップと、所定の基準値に最も近い統計量が得られる範囲に対応する複数のデータとしての、入力データに相当する生徒データとの線形一次結合により当該生徒データよりも高質な教師データを予測するタップ係数が、範囲に対応する複数のデータに基づくクラスごとの学習により予め取得されており、データ生成ステップにおいて生成された複数のデータとクラスコードに対応するタップ係数との線形一次結合により、注目データの予測値を求める演算ステップとを含む処理をコンピュータに実行させる。

10

20

【0045】

本発明の第1の記録媒体は、第1のデータから、予測値を求めようとする第2のデータである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、所定の基準値に一致する統計量が得られる第1のデータの範囲である基準範囲を、第1のデータを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、注目データを求めるのに用いる複数のデータを第1のデータより抽出する範囲として決定する決定ステップと、注目データについて、その注目データを求めるのに用いる複数のデータを、決定ステップにおいて決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の第1のデータの値と、所定の位置および所定数の第1のデータの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成ステップと、データ生成ステップにおいて生成された複数のデータの値のパターンに基づき、注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類ステップと、所定の基準値に最も近い統計量が得られる範囲に対応する複数のデータとしての、入力データに相当する生徒データとの線形一次結合により当該生徒データよりも高質な教師データを予測するタップ係数が、範囲に対応する複数のデータに基づくクラスごとの学習により予め取得されており、データ生成ステップにおいて生成された複数のデータとクラスコードに対応するタップ係数との線形一次結合により、注目データの予測値を求める演算ステップとを含む処理をコンピュータに実行させるプログラムが記録されていることを特徴とする。

30

40

【0046】

本発明の第1の学習装置は、学習用のデータから、タップ係数の学習の教師となる、第2のデータに対応する教師データと、学習の生徒となる、第1のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成手段と、生徒データから、予測値を求めようとする教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、所定の基準値に一致する統計量が得られる生徒データの範囲である基準範囲を

50



、生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、注目データを求めるのに用いる複数のデータを生徒データより抽出する範囲として決定する決定手段と、注目データについて、その注目データを求めるのに用いる複数のデータを、決定手段において決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の生徒データの値と、所定の位置および所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成手段と、データ生成手段において生成された複数のデータの値のパターンに基づき、注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類手段と、データ生成手段において生成された複数のデータとの線形一次結合により求められる注目データの予測誤差を統計的に最小にするタップ係数を、範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習手段とを備えることを特徴とする。

10

【0047】

本発明の第1の学習方法は、学習装置のコンピュータがプログラムを実行することにより、学習用のデータから、タップ係数の学習の教師となる、第2のデータに対応する教師データと、学習の生徒となる、第1のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成手段と、生徒データから、予測値を求めようとする教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計的な手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、所定の基準値に一致する統計量が得られる生徒データの範囲である基準範囲を、生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、注目データを求めるのに用いる複数のデータを生徒データより抽出する範囲として決定する決定手段と、注目データについて、その注目データを求めるのに用いる複数のデータを、決定手段において決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の生徒データの値と、所定の位置および所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成手段と、データ生成手段において生成された複数のデータの値のパターンに基づき、注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類手段と、データ生成手段において生成された複数のデータとの線形一次結合により求められる注目データの予測誤差を統計的に最小にするタップ係数を、範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習手段としての機能が実現され、学習対生成手段が、学習用のデータから、タップ係数の学習の教師となる、第2のデータに対応する教師データと、学習の生徒となる、第1のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成ステップと、決定手段が、生徒データから、予測値を求めようとする教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計的な手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、所定の基準値に一致する統計量が得られる生徒データの範囲である基準範囲を、生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、注目データを求めるのに用いる複数のデータを生徒データより抽出する範囲として決定する決定ステップと、データ生成手段が、注目データについて、その注目データを求めるのに用いる複数のデータを、決定ステップにおいて決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の生徒データの値と、所定の位置および所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成ステップと、クラス分類手段が、データ生成ステップにおいて生成された複数のデータの値のパターンに基づき、注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類ステップと、学習手段が、データ生成ステップにおいて生成された複数のデータとの線形一次結合により求められる注目データの予測誤差を統計的に最小にするタップ係数を、範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習ステップとを備えることを特徴とする。

20

30

40

50

## 【0048】

本発明の第2のプログラムは、学習用のデータから、タップ係数の学習の教師となる、第2のデータに対応する教師データと、学習の生徒となる、第1のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成ステップと、生徒データから、予測値を求めようとする教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的な手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、所定の基準値に一致する統計量が得られる生徒データの範囲である基準範囲を、生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、注目データを求めるのに用いる複数のデータを生徒データより抽出する範囲として決定する決定ステップと、注目データについて、その注目データを求めるのに用いる複数のデータを、決定ステップにおいて決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の生徒データの値と、所定の位置および所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成ステップと、データ生成ステップにおいて生成された複数のデータの値のパターンに基づき、注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類ステップと、データ生成ステップにおいて生成された複数のデータとの線形一次結合により求められる注目データの予測誤差を統計的に最小にするタップ係数を、範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習ステップとを含む処理をコンピュータに実行させる。

10

20

## 【0049】

本発明の第2の記録媒体は、学習用のデータから、タップ係数の学習の教師となる、第2のデータに対応する教師データと、学習の生徒となる、第1のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成ステップと、生徒データから、予測値を求めようとする教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的な手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、所定の基準値に一致する統計量が得られる生徒データの範囲である基準範囲を、生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、注目データを求めるのに用いる複数のデータを生徒データより抽出する範囲として決定する決定ステップと、注目データについて、その注目データを求めるのに用いる複数のデータを、決定ステップにおいて決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の生徒データの値と、所定の位置および所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成ステップと、データ生成ステップにおいて生成された複数のデータの値のパターンに基づき、注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類ステップと、データ生成ステップにおいて生成された複数のデータとの線形一次結合により求められる注目データの予測誤差を統計的に最小にするタップ係数を、範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習ステップとを含む処理をコンピュータに実行させるプログラムが記録されていることを特徴とする。

30

40

## 【0050】

本発明の第2の学習装置は、学習用のデータから、係数種データの学習の教師となる、第2のデータに対応する教師データと、学習の生徒となる、第1のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成手段と、生徒データから、予測値を求めようとする教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的な手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、所定の基準値に一致する統計量が得られる生徒データの範囲である基準範囲を、生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、注目データを求めるのに用いる複数のデータを生徒データより抽出する範囲と

50

して決定する決定手段と、注目データについて、その注目データを求めるのに用いる複数のデータを、決定手段において決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の生徒データの値と、所定の位置および所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成手段と、データ生成手段において生成された複数のデータの値のパターンに基づき、注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類手段と、データ生成手段において生成された複数のデータとの線形一次結合により求められる注目データの予測誤差を統計的に最小にする係数種データを、範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習手段とを備えることを特徴とする。

【0051】

本発明の第2の学習方法は、学習装置のコンピュータがプログラムを実行することにより、学習用のデータから、係数種データの学習の教師となる、第2のデータに対応する教師データと、学習の生徒となる、第1のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成手段と、生徒データから、予測値を求めようとする教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、所定の基準値に一致する統計量が得られる生徒データの範囲である基準範囲を、生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、注目データを求めるのに用いる複数のデータを生徒データより抽出する範囲として決定する決定手段と、注目データについて、その注目データを求めるのに用いる複数のデータを、決定手段において決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の生徒データの値と、所定の位置および所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成手段と、データ生成手段において生成された複数のデータの値のパターンに基づき、注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類手段と、データ生成手段において生成された複数のデータとの線形一次結合により求められる注目データの予測誤差を統計的に最小にする係数種データを、範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習手段としての機能が実現され、学習対生成手段が、学習用のデータから、係数種データの学習の教師となる、第2のデータに対応する教師データと、学習の生徒となる、第1のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成ステップと、決定手段が、生徒データから、予測値を求めようとする教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、所定の基準値に一致する統計量が得られる生徒データの範囲である基準範囲を、生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、注目データを求めるのに用いる複数のデータを生徒データより抽出する範囲として決定する決定ステップと、データ生成手段が、注目データについて、その注目データを求めるのに用いる複数のデータを、決定ステップにおいて決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の生徒データの値と、所定の位置および所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成ステップと、クラス分類手段が、データ生成ステップにおいて生成された複数のデータの値のパターンに基づき、注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類ステップと、学習手段が、データ生成ステップにおいて生成された複数のデータとの線形一次結合により求められる注目データの予測誤差を統計的に最小にする係数種データを、範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習ステップとを備えることを特徴とする。

【0052】

本発明の第3のプログラムは、学習用のデータから、係数種データの学習の教師となる

、第2のデータに対応する教師データと、学習の生徒となる、第1のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成ステップと、生徒データから、予測値を求めようとする教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的な手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、所定の基準値に一致する統計量が得られる生徒データの範囲である基準範囲を、生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、注目データを求めるのに用いる複数のデータを生徒データより抽出する範囲として決定する決定ステップと、注目データについて、その注目データを求めるのに用いる複数のデータを、決定ステップにおいて決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の生徒データの値と、所定の位置および所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成ステップと、データ生成ステップにおいて生成された複数のデータの値のパターンに基づき、注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類ステップと、データ生成ステップにおいて生成された複数のデータとの線形一次結合により求められる注目データの予測誤差を統計的に最小にする係数種データを、範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習ステップとを含む処理をコンピュータに実行させる。

10

#### 【0053】

本発明の第3の記録媒体は、学習用のデータから、係数種データの学習の教師となる、第2のデータに対応する教師データと、学習の生徒となる、第1のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データを生成する学習対生成ステップと、生徒データから、予測値を求めようとする教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的な手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、所定の基準値に一致する統計量が得られる生徒データの範囲である基準範囲を、生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲を、注目データを求めるのに用いる複数のデータを生徒データより抽出する範囲として決定する決定ステップと、注目データについて、その注目データを求めるのに用いる複数のデータを、決定ステップにおいて決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の生徒データの値と、所定の位置および所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成するデータ生成ステップと、データ生成ステップにおいて生成された複数のデータの値のパターンに基づき、注目データを、複数のクラスのうちのいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードを出力するクラス分類ステップと、データ生成ステップにおいて生成された複数のデータとの線形一次結合により求められる注目データの予測誤差を統計的に最小にする係数種データを、範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習を行う学習ステップとを含む処理をコンピュータに実行させるプログラムが記録されていることを特徴とする。

20

30

#### 【0054】

本発明のデータ変換装置およびデータ変換方法、並びに第1のプログラムおよび第1の記録媒体においては、第1のデータから、予測値を求めようとする第2のデータである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的な手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、所定の基準値に一致する統計量が得られる第1のデータの範囲である基準範囲を、第1のデータを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲が、注目データを求めるのに用いる複数のデータを第1のデータより抽出する範囲として決定される。また、注目データについて、その注目データを求めるのに用いる複数のデータが、決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の第1のデータの値と、所定の位置および所定数の第1のデータの距離とを用いた演算を行い、生成される。また、生成された複数のデータ

40

50

の値のパターンに基づき、注目データを、複数のクラスの中のいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードが出力される。そして、所定の基準値に最も近い統計量が得られる範囲に対応する複数のデータとしての、入力データに相当する生徒データとの線形一次結合により当該生徒データよりも高質な教師データを予測するタップ係数が、範囲に対応する複数のデータに基づくクラスごとの学習により予め取得されており、生成された複数のデータとクラスコードに対応するタップ係数との線形一次結合により、注目データの予測値が求められる。

#### 【 0 0 5 5 】

本発明の第 1 の学習装置および第 1 の学習方法、並びに第 2 のプログラムおよび第 2 の記録媒体においては、学習用のデータから、前記タップ係数の学習の教師となる、前記第 2 のデータに対応する教師データと、前記学習の生徒となる、前記第 1 のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データが生成される。そして、生徒データから、予測値を求めようとする教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的な手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、所定の基準値に一致する統計量が得られる生徒データの範囲である基準範囲を、生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲が、注目データを求めるのに用いる複数のデータを生徒データより抽出する範囲として決定される。また、注目データについて、その注目データを求めるのに用いる複数のデータが、決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の生徒データの値と、所定の位置および所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成される。また、生成された複数のデータの値のパターンに基づき、注目データを、複数のクラスの中のいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードが出力される。そして、生成された複数のデータとの線形一次結合により求められる注目データの予測誤差を統計的に最小にするタップ係数を、範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求める学習が行われる。

#### 【 0 0 5 6 】

本発明の第 2 の学習装置および第 2 の学習方法、並びに第 3 のプログラムおよび第 3 の記録媒体においては、学習用のデータから、係数種データの学習の教師となる、第 2 のデータに対応する教師データと、学習の生徒となる、第 1 のデータに対応する生徒データとのセットである学習対データが生成される。また、生徒データから、予測値を求めようとする教師データである注目データを中心とする複数種類の範囲に基づく所定位置の複数のデータを読み出し、複数種類の範囲のそれぞれから読み出された複数のデータの値を用いた統計学的な手法により求められる統計量と所定の基準値とを比較することにより、所定の基準値に一致する統計量が得られる生徒データの範囲である基準範囲を、生徒データを構成する各データの間隔であるサンプル間隔未満の単位で求め、その基準範囲が、注目データを求めるのに用いる複数のデータを生徒データより抽出する範囲として決定される。また、注目データについて、その注目データを求めるのに用いる複数のデータが、決定された基準範囲に基づく所定位置に近い位置にある所定数の生徒データの値と、所定の位置および所定数の生徒データの距離とを用いた演算を行い、生成される。また、生成された複数のデータの値のパターンに基づき、注目データを、複数のクラスの中のいずれかのクラスにクラス分けするクラス分類を行い、対応するクラスコードが出力される。そして、生成された複数のデータとの線形一次結合により求められる注目データの予測誤差を統計的に最小にする係数種データが、範囲から読み出される複数のデータに基づくクラスコードごとに求められる。

#### 【 0 0 5 7 】

##### 【発明の実施の形態】

図 1 は、本発明を適用した画像処理装置の一実施の形態の構成例を示している。

#### 【 0 0 5 8 】

この画像処理装置においては、例えば、ぼけた S D 画像が入力され、その S D 画像に対し

10

20

30

40

50

て、クラス分類適応処理が施されることにより、S D 画像のぼけ度にかかわらず、そのぼけが十分に改善されたH D 画像（ぼけ改善画像）が出力されるようになっている。

【0059】

即ち、この画像処理装置は、フレームメモリ1、クラスタップ生成回路2、予測タップ生成回路3、クラス分類回路4、係数RAM(Random Access Memory)5、予測演算回路6、およびタップ決定回路7から構成され、そこには、ぼけの改善を行う対象となるS D 画像が入力される。

【0060】

フレームメモリ1は、画像処理装置に入力されるS D 画像を、例えば、フレーム（またはフィールド）単位で一時記憶する。なお、本実施の形態では、フレームメモリ1は、複数フレームのS D 画像を、バンク切替によって記憶することができるようになっており、これにより、画像処理装置に入力されるS D 画像が動画であっても、その処理をリアルタイムで行うことができるようになっている。

【0061】

クラスタップ生成回路2は、クラス分類適応処理により、求めようとするH D 画素（ここでは、S D 画素からぼけを完全に排除した、ぼけのない理想的なH D 画素）を、注目画素として、その注目画素についてのクラス分類に用いるS D 画素を、タップ決定回路7からのタップ情報にしたがい、フレームメモリ1に記憶されたS D 画像から生成し、これを、クラスタップとして、クラス分類回路4に出力する。

【0062】

予測タップ生成回路3は、予測演算回路6において注目画素（の予測値）を求めるのに用いるS D 画素を、タップ決定回路7からのタップ情報にしたがい、フレームメモリ1に記憶されたS D 画像から生成し、これを予測タップとして、予測演算回路6に供給する。

【0063】

クラス分類回路4は、クラスタップ生成回路2からのクラスタップに基づいて、注目画素をクラス分類し、その結果得られる注目画素のクラスに対応するクラスコードを、係数RAM5に対して、アドレスとして与える。即ち、クラス分類回路4は、クラスタップ生成回路2からクラスタップを、例えば、1ビットADRC(Adaptive Dynamic Range Coding)処理し、その結果得られるADRCコードを、クラスコードとして、係数RAM5に出力する。

【0064】

ここで、KビットADRC処理においては、クラスタップを構成するS D 画素の画素値の最大値MAXと最小値MINが検出され、 $DR=MAX-MIN$ を、局所的なダイナミックレンジとし、このダイナミックレンジDRに基づいて、クラスタップを構成するS D 画素がKビットに再量子化される。即ち、クラスタップを構成するS D 画素の画素値の中から、最小値MINが減算され、その減算値が $DR/2^K$ で除算（量子化）される。従って、クラスタップが、1ビットADRC処理された場合には、そのクラスタップを構成する各S D 画素の画素値は1ビットとされることになる。そして、この場合、以上のようにして得られる、クラスタップを構成する各S D 画素についての1ビットの画素値を、所定の順番で並べたビット列が、ADRCコードとして出力される。なお、クラス分類は、その他、例えば、クラスタップを構成するS D 画素を、ベクトルのコンポーネントとみなし、そのベクトルをベクトル量子化すること等によって行うことも可能である。

【0065】

係数RAM5は、後述する学習装置において学習が行われることにより得られるクラスごとのタップ係数を記憶しており、クラス分類回路4からクラスコードが供給されると、そのクラスコードに対応するアドレスに記憶されているタップ係数、即ち、注目画素のクラスのタップ係数を読み出し、予測演算回路6に供給する。

【0066】

予測演算回路6は、係数RAM5から供給される、注目画素のクラスについてのタップ係数 $w, w_2, \dots$ と、予測タップ生成回路3からの予測タップ（を構成する各S D 画素の画素値） $x_1, x_2, \dots$ とを用いて、式（1）に示した演算を行うことにより、注目画

10

20

30

40

50

素  $y$  (の予測値) を求め、これを、ぼけを改善した  $H D$  画素の画素値として出力する。

【 0 0 6 7 】

タップ決定回路 7 は、フレームメモリ 1 に記憶された  $S D$  画像を参照することにより、所定の統計量が所定の基準値に一致する  $S D$  画像データの範囲を表す領域を、予測タップとなる  $S D$  画素を生成するタップ生成領域として、 $S D$  画像のサンプル間隔未満の単位、つまり、 $S D$  画像を構成する  $S D$  画素どうしの間隔未満の単位で求め、そのタップ生成領域に基づいて、予測タップとなる複数の  $S D$  画素を決定する。

【 0 0 6 8 】

即ち、タップ決定回路 7 は、例えば、図 2 に示すように、注目画素のフレームと同一フレームの  $S D$  画像上の、注目画素の位置を中心とする正方形 ( 注目画素の位置を重心とする正方形 ) の領域について、その大きさ ( 横と縦の長さ ) を変えながら、所定の統計量としての、例えば、画像のアクティビティを求め、予測タップについて、そのアクティビティが、所定の基準値に一致する大きさの正方形の領域を、タップ生成領域として求める。

【 0 0 6 9 】

ここで、図 2 では、注目画素を中心とする、横と縦の長さが  $L$  の正方形の領域が、タップ生成領域として求められている。なお、図 2 では ( 後述する図 3 乃至図 5、図 1 0、図 1 1 においても同様 )、印が  $S D$  画像の  $S D$  画素を表し、 $\times$  印が、注目画素となっている  $H D$  画素の位置を表す。

【 0 0 7 0 】

さらに、タップ決定回路 7 は、タップ生成領域における所定の位置の複数の  $S D$  画素を、予測タップとする  $S D$  画素として決定し、予測タップについて、 $S D$  画像における、その予測タップとしての  $S D$  画素の位置を表す情報 ( 以下、適宜、タップ情報という ) を生成する。

【 0 0 7 1 】

具体的には、タップ決定回路 7 は、例えば、図 3 に印で示すように、タップ生成領域の中心の位置 ( 本実施の形態では、注目画素の位置に等しい )、その左上、左下、右上、右下それぞれの頂点の位置、左上と左下の頂点の midpoint の位置、左上と右上の頂点の midpoint の位置、右上と右下の頂点の midpoint の位置、および左下と右下の頂点の midpoint の位置の、合計で 9 個の位置の  $S D$  画素、即ち、注目画素の位置を中心として等間隔に並んだ、横  $\times$  縦が  $3 \times 3$  の位置の  $S D$  画素を、予測タップとする  $S D$  画素として決定し、その位置を表すタップ情報を生成する。

【 0 0 7 2 】

タップ決定回路 7 は、予測タップの他、クラスタップについても同様にして、アクティビティが、所定の基準値に一致する大きさの正方形の領域を、タップ生成領域として求め、さらに、そのタップ生成領域に基づいて、タップ情報を生成する。

【 0 0 7 3 】

そして、タップ決定回路 7 は、注目画素のクラスタップと予測タップについて得られたタップ情報を、クラスタップ生成回路 2 と予測タップ生成回路 3 にそれぞれ供給する。

【 0 0 7 4 】

なお、上述の場合には、所定の統計量として、画像のアクティビティを採用することとしたが、統計量としては、アクティビティ以外の値を採用することが可能である。

【 0 0 7 5 】

また、タップ決定回路 7 においてタップ生成領域を求めるのに用いる統計量としては、予測タップとクラスタップの場合で、異なる種類の統計量を採用することが可能である。

【 0 0 7 6 】

さらに、タップ決定回路 7 においてタップ生成領域を求めるのに用いる基準値としても、予測タップとクラスタップの場合で、異なる値の基準値を採用することが可能である。

【 0 0 7 7 】

また、タップ決定回路 7 では、予測タップとクラスタップとで、タップ生成領域における異なる位置を、その予測タップとクラスタップそれぞれを構成する  $S D$  画素の位置として

10

20

30

40

50

採用することが可能である。即ち、予測タップとクラスタップのタップ構造（予測タップとクラスタップそれぞれを構成するSD画素の、注目画素に対する位置関係）は、同一である必要はない。

【0078】

次に、上述のように、タップ決定回路7では、アクティビティが所定の基準値に一致するSD画像の範囲を表す領域としてのタップ生成領域が、SD画像のSD画素どうしの間隔未満の単位で求められ、そのタップ生成領域における所定の位置（以下、適宜、タップ位置という）が、予測タップやクラスタップとなるSD画素の位置として決定される。

【0079】

そして、タップ決定回路7は、そのタップ位置を表すタップ情報を、クラスタップ生成回路2と予測タップ生成回路3に供給し、クラスタップ生成回路2と予測タップ生成回路3では、そのタップ情報が表すタップ位置のSD画素からなるクラスタップと予測タップが、それぞれ生成される。

10

【0080】

ところで、タップ決定回路7では、タップ生成領域が、SD画像のSD画素どうしの間隔未満の単位で求められる。従って、タップ生成領域におけるタップ位置に、SD画像のSD画素（の画素中心）が存在するとは限らない。

【0081】

さらに、図1の画像処理装置における処理対象であるSD画像の各SD画素と、そのSD画像を処理して得られるHD画像の各HD画素との位置は、1対1に対応しているとは限らない。即ち、例えば、HD画像は、SD画像よりも多くの画素で構成されている場合がある。この場合も、HD画素である注目画素の位置を中心とするタップ生成領域におけるタップ位置に、SD画像のSD画素（の画素中心）が存在するとは限らない。

20

【0082】

即ち、例えば、図4に示すように、タップ生成領域におけるタップ位置に、SD画像のSD画素が存在しない場合がある。ここで、図4では（後述する図11においても同様）、印が、タップ位置を表す。

【0083】

そこで、クラスタップ生成回路2は、タップ情報が表すタップ位置に、SD画素が存在しない場合には、そのタップ位置に近い位置にあるSD画素を用いて、タップ位置における仮想的なSD画素（仮想画素）を求め（生成し）、クラスタップとする。

30

【0084】

即ち、いま、あるタップ位置の仮想画素pを、そのタップ位置に近いN個のSD画素から求めることとし、図5に示すように、そのN個のSD画素のうちのn番目のSD画素を $q_n$ と表すとともに、仮想画素pとSD画素 $q_n$ との間の距離を $r_n$ と表すこととすると、クラスタップ生成回路2は、例えば、次式にしたがって、仮想画素pを生成する。

【0085】

【数9】

$$p = \sum_{n=1}^N \frac{C}{r_n} q_n$$

・・・(9)

40

【0086】

但し、式(9)において、Cは所定の定数を表し、例えば、次式により求められる。

【0087】

【数10】

$$C = \frac{1}{\sum_{n=1}^N \frac{1}{r_n}}$$

50



・ ・ ・ ( 1 0 )

【 0 0 8 8 】

ここで、式 ( 1 0 ) から明らかなように、定数  $C$  は、 $C ( 1 / r_1 + 1 / r_2 + \cdots + 1 / r_N )$  を 1 とするための定数である。

【 0 0 8 9 】

クラスタップ生成回路 2 は、上述のようにして、必要な仮想画素を生成し、その仮想画素によってクラスタップを構成する。但し、クラスタップ生成回路 2 は、タップ位置に  $SD$  画素が存在する場合には、その  $SD$  画素をそのまま用いてクラスタップを構成する。

【 0 0 9 0 】

予測タップ生成回路 3 も、クラスタップ生成回路 2 と同様にして、予測タップを生成する。

10

【 0 0 9 1 】

従って、クラスタップ生成回路 2 と予測タップ生成回路 3 では、常に、アクティビティが基準値に一致するタップ生成領域から、クラスタップと予測タップ（以下、適宜、両者をまとめて、単に、タップという）が、それぞれ生成される。

【 0 0 9 2 】

次に、図 6 のフローチャートを参照して、図 1 の画像処理装置が行う、 $SD$  画像を  $HD$  画像に変換する画像変換処理について説明する。

【 0 0 9 3 】

フレームメモリ 1 には、画像変換処理の対象としての  $SD$  画像（動画像）が、フレーム単位で順次供給され、フレームメモリ 1 では、そのようにフレーム単位で供給される  $SD$  画像が順次記憶されていく。

20

【 0 0 9 4 】

そして、ステップ  $S_1$  において、タップ決定回路 7 は、まだ求めていない  $HD$  画素のうちの 1 つを注目画素として選択し、ステップ  $S_2$  に進む。ステップ  $S_2$  では、タップ決定回路 7 は、フレームメモリ 1 に記憶された  $SD$  画像のアクティビティに基づき、注目画素について、 $SD$  画素の間隔未満の単位のサイズのタップ生成領域を求め、そのタップ生成領域に基づいて、タップ位置を決定し、そのタップ位置を表すタップ情報を、クラスタップ生成回路 2 および予測タップ生成回路 3 に出力して、ステップ  $S_3$  に進む。

【 0 0 9 5 】

30

ステップ  $S_3$  では、クラスタップ生成回路 2 と予測タップ生成回路 3 が、タップ決定回路 7 から供給されるタップ情報にしたがい、注目画素についてのクラスタップと予測タップを構成する複数の  $SD$  画素を、フレームメモリ 1 に記憶された  $SD$  画像から生成し、これにより、クラスタップと予測タップをそれぞれ構成する。このクラスタップと予測タップは、クラス分類回路 4 と予測演算回路 6 にそれぞれ供給される。

【 0 0 9 6 】

そして、ステップ  $S_4$  に進み、クラス分類回路 4 は、クラスタップ生成回路 2 から供給されるクラスタップに基づき、注目画素についてクラス分類を行い、その結果得られる注目画素のクラスを表すクラスコードを、係数 RAM 5 に対して、アドレスとして出力して、ステップ  $S_5$  に進む。ステップ  $S_5$  では、係数 RAM 5 は、クラス分類回路 4 からのクラスコードに対応するアドレスに記憶されているタップ係数を読み出し、これにより、注目画素のクラスのタップ係数を取得して、予測演算回路 6 に供給する。

40

【 0 0 9 7 】

その後、ステップ  $S_6$  に進み、予測演算回路 6 は、予測タップ生成回路 3 からの予測タップと、係数 RAM 5 からのタップ係数とを用いて、式 ( 1 ) に示した演算を行い、注目画素である  $HD$  画素  $y$  ( の予測値 ) を求め、ステップ  $S_7$  に進む。

【 0 0 9 8 】

ここで、予測演算回路 6 は、1 フレーム分の  $HD$  画素が求められるまで、ステップ  $S_6$  で得られた  $HD$  画素を記憶しており、1 フレーム分の  $HD$  画素が求められると、その  $HD$  画素で構成される 1 フレームの  $HD$  画像を出力する。

50

## 【0099】

ステップS7では、タップ決定回路7が、まだ、注目画素としていないHD画素が存在するかどうかを判定し、存在すると判定した場合、ステップS1に戻り、以下、同様の処理を繰り返す。

## 【0100】

また、ステップS7において、注目画素としていないHD画素が存在しないと判定された場合、処理を終了する。

## 【0101】

以上のように、アクティビティが所定の基準値に一致するタップ生成領域に基づいて、クラスタップと予測タップが生成されるので、SD画像を、その性質に応じて、より真値に近いHD画像に変換することができる。

10

## 【0102】

次に、図7は、図1のタップ決定回路7の構成例を示している。

## 【0103】

基準値記憶部11は、後述する図12の学習装置で用いられたのと同じのアクティビティの基準値を記憶しており、その基準値を、アクティビティ算出回路12と、タップ生成領域決定回路13に供給する。

## 【0104】

アクティビティ算出回路12は、基準値記憶部11を参照しながら、注目画素の位置を中心とする、1以上のサイズの正方形の範囲の領域を、仮のタップ生成領域として設定し、その仮のタップ生成領域のSD画像のアクティビティを算出して、タップ生成領域決定回路13に供給する。

20

## 【0105】

ここで、仮のタップ生成領域のアクティビティは、例えば、その仮のタップ生成領域に含まれるSD画像の実際のSD画素（SD画像において実在するSD画素）のみを用いて算出することも可能であるが、ここでは、仮のタップ生成領域において、タップ位置などのように、その仮のタップ生成領域によって決まる固定の位置におけるSD画素を用いて算出するのが望ましい。なお、この固定の位置には、タップ位置における場合と同様に、実際のSD画素が存在しない場合があるが、この場合は、仮想画素が用いられる。

## 【0106】

即ち、仮のタップ生成領域のアクティビティを、その仮のタップ生成領域に含まれるSD画像の実際のSD画素だけを用いて算出する場合には、サイズがSD画素の間隔未満の単位で異なる2つの仮のタップ生成領域について、それぞれに含まれる実際のSD画素が同一となることがあり、この場合、同一の値のアクティビティが求められることになる。

30

## 【0107】

これに対して、仮のタップ生成領域のアクティビティを、その仮のタップ生成領域の固定の位置におけるSD画素（仮想画素を含む）を用いて算出する場合には、サイズが異なる2つの仮のタップ生成領域については、それぞれにおける固定の位置が異なるから、その固定の位置におけるSD画素（仮想画素を含む）も異なるものとなり、基本的に、アクティビティも異なる値となる。

40

## 【0108】

なお、アクティビティとしては、例えば、特開平11-27564号公報、特開2000-115721号公報、特開2000-200349号公報、特開2000-138904号公報、特開2000-299862号公報、特開2000-348019号公報、特願2000-241803号などに記載されている種類のものを採用することが可能である。

## 【0109】

即ち、特開平11-27564号公報に記載の方法によれば、仮のタップ生成領域のSD画素の自己相関が、アクティビティとして算出される。また、特開2000-115721号公報に記載の方法によれば、仮のタップ生成領域のSD画素が間引かれて補完され、その補完後のSD画素と元の画素との誤差の絶対値和が、アクティビティとして算出される。さらに、特開20

50

00-200349号公報に記載の方法によれば、仮のタップ生成領域内のH D画素（の予測値）を、クラス分類適応処理などによって求めたときの、そのH D画素の予測残差が大きいものの画素数が、アクティビティとして算出される。また、特開2000-138904号公報に記載の方法によれば、仮のタップ生成領域内のH D画素（の予測値）を、クラス分類適応処理などによって求めたときの、そのH D画素の予測残差の絶対値和が、アクティビティとして算出される。さらに、特開2000-299862号公報に記載の方法によれば、仮のタップ生成領域のS D画素のD C T係数などの直交変換係数の分散が、アクティビティとして算出される。さらに、特開2000-348019号公報に記載の方法では、仮のタップ生成領域のS D画素の標準偏差や、分散、差分絶対値和、差分値の差分（2次差分）の絶対値和が、アクティビティとして算出される。また、特願2000-241803号に記載の方法では、仮のタップ生成領域内のS D画像の動きが、アクティビティとして算出される。

10

#### 【0110】

タップ生成領域決定回路13は、アクティビティ算出回路12から供給される各サイズの仮のタップ生成領域のアクティビティに基づいて、仮のタップ生成領域のサイズ（例えば、横と縦の長さや、対角線の長さ、または仮のタップ生成領域が円形である場合には、半径の長さなど）（以下、適宜、領域サイズという）と、その領域サイズのタップ生成領域のアクティビティとの関係（以下、適宜、アクティビティ対領域サイズ情報という）を求める。さらに、タップ生成領域決定回路13は、そのアクティビティ対領域サイズ情報から、基準値記憶部11に記憶された基準値に一致するアクティビティが得られる領域サイズのタップ生成領域を求め、そのタップ生成領域に基づいて、タップ情報を生成して出力する。

20

#### 【0111】

次に、図8のフローチャートと、図9および図10を参照して、図7のタップ決定回路7において、図6のステップS2において行われる、タップ情報を生成するタップ決定処理について説明する。

#### 【0112】

アクティビティ算出回路12は、まず最初に、ステップS11において、領域サイズsを、例えば、S D画像のS D画素どうしの間隔である1に設定し、ステップS12に進む。ステップS12では、アクティビティ算出回路12は、注目画素の位置を中心とする、ステップS11で設定した領域サイズsの仮のタップ生成領域を設定し、ステップS13に進む。ステップS13では、アクティビティ算出回路12は、フレームメモリ1に記憶された、注目画素のフレームと同一フレームのS D画像について、ステップS12で設定した仮のタップ生成領域のアクティビティAを求め、ステップS14に進む。ステップS14では、アクティビティ算出回路12は、ステップS13で求めたアクティビティAを一時記憶し、ステップS15に進む。

30

#### 【0113】

ステップS15では、アクティビティ算出回路12は、ステップS14で記憶したアクティビティA、即ち、領域サイズsの仮のタップ生成領域のアクティビティAが基準値より大きいかどうかを判定し、大きくないと判定した場合、ステップS16に進み、アクティビティ算出回路12は、領域サイズsを、1だけインクリメントして、ステップS12に戻る。そして、以下、ステップS15において、領域サイズsの仮のタップ生成領域のアクティビティAが基準値より大きいと判定されるまで、ステップS12乃至S16の処理を繰り返す。

40

#### 【0114】

ここで、このようにして、ステップS12乃至S16の処理が繰り返されることにより、図9Aに示すように、領域サイズsが正の整数値（1, 2, ...）の仮のタップ生成領域のアクティビティAが求められていく。即ち、離散的な領域サイズsの仮のタップ生成領域のアクティビティAが求められていく。

#### 【0115】

一方、ステップS15において、領域サイズsの仮のタップ生成領域のアクティビティA

50

が基準値より大きいと判定された場合、即ち、図 9 B に示すように、直前のステップ S 1 3 で求められた、ある領域サイズ  $s$  の仮のタップ生成領域のアクティビティ  $A$  が、基準値記憶部 1 1 に記憶されている基準値を超えている場合、アクティビティ算出回路 1 2 は、ステップ S 1 2 乃至 S 1 6 の処理を繰り返すことにより、いままでに求めた、各領域サイズ  $s$  の仮のタップ生成領域のアクティビティ  $A$  を、タップ生成領域決定回路 1 3 に供給し、ステップ S 1 7 に進む。

【 0 1 1 6 】

ここで、図 9 B では、領域サイズ  $s$  が 5 の仮のタップ生成領域のアクティビティ  $A$  が、基準値を超えたものとなっている。なお、仮のタップ生成領域における画像のアクティビティは、図 9 に示すように、基本的には、その仮のタップ生成領域の領域サイズ  $s$  が大きくなるほど、大きくなる傾向があり、また、ここでは、説明を簡単にするため、ある領域サイズ  $s$  の仮のタップ生成領域のアクティビティ  $A$  は、その領域サイズ  $s$  より小さい領域サイズ  $s'$  の仮のタップ生成領域のアクティビティ  $A'$  よりも小さくならないものとして説明を行う。

10

【 0 1 1 7 】

ステップ S 1 7 では、タップ生成領域決定回路 1 3 が、アクティビティ算出回路 1 2 から供給される各サイズの仮のタップ生成領域のアクティビティに基づいて、タップ生成領域の領域サイズと、その領域サイズのタップ生成領域のアクティビティとの関係であるアクティビティ対領域サイズ情報を求める。

【 0 1 1 8 】

20

即ち、アクティビティ算出回路 1 2 では、仮のタップ生成領域のアクティビティは、1 ずつ変化する領域サイズ  $s$  ごとに求められるため、図 9 A や図 9 B に示したように、いわば離散的なものとなっている。このため、タップ生成領域決定回路 1 3 は、ステップ S 1 7 において、その離散的なアクティビティを、例えば、直線補間等することにより、図 9 C に示すように、連続的なアクティビティと領域サイズとの関係を表すアクティビティ対領域サイズ情報を求める。

【 0 1 1 9 】

そして、ステップ S 1 8 に進み、タップ生成領域決定回路 1 3 は、アクティビティ対領域サイズ情報から、図 9 C に示すように、基準値記憶部 1 1 に記憶された基準値に一致するアクティビティが得られる仮のタップ生成領域の領域サイズを求め、その領域サイズの仮のタップ生成領域を、注目画素についてのタップ生成領域として求める。

30

【 0 1 2 0 】

ここで、図 9 C では、基準値に一致するアクティビティが得られる仮のタップ生成領域の領域サイズとして、4 . 5 ( S D 画素どうしの間隔を 1 とした場合の 4 . 5 の長さ ) が求められている。この場合、タップ生成領域決定回路 1 3 では、図 1 0 に示すように、横および縦の長さが 4 . 5 画素分の、注目画素の位置を中心とする正方形の範囲の領域 ( 仮のタップ生成領域 ) が、注目画素についてのタップ生成領域として求められる。

【 0 1 2 1 】

タップ生成領域決定回路 1 3 は、ステップ S 1 8 においてタップ生成領域を決定すると、ステップ S 1 9 に進み、そのタップ生成領域から、例えば、図 3 に示したような 3 × 3 個のタップ位置を表すタップ情報を生成し、クラスタップ生成回路 2 と予測タップ生成回路 3 に供給して、処理を終了する。

40

【 0 1 2 2 】

なお、上述の場合には、領域サイズ  $s$  を 1 ずつ変化させて、離散的なアクティビティを求め、さらに、その離散的なアクティビティを補間することにより、連続的なアクティビティを求め、その連続的なアクティビティから、基準値と一致するアクティビティの領域サイズを求めるようにしたが、基準値と一致するアクティビティは、その他、例えば、領域サイズ  $s$  を 1 より小さい大きさで徐々に変化させながらアクティビティを計算することによって求めることも可能である。

【 0 1 2 3 】

50

また、上述の場合には、図 1 1 A に示すように、タップ生成領域において、注目画素の位置を中心とする、等間隔に並んだ  $3 \times 3$  の固定の位置における S D 画素をタップとするようにしたが、タップ生成領域の、どの位置をタップ位置とするかは、特に限定されるものではない。

【 0 1 2 4 】

即ち、タップ位置は、例えば、図 1 1 B に示すように、タップ生成領域において、注目画素の位置を中心とする、十字形を形成する位置に設定したり、図 1 1 C に示す、等間隔でない位置に設定したりすることが可能である。

【 0 1 2 5 】

さらに、タップ生成領域は、正方形の範囲の領域に限定されるものではなく、例えば、図 1 1 に示すような長方形の範囲の領域としたり、あるいは、円形の範囲の領域としたりすることなどが可能である。

10

【 0 1 2 6 】

次に、図 1 2 は、図 1 の係数 RAM 5 に記憶させるクラスごとのタップ係数を求める学習を行う学習装置の一実施の形態の構成例を示している。

【 0 1 2 7 】

学習用データベース 6 1 には、タップ係数の学習用の画像データとしての、例えば H D 画像データが記憶されている。

【 0 1 2 8 】

学習対生成回路 6 2 は、学習用データベース 6 1 に記憶された学習用の画像データから、タップ係数の学習に用いられる教師データと生徒データのセットである学習対データを生成し、学習対データベース 6 3 に供給する。

20

【 0 1 2 9 】

即ち、学習対生成回路 6 2 は、学習用データベース 6 1 に記憶された学習用の画像データを読み出し、その学習用の画像データである H D 画像データを、例えば、そのまま教師データとする。ここで、図 1 の画像処理装置で得られる H D 画像は、図 1 2 の学習装置で教師データとして用いられる H D 画像データの画質に対応したものとなる。

【 0 1 3 0 】

さらに、学習対生成回路 6 2 は、教師データとしての H D 画像データの画質を劣化させることにより、即ち、例えば、教師データとしての H D 画像データの画素を間引き、さらに、L P F (Low Pass Filter) でフィルタリングすることにより、その教師データに対応する生徒データとしての S D 画像データを生成する。ここで、生徒データとしての S D 画像データは、図 1 の画像処理装置で処理対象となる S D 画像データに対応した画質のものとする必要がある。即ち、図 1 の画像処理装置において、例えば、S D 画像データを、その解像度を向上させた H D 画像データに変換する場合には、生徒データは、教師データの解像度を劣化させたものとする必要がある。

30

【 0 1 3 1 】

学習対生成回路 6 2 は、上述のようにして、教師データと、その教師データに対応する生徒データ（教師データから生成された生徒データ）とを生成すると、その教師データと生徒データのセットを、学習対データとして、学習対データベース 6 3 に供給する。

40

【 0 1 3 2 】

学習対データベース 6 3 は、学習対生成回路 6 2 からの学習対データを一時記憶する。

【 0 1 3 3 】

クラスタップ生成回路 6 4 と予測タップ生成回路 6 5 は、学習対データベース 6 3 に記憶された学習対データにおける生徒データとしての S D 画像を構成する S D 画素を用い、図 1 のクラスタップ生成回路 2 または予測タップ生成回路 3 と同様に、タップ決定回路 6 9 からのタップ情報にしたがって、注目画素となっている教師データとしての H D 画素について、クラスタップと予測タップをそれぞれ生成し、クラス分類回路 6 6 と足し込み回路 6 7 にそれぞれ供給する。

【 0 1 3 4 】

50

クラス分類回路 66 は、図 1 のクラス分類回路 4 と同様に構成され、クラスタップ生成回路 64 からクラスタップに基づいて、注目画素をクラス分類し、注目画素のクラスを表すクラスコードを、足し込み回路 67 に供給する。

【0135】

足し込み回路 67 は、クラス分類回路 66 が出力するクラスコードごとに、予測タップ生成回路 65 から供給される予測タップと、学習対データベース 63 に記憶された学習対データにおける、注目画素となっている HD 画素とを対象とした、式 (8) の足し込みを行う。

【0136】

即ち、足し込み回路 67 は、クラス分類回路 66 から供給されるクラスコードに対応するクラスごとに、予測タップを構成する SD 画素  $x_{n,k}$  を用い、式 (8) の左辺の行列における SD 画素どうしの乗算 ( $x_{n,k} x_{n',k}$ ) と、サメーション ( ) に相当する演算を行う。

10

【0137】

さらに、足し込み回路 67 は、やはり、クラス分類回路 66 から供給されるクラスコードに対応するクラスごとに、予測タップを構成する SD 画素  $x_{n,k}$  と注目画素となっている教師データである HD 画素  $y_k$  を用い、式 (8) の右辺のベクトルにおける SD 画素  $x_{n,k}$  および注目画素  $y_k$  の乗算 ( $x_{n,k} y_k$ ) と、サメーション ( ) に相当する演算を行う。

【0138】

より具体的には、足し込み回路 67 は、前回、注目画素とされた教師データについて求められた式 (8) における左辺の行列のコンポーネント ( $x_{n,k} x_{n',k}$ ) と、右辺のベクトルのコンポーネント ( $x_{n,k} y_k$ ) を、その内蔵するメモリ (図示せず) に記憶しており、その行列のコンポーネント ( $x_{n,k} x_{n',k}$ ) またはベクトルのコンポーネント ( $x_{n,k} y_k$ ) に対して、新たな注目画素について、その注目画素  $y_{k+1}$  および予測タップ  $x_{n,k+1}$  を用いて計算される、対応するコンポーネント  $x_{n,k+1} x_{n',k+1}$  または  $x_{n,k+1} y_{k+1}$  を足し込む (式 (8) のサメーションで表される加算を行う)。

20

【0139】

足し込み回路 67 は、学習対データベース 63 に記憶された学習対データにおける教師データすべてを注目画素として、上述の足し込みを行うことにより、各クラスについて、式 (8) に示した正規方程式をたてると、その正規方程式を、タップ係数演算回路 68 に供給する。

30

【0140】

タップ係数演算回路 68 は、足し込み回路 67 から、各クラスについての式 (8) の正規方程式を受信し、その正規方程式を解くことにより、クラスごとのタップ係数を求めて出力する。

【0141】

タップ決定回路 69 は、図 1 のタップ決定回路 7 と同様のタップ決定処理を行うことで、クラスタップ生成回路 64 と予測タップ生成回路 65 に生成させるタップのタップ位置を表すタップ情報を決定し、クラスタップ生成回路 64 と予測タップ生成回路 65 に供給する。

40

【0142】

即ち、図 13 は、図 12 のタップ決定回路 69 の構成例を示している。

【0143】

タップ決定回路 69 は、図 7 のタップ決定回路 7 を構成する基準値記憶部 11、アクティビティ算出回路 12、タップ生成領域決定回路 13 とそれぞれ同様に構成される基準値記憶部 81、アクティビティ算出回路 82、タップ生成領域決定回路 83 から構成されており、図 7 のタップ決定回路 7 と同様の処理を行うため、その説明は、省略する。

【0144】

次に、図 14 のフローチャートを参照して、図 12 の学習装置において行われる、クラスごとのタップ係数を求める学習処理について説明する。

50

## 【0145】

まず最初に、ステップS21において、学習対生成回路62は、学習用データベース61から学習用の画像データを読み出し、教師データと生徒データを生成する。さらに、ステップS21では、学習対生成回路62は、その教師データと生徒データとをセットにすることで学習対データを生成し、学習対データベース63に供給して記憶させる。

## 【0146】

そして、ステップS22に進み、タップ決定回路69は、学習対データベース63に記憶された学習対データにおける教師データとしてのHD画素の中から、まだ注目画素としていないもののうちの1つを注目画素として選択し、ステップS23に進む。ステップS23では、タップ決定回路69は、図1のタップ決定回路7における場合と同様にして、アクティビティが基準値と一致するタップ生成領域を求め、さらに、そのタップ生成領域に基づいて、注目画素についてのタップのタップ位置を表すタップ情報を生成し、クラスタップ生成回路64および予測タップ生成回路65に供給する。

10

## 【0147】

なお、タップ決定回路69において、仮のタップ生成領域のアクティビティの計算は、学習対データベース63に記憶された学習対データにおける生徒データとしてのSD画素を用いて、図1のタップ決定回路7と同様に行われる。

## 【0148】

また、タップ決定回路69の基準値記憶部81（図13）には、アクティビティの基準値が記憶されているが、この基準値記憶部81に記憶されている基準値と同一の基準値が、図1のタップ決定回路7の基準値記憶部11（図7）にもセットされる。

20

## 【0149】

タップ決定回路69の基準値記憶部81（図13）に記憶させる基準値は、例えば、図12の学習装置によってタップ係数を求める者が、任意に設定することが可能であるが、この基準値としては、その他、例えば、特開2000-348019号公報に記載されている方法を利用して求めた値を採用することが可能である。

## 【0150】

即ち、図12の学習装置において、複数の基準値を、タップ決定回路69の基準値記憶部81（図13）に記憶させ、その複数の基準値それぞれについて、図14の学習処理を行うことにより、クラスごとのタップ係数を求める。さらに、図1の画像処理装置において、学習処理で用いられた生徒データとしてのSD画像データを処理対象として、同じく学習処理で用いられた複数の基準値それぞれについて得られたタップ係数を用いて、HD画像データを求める。そして、学習処理で用いられた複数の基準値それぞれについてのタップ係数を用いて得られたHD画像データそれぞれについて、学習処理で用いられた教師データに対する誤差を求め、その誤差を最も小さくするタップ係数を得ることができた基準値を、タップ決定回路69の基準値記憶部81（図13）に記憶させる基準値として、最終的に採用することができる。

30

## 【0151】

ステップS23において、タップ決定回路69が、タップ情報を、クラスタップ生成回路64および予測タップ生成回路65に供給した後は、ステップS24に進み、クラスタップ生成回路64と予測タップ生成回路65は、タップ決定回路69からのタップ情報にしたがい、注目画素についてのクラスタップと予測タップを、学習対データベース63に記憶された生徒データとしてのSD画素から、それぞれ生成し、そのクラスタップと予測タップを、クラス分類回路66と足し込み回路67にそれぞれ供給して、ステップS25に進む。

40

## 【0152】

ステップS25では、クラス分類回路66が、図1のクラス分類回路4における場合と同様にして、クラスタップ生成回路64からのクラスタップを用いて、注目画素をクラス分類し、その注目画素のクラスを表すクラスコードを、足し込み回路67に供給して、ステップS26に進む。

50

## 【 0 1 5 3 】

ステップ S 2 6 では、足し込み回路 6 7 が、クラス分類回路 6 6 から供給されるクラスコードが表す注目画素のクラスごとに、予測タップ生成回路 6 5 から供給される予測タップと、学習対データベース 6 3 に記憶された注目画素としての教師データとを対象とした、上述した式 ( 8 ) における足し込みを行う。

## 【 0 1 5 4 】

そして、ステップ S 2 7 に進み、タップ決定回路 6 9 は、学習対データベース 6 3 に記憶された教師データの中に、まだ注目画素としていないものがあるかどうかを判定する。ステップ S 2 7 において、学習対データベース 6 3 に記憶された教師データの中に、まだ注目画素としていないものがあると判定された場合、ステップ S 2 2 に戻り、以下、同様の処理が繰り返される。

10

## 【 0 1 5 5 】

また、ステップ S 2 7 において、学習対データベース 6 3 に記憶された教師データの中に、まだ注目画素としていないものがないと判定された場合、足し込み回路 6 7 は、いままでのステップ S 2 6 における足し込みによって、クラスごとに得られた式 ( 8 ) の正規方程式を、タップ係数演算回路 6 8 に供給して、ステップ S 2 8 に進む。

## 【 0 1 5 6 】

ステップ S 2 8 では、タップ係数演算回路 6 8 は、足し込み回路 6 7 から供給される、各クラスごとの式 ( 8 ) の正規方程式を解くことにより、クラスごとのタップ係数を求めて出力し、処理を終了する。

20

## 【 0 1 5 7 】

なお、以上のようなタップ係数の学習処理において、用意する学習用の画像データ等によっては、タップ係数を求めるのに必要な数の正規方程式が得られないクラスが生じる場合があり得るが、そのようなクラスについては、例えば、デフォルトのタップ係数を出力するようにすること等が可能である。あるいは、タップ係数を求めるのに必要な数の正規方程式が得られないクラスが生じた場合には、新たに学習用の画像データを用意して、再度、タップ係数の学習を行うようにしても良い。このことは、後述する係数種データの学習についても、同様である。

## 【 0 1 5 8 】

以上のように、図 1 2 の学習装置においても、図 1 の画像処理装置と同様に、アクティビティが所定の基準値に一致するタップ生成領域に基づいて、クラスタップと予測タップが生成されるので、S D 画像を、その性質に応じて、より真値に近い H D 画像に変換するタップ係数を得ることができる。

30

## 【 0 1 5 9 】

ところで、図 1 2 の学習装置におけるタップ決定回路 6 9 の基準値記憶部 8 1 ( 図 1 3 ) に記憶させる基準値として、上述したように、特開 2000-348019 号公報に記載されている方法を利用して求めた値を採用した場合には、図 1 の画像処理装置において、S D 画像を、教師データの画質に最も近い H D 画像に変換することができる。

## 【 0 1 6 0 】

しかしながら、画質の好みには、個人差があり、教師データの画質とは異なる画質を好むユーザも、少なからず存在しうる。

40

## 【 0 1 6 1 】

一方、図 1 2 の学習装置におけるタップ決定回路 6 9 の基準値記憶部 8 1 ( 図 1 3 ) に記憶させる基準値は、上述したように、その学習装置によりタップ係数を求める者が任意の値に設定することも可能である。

## 【 0 1 6 2 】

そして、上述したように、タップ生成領域のアクティビティ A は、基本的には、そのタップ生成領域の領域サイズ ( ここでは、例えば、タップ生成領域の横および縦の長さ ) s が大きくなるほど大きくなるから、図 1 5 に示すように、基準値として、小さな値  $A_1$  を採用した場合には、その基準値  $A_1$  に一致するアクティビティが得られるタップ生成領域の

50



領域サイズは、小さい値  $s_1$  となるが、基準値として、値  $A_1$  より大きい値  $A_2$  を採用した場合には、その基準値  $A_2$  に一致するアクティビティが得られるタップ生成領域の領域サイズは、値  $s_1$  より大きな値  $s_2$  となる。

【0163】

タップ（クラスタップと予測タップ）は、タップ生成領域の固定のタップ位置のSD画素（仮想画素を含む）で構成されるから、領域サイズの大きいタップ生成領域のタップ位置どうしの間隔（以下、適宜、タップ幅という）は、領域サイズの小さいタップ生成領域におけるタップ幅よりも大になる。

【0164】

従って、基準値として、大きな値  $A_2$  を採用した場合には、小さな値  $A_1$  を採用した場合に比較して、注目画素の位置から遠い位置のSD画素によって、タップが構成される。逆に、基準値として、小さな値  $A_1$  を採用した場合には、大きな値  $A_2$  を採用した場合に比較して、注目画素の位置から近い位置のSD画素によって、タップが構成される。

10

【0165】

このように、基準値によって、タップを構成するSD画素の位置が変化するが、このタップを構成するSD画素の位置の変化は、図1の画像処理装置において求められるHD画像のエッジ部分や平坦部分の画質に、特に影響する。

【0166】

従って、図1の画像処理装置において、タップ決定回路7の基準値記憶部11（図7）に記憶させる基準値を、ユーザが入力可能（変更可能）とすることによって、ユーザは、自身の好みにあった画質のHD画像を得ることができる。

20

【0167】

しかしながら、図1の画像処理装置において、タップ決定回路7の基準値記憶部11（図7）に記憶させる基準値を変更した場合には、予測演算回路6において、その変更後の基準値に対応したタップ係数を用いて、式（1）の演算を行う必要がある。即ち、図12の学習装置において求められるタップ係数は、そのタップ決定回路69の基準値記憶部81（図13）に記憶された基準値によって異なるものとなるため、図12の学習装置においてある基準値について求められたタップ係数が、図1の画像処理装置の係数RAM5に記憶されている場合に、図1の画像処理装置において、学習装置における基準値とは異なる値の基準値を用いて、SD画像をHD画像に変換すると、そのHD画像の画質は、学習装置における基準値と同一の基準値を用いた場合よりも劣化することとなる。

30

【0168】

そこで、図16は、ユーザによる基準値の入力を可能とし、かつその入力された基準値に対応したタップ係数を用いて、SD画像をHD画像に変換する画像処理装置の一実施の形態の構成例を示している。なお、図中、図1における場合と対応する部分については、同一の符号を付してあり、以下では、その説明は、適宜省略する。即ち、図16の画像処理装置は、操作部91、パラメータメモリ92、係数生成回路93、および係数種RAM94が新たに設けられている他は、図1における場合と同様に構成されている。

【0169】

操作部91は、ユーザによって、アクティビティの基準値となるパラメータ $z$ を入力するときに操作され、その操作に対応したパラメータ $z$ を、パラメータメモリ92に供給する。

40

【0170】

パラメータメモリ92は、操作部91から供給されるパラメータ $z$ を、上書きする形で記憶する。さらに、パラメータ92は、操作部91から供給される新たなパラメータ $z$ を記憶すると、そのパラメータ $z$ が表す基準値を、タップ決定回路7に供給する。

【0171】

係数生成回路93は、パラメータメモリ92に記憶されたパラメータ $z$ に基づき、そのパラメータ $z$ が表す基準値に対応するクラスごとのタップ係数を、係数種RAM94に記憶されたクラスごとの係数種データを用いて生成し、係数RAM5に供給し、上書きする形で記

50

憶させる。

【0172】

係数種RAM94は、後述する図18または図22の学習装置によって求められる、クラスごとのタップ係数を生成する元となる、クラスごとの係数種データを記憶している。

【0173】

次に、図17のフローチャートを参照して、図16の画像処理装置による画像変換処理について説明する。

【0174】

画像処理装置において、フレームメモリ1には、図1における場合と同様に、画像変換処理の対象としてのSD画像（動画像）が、フレーム単位で順次供給され、フレームメモリ1では、そのようにフレーム単位で供給されるSD画像が順次記憶されていく。

10

【0175】

そして、ステップS31において、タップ決定回路7は、操作部91が操作されることにより、新たなパラメータzがパラメータメモリ92に記憶され、これにより、パラメータメモリ92から、その新たなパラメータzが供給されたかどうかを判定する。

【0176】

ステップS31において、パラメータメモリ92からタップ決定回路7に対して、新たなパラメータzが供給されたと判定された場合、ステップS32に進み、タップ決定回路7は、その新たなパラメータzが表す基準値を、基準値記憶部11（図7）に上書きする形で記憶させ、ステップS33に進む。

20

【0177】

また、ステップS31において、パラメータメモリ92からタップ決定回路7に対して、新たなパラメータzが供給されていないと判定された場合、ステップS32をスキップして、ステップS33に進む。

【0178】

従って、ユーザが、操作部91を操作することにより、パラメータメモリ92に、新たなパラメータzが記憶された場合、その新たなパラメータzが表す基準値によって、タップ決定回路7における基準値記憶部11（図7）の記憶内容が更新される。

【0179】

ステップS33では、係数生成回路93が、係数種RAM94からクラスごとの係数種データを読み出すとともに、パラメータメモリ92からパラメータzを読み出し、パラメータzが表す基準値に対応するクラスごとのタップ係数を、係数種データから求める。そして、ステップS34に進み、係数生成回路93は、そのクラスごとのタップ係数を、係数RAM5に供給し、上書きする形で記憶させ、ステップS35に進む。

30

【0180】

ステップS35では、タップ決定回路7は、まだ求めているHD画素のうちの1つを注目画素として選択し、ステップS36に進む。ステップS36では、図6のステップS2における場合と同様に、タップ決定回路7が、基準値に一致するSD画像のアクティビティに基づき、注目画素について、SD画素の間隔未満の単位のサイズのタップ生成領域を求め、そのタップ生成領域に基づいて、タップ位置を決定して、そのタップ位置を表すタップ情報を、クラスタップ生成回路2および予測タップ生成回路3に出力して、ステップS37に進む。

40

【0181】

ステップS37では、クラスタップ生成回路2と予測タップ生成回路3は、タップ決定回路7からのタップ情報にしたがい、クラスタップと予測タップをそれぞれ生成し、クラスタップをクラス分類回路4に、予測タップを予測演算回路7にそれぞれ供給する。

【0182】

ここで、タップ決定回路7では、上述したように、操作部91を操作することにより入力され、パラメータメモリ92に記憶されたパラメータzが表す基準値が、その基準値記憶部11（図7）に記憶される。従って、タップ決定回路7では、操作部91から入力され

50

たパラメータ  $z$  が表す基準値と一致するアクティビティのタップ生成領域が求められ、そのタップ生成領域に基づくタップ位置を表すタップ情報が、クラスタップ生成回路 2 および予測タップ生成回路 3 に供給される。その結果、クラスタップ生成回路 2 と予測タップ生成回路 3 では、操作部 9 1 から入力された基準値に対応したクラスタップと予測タップがそれぞれ生成される。

【 0 1 8 3 】

その後、ステップ S 3 8 に進み、クラス分類回路 4 は、クラスタップ生成回路 2 から供給されるクラスタップに基づき、注目画素についてクラス分類を行い、その結果得られる注目画素のクラスを表すクラスコードを、係数 RAM 5 に供給して、ステップ S 3 9 に進む。ステップ S 3 9 では、係数 RAM 5 は、クラス分類回路 4 からのクラスコードに対応するアドレスに記憶されているタップ係数を読み出し、これにより、注目画素のクラスのタップ係数を取得して、予測演算回路 6 に供給する。

10

【 0 1 8 4 】

ここで、係数 RAM 5 には、上述したように、係数生成回路 9 3 において生成された、パラメータメモリ 9 2 に記憶されたパラメータ  $z$  が表す基準値に対応するタップ係数、即ち、タップ決定回路 7 の基準値記憶部 1 1 ( 図 7 ) に記憶された基準値に対応するタップ係数が記憶されている。従って、予測演算回路 6 には、そのようなタップ係数が供給される。

【 0 1 8 5 】

その後、ステップ S 4 0 に進み、予測演算回路 6 は、予測タップ生成回路 3 からの予測タップと、係数 RAM 5 からのタップ係数とを用いて、式 ( 1 ) に示した演算を行い、注目画素である H D 画素  $y$  ( の予測値 ) を求め、ステップ S 4 1 に進む。

20

【 0 1 8 6 】

ここで、予測演算回路 6 は、図 1 における場合と同様に、1 フレーム分の H D 画素が求められるまで、ステップ S 4 0 で得られた H D 画素を記憶しており、1 フレーム分の H D 画素が求められると、その H D 画素で構成される 1 フレームの H D 画像を出力する。

【 0 1 8 7 】

ステップ S 4 1 では、タップ決定回路 7 が、まだ、注目画素としていない H D 画素が存在するかどうかを判定し、存在すると判定した場合、ステップ S 3 1 に戻り、以下、同様の処理を繰り返す。

【 0 1 8 8 】

また、ステップ S 4 1 において、注目画素としていない H D 画素が存在しないと判定された場合、処理を終了する。

30

【 0 1 8 9 】

以上のように、アクティビティの基準値を、操作部 9 1 によって入力可能としたので、ユーザは、操作部 9 1 を操作することによって基準値を変更することができ、自身の好みにあった画質の H D 画像を得ることができる。

【 0 1 9 0 】

さらに、図 1 6 の画像処理装置では、操作部 9 1 によって入力された基準値に対応するタップ係数を、係数種データから生成し、そのタップ係数を用いて、S D 画像を H D 画像に変換するようにしたので、H D 画像の画質の劣化を防止することができる。

40

【 0 1 9 1 】

なお、図 1 7 において、ステップ S 3 3 および S 3 4 の処理は、パラメータメモリ 9 2 に、異なる値の新たなパラメータ  $z$  が上書きされた場合にのみ行い、他の場合はスキップすることが可能である。

【 0 1 9 2 】

次に、図 1 6 の係数生成回路 9 3 によるタップ係数の生成、および係数種 RAM 9 4 に記憶させる係数種データの学習について説明する。

【 0 1 9 3 】

図 1 6 の実施の形態では、係数生成回路 9 3 において、式 ( 1 ) の演算に用いられるタップ係数  $w_n$  が、係数種 RAM 9 4 に記憶された係数種データと、パラメータメモリ 9 2 に記憶

50

されたパラメータ  $z$  とから生成される。そこで、いま、係数生成回路 93 におけるタップ係数  $w_n$  の生成が、例えば、係数種データとパラメータを用いた次式によって行われることとする。

【0194】

【数11】

$$w_n = \sum_{m=1}^M \beta_{m,n} z^{m-1}$$

・・・(11)

【0195】

但し、式(11)において、 $\beta_{m,n}$  は、 $n$  番目のタップ係数  $w_n$  を求めるのに用いられる  $m$  番目の係数種データを表し、 $z$  は、パラメータを表す。なお、式(11)では、タップ係数  $w_n$  が、 $M$  個の係数種データ  $\beta_{n,1}, \beta_{n,2}, \dots, \beta_{n,M}$  を用いて求められるようになっている。

【0196】

ここで、タップ係数  $w_n$  を求める式は、式(11)に限定されるものではない。

【0197】

いま、式(11)におけるパラメータ  $z$  によって決まる値  $z^{m-1}$  を、新たな変数  $t_m$  を導入して、次式で定義する。

【0198】

【数12】

$$t_m = z^{m-1} \quad (m=1, 2, \dots, M)$$

・・・(12)

【0199】

式(12)を、式(11)に代入することにより、次式が得られる。

【0200】

【数13】

$$w_n = \sum_{m=1}^M \beta_{m,n} t_m$$

・・・(13)

【0201】

式(13)によれば、タップ係数  $w_n$  は、係数種データ  $\beta_{n,m}$  と変数  $t_m$  との線形1次式によって求められることになる。

【0202】

一方、第  $k$  サンプルのHD画素の画素値の真値を  $y_k$  と表すとともに、式(1)によって得られるその真値  $y_k$  の予測値を  $y_k'$  と表すと、その予測誤差  $e_k$  は、前述の式(2)と同様の次式で表される。

【0203】

【数14】

$$e_k = y_k - y_k'$$

・・・(14)

【0204】

いま、式(14)の予測値  $y_k'$  は、式(1)にしたがって求められるため、式(14)の  $y_k'$  を、式(1)にしたがって置き換えると、前述の式(3)と同様の次式が得られる。

【0205】

【数15】

10

20

30

40

50

$$e_k = y_k - \left( \sum_{n=1}^N w_n x_{n,k} \right)$$

・・・(15)

【0206】

但し、式(15)において、 $x_{n,k}$ は、第kサンプルのHD画素についての予測タップを構成するn番目のSD画素を表す。

【0207】

式(15)の $w_n$ に、式(13)を代入することにより、次式が得られる。

【0208】

【数16】

$$e_k = y_k - \left( \sum_{n=1}^N \left( \sum_{m=1}^M \beta_{m,n} t_m \right) x_{n,k} \right)$$

・・・(16)

【0209】

式(16)の予測誤差 $e_k$ を0とする係数種データ $\beta_{n,m}$ が、HD画素を予測するのに最適なものとなるが、すべてのHD画素について、そのような係数種データ $\beta_{n,m}$ を求めることは、一般には困難である。

【0210】

そこで、係数種データ $\beta_{n,m}$ が最適なものであることを表す規範として、例えば、最小自乗法を採用することとすると、最適な係数種データ $\beta_{n,m}$ は、統計的な誤差としての、例えば、次式で表される自乗誤差の総和Eを最小にすることで求めることができる。

【0211】

【数17】

$$E = \sum_{k=1}^K e_k^2$$

・・・(17)

【0212】

但し、式(17)において、Kは、HD画素 $y_k$ と、そのHD画素 $y_k$ についてのタップ係数を構成するSD画素 $x_{1,k}, x_{2,k}, \dots, x_{N,k}$ とのセットのサンプル数を表す

【0213】

式(17)の自乗誤差の総和Eの最小値(極小値)は、式(18)に示すように、総和Eを係数種データ $\beta_{n,m}$ で偏微分したものを0とする $\beta_{n,m}$ によって与えられる。

【0214】

【数18】

$$\frac{\partial E}{\partial \beta_{m,n}} = \sum_{k=1}^K 2 \cdot \frac{\partial e_k}{\partial \beta_{m,n}} \cdot e_k = 0$$

・・・(18)

【0215】

式(15)を、式(18)に代入することにより、次式が得られる。

【0216】

【数19】

$$\sum_{k=1}^K t_m x_{n,k} e_k = \sum_{k=1}^K t_m x_{n,k} \left( y_k - \left( \sum_{n=1}^N \left( \sum_{m=1}^M \beta_{m,n} t_m \right) x_{n,k} \right) \right) = 0$$

・・・(19)

【0217】

10

20

30

40

50

いま、 $X_{i,p,j,q}$ と $Y_{i,p}$ を、式(20)と(21)に示すように定義する。

【0218】

【数20】

$$X_{i,p,j,q} = \sum_{k=1}^K x_{i,k} t_{p,j} x_{j,k} t_{q,k}$$

( $i=1, 2, \dots, N; j=1, 2, \dots, N; p=1, 2, \dots, M; q=1, 2, \dots, M$ )

・・・(20)

【数21】

$$Y_{i,p} = \sum_{k=1}^K x_{i,k} t_{p,k} y_k$$

・・・(21)

【0219】

この場合、式(19)は、 $X_{i,p,j,q}$ と $Y_{i,p}$ を用いた式(22)に示す正規方程式で表すことができる。

【0220】

【数22】

$$\begin{bmatrix} X_{1,1,1,1} & X_{1,1,1,2} & \cdots & X_{1,1,1,M} & X_{1,1,2,1} & \cdots & X_{1,1,N,M} \\ X_{1,2,1,1} & X_{1,2,1,2} & \cdots & X_{1,2,1,M} & X_{1,2,2,1} & \cdots & X_{1,2,N,M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{1,M,1,1} & X_{1,M,1,2} & \cdots & X_{1,M,1,M} & X_{1,M,2,1} & \cdots & X_{1,M,N,M} \\ X_{2,1,1,1} & X_{2,1,1,2} & \cdots & X_{2,M,1,M} & X_{2,M,2,1} & \cdots & X_{2,M,N,M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{N,M,1,1} & X_{N,M,1,2} & \cdots & X_{N,M,1,M} & X_{N,M,2,M} & \cdots & X_{N,M,N,M} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{1,1} \\ \beta_{2,1} \\ \vdots \\ \beta_{M,1} \\ \beta_{1,2} \\ \vdots \\ \beta_{M,N} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_{1,1} \\ Y_{1,2} \\ \vdots \\ Y_{1,M} \\ Y_{2,1} \\ \vdots \\ Y_{N,M} \end{bmatrix}$$

・・・(22)

【0221】

式(22)の正規方程式は、例えば、掃き出し法(Gauss-Jordanの消去法)などを用いることにより、係数種データ $n,m$ について解くことができる。

【0222】

図16の画像処理装置においては、多数のHD画素 $y_1, y_2, \dots, y_K$ を学習の教師となる教師データとするとともに、各HD画素 $y_k$ についての予測タップを構成するSD画素 $x_{1,k}, x_{2,k}, \dots, x_{N,k}$ を学習の生徒となる生徒データとして、式(22)を解く学習を行うことにより求められた係数種データ $n,m$ が、係数種RAM94に記憶されており、係数生成回路93では、その係数種データ $n,m$ と、パラメータメモリ92に記憶されたパラメータ $z$ から、式(11)にしたがって、タップ係数 $w_n$ が生成される。そして、予測演算回路6において、そのタップ係数 $w_n$ と、注目画素についての予測タップを構成するSD画素 $x_n$ を用いて、式(1)が計算されることにより、注目画素の画素値(に近い予測値)が求められる。

【0223】

次に、図18は、式(22)の正規方程式をたてて解くことにより係数種データ $n,m$ を求める学習を行う学習装置の構成例を示している。なお、図中、図12における場合と対応する部分については、同一の符号を付してあり、以下では、その説明は、適宜省略する。即ち、図18の学習装置は、パラメータ生成回路101が新たに設けられ、足し込み回路67とタップ係数演算回路68にそれぞれ代えて、足し込み回路102と係数種演算回

10

20

30

40

50

路 103 が新たに設けられている他は、基本的に、図 12 における場合と同様に構成されている。

#### 【0224】

パラメータ生成回路 101 は、図 16 のパラメータメモリ 92 に供給されるパラメータ  $z$  が取り得る範囲の幾つかの値としての、例えば、 $z = 1, 2, \dots, Z$  を生成し、タップ決定回路 69 と足し込み回路 102 に供給する。

#### 【0225】

足し込み回路 102 は、学習対データベース 63 から、注目している教師データとしての HD 画素である注目画素を読み出し、その注目画素、予測タップ生成回路 65 から供給される注目画素について生徒データから生成された予測タップを構成する SD 画素、およびその予測タップを生成するときにタップ決定回路 69 で用いられた基準値を表す、パラメータ生成回路 101 から供給されるパラメータ  $z$  を対象とした足し込みを、クラス分類回路 66 から供給される注目画素のクラスを表すクラスコードごとに行う。

10

#### 【0226】

即ち、足し込み回路 102 には、学習対データベース 63 に記憶された注目画素  $y_k$ 、予測タップ生成回路 65 が出力する予測タップ  $x_{i,k}(x_{j,k})$ 、およびクラス分類回路 66 が出力するクラスコードの他、その予測タップを生成したときのパラメータ  $z$  も、パラメータ生成回路 101 から供給される。

#### 【0227】

足し込み回路 102 は、クラス分類回路 66 から供給されるクラスコードに対応するクラスごとに、予測タップ (SD 画素)  $x_{i,k}(x_{j,k})$  とパラメータ  $z$  を用い、式 (22) の左辺の行列における、式 (20) で定義されるコンポーネント  $X_{i,p,j,q}$  を求めるための SD 画素およびパラメータ  $z$  の乗算 ( $x_{i,k} t_p x_{j,k} t_q$ ) と、サメーション ( ) に相当する演算を行う。なお、式 (20) の  $t_p$  は、式 (12) にしたがって、パラメータ  $z$  から計算される。式 (20) の  $t_q$  も同様である。

20

#### 【0228】

さらに、足し込み回路 102 は、やはり、クラス分類回路 66 から供給されるクラスコードに対応するクラスごとに、予測タップ (SD 画素)  $x_{i,k}$ 、注目画素  $y_k$ 、およびパラメータ  $z$  を用い、式 (22) の右辺のベクトルにおける、式 (21) で定義されるコンポーネント  $Y_{i,p}$  を求めるための SD 画素  $x_{i,k}$ 、注目画素  $y_k$ 、およびパラメータ  $z$  の乗算 ( $x_{i,k} t_p y_k$ ) と、サメーション ( ) に相当する演算を行う。なお、式 (21) の  $t_p$  は、式 (12) にしたがって、パラメータ  $z$  から計算される。

30

#### 【0229】

即ち、足し込み回路 102 は、前回、注目画素とされた教師データについて求められた式 (22) における左辺の行列のコンポーネント  $X_{i,p,j,q}$  と、右辺のベクトルのコンポーネント  $Y_{i,p}$  を、その内蔵するメモリ (図示せず) に記憶しており、その行列のコンポーネント  $X_{i,p,j,q}$  またはベクトルのコンポーネント  $Y_{i,p}$  に対して、新たな注目画素について、その注目画素  $y_k$ 、SD 画素  $x_{i,k}(x_{j,k})$ 、およびパラメータ  $z$  を用いて計算される、対応するコンポーネント  $x_{i,k} t_p x_{j,k} t_q$  または  $x_{i,k} t_p y_k$  をそれぞれ足し込む (式 (20) のコンポーネント  $X_{i,p,j,q}$  または式 (21) のコンポーネント  $Y_{i,p}$  におけるサメーションで表される加算を行う)。

40

#### 【0230】

そして、足し込み回路 102 は、 $1, 2, \dots, Z$  のすべての値のパラメータ  $z$  につき、学習対データベース 63 に記憶された教師データすべてを注目画素として、上述の足し込みを行うことにより、各クラスについて、式 (22) に示した正規方程式をたてると、その正規方程式を、係数種演算回路 103 に供給する。

#### 【0231】

係数種演算回路 103 は、足し込み回路 102 から供給されるクラスごとの式 (22) の正規方程式を解くことにより、各クラスごとの係数種データ  $m_n$  を求めて出力する。

#### 【0232】

50

次に、図 19 のフローチャートを参照して、図 18 の学習装置の処理（学習処理）について、説明する。

【0233】

まず最初に、ステップ S51 において、学習対生成回路 62 は、図 14 のステップ S21 における場合と同様に、学習用データベース 61 に記憶された学習用の画像データから、教師データと生徒データとをセットにした学習対データを生成し、学習対データベース 63 に供給して記憶させる。

【0234】

そして、ステップ S52 に進み、タップ決定回路 69 は、学習対データベース 63 に記憶された学習対データにおける教師データとしての HD 画素の中から、まだ注目画素としていないもののうちの 1 つを注目画素として選択し、ステップ S53 に進む。

10

【0235】

ステップ S53 では、パラメータ生成回路 101 が、パラメータ  $z$  を、初期値としての、例えば 1 にセットし、タップ決定回路 69 と足し込み回路 102 に供給して、ステップ S54 に進む。

【0236】

ステップ S54 では、タップ決定回路 69 は、図 14 のステップ S23 における場合と同様にして、注目画素についてのタップのタップ位置を表すタップ情報を生成し、クラスタップ生成回路 64 および予測タップ生成回路 65 に供給する。

【0237】

但し、ここでは、タップ決定回路 69 は、パラメータ生成回路 101 からステップ S53 で供給されるパラメータ  $z$  が表す基準値を、基準値記憶部 81（図 13）に記憶し、その基準値と一致するアクティビティのタップ生成領域を求め、そのタップ生成領域に基づくタップ位置を表すタップ情報を生成する。

20

【0238】

その後、ステップ S55 に進み、クラスタップ生成回路 64 と予測タップ生成回路 65 は、タップ決定回路 69 からのタップ情報にしたがい、注目画素についてのクラスタップと予測タップを、学習対データベース 63 に記憶された生徒データとしての SD 画素から、それぞれ生成し、そのクラスタップと予測タップを、クラス分類回路 66 と足し込み回路 102 にそれぞれ供給して、ステップ S56 に進む。

30

【0239】

ステップ S56 では、クラス分類回路 66 が、図 16 のクラス分類回路 4 における場合と同様にして、クラスタップ生成回路 64 からのクラスタップを用いて、注目画素をクラス分類し、その注目画素のクラスを表すクラスコードを、足し込み回路 102 に供給して、ステップ S57 に進む。

【0240】

ステップ S57 では、足し込み回路 102 は、学習対データベース 63 から注目画素となっている教師データである HD 画素を読み出し、その注目画素、予測タップ生成回路 65 から供給される予測タップ、パラメータ生成回路 101 が出力するパラメータ  $z$  を用い、式 (22) における左辺の行列のコンポーネント  $x_{i,k} t_p x_{j,k} t_q$  と、右辺のベクトルのコンポーネント  $x_{i,k} t_p y_k$  を計算する。さらに、足し込み回路 102 は、既に得られている行列のコンポーネントとベクトルのコンポーネントのうち、クラス分類回路 66 からのクラスコードに対応するものに対して、注目画素、予測タップ、およびパラメータ  $z$  から求められた行列のコンポーネント  $x_{i,k} t_p x_{j,k} t_q$  とベクトルのコンポーネント  $x_{i,k} t_p y_k$  をそれぞれ足し込み、ステップ S58 に進む。

40

【0241】

ステップ S58 では、パラメータ生成回路 101 が、自身が出力しているパラメータ  $z$  が、その取り得る値の最大値である  $Z$  に等しいかどうかを判定する。ステップ S58 において、パラメータ生成回路 101 が出力しているパラメータ  $z$  が最大値  $Z$  に等しくない（最大値  $Z$  未満である）と判定された場合、ステップ S59 に進み、パラメータ生成回路 10

50



1 は、パラメータ  $z$  に、例えば 1 を加算し、その加算値を新たなパラメータ  $z$  として、タップ決定回路 69 と足し込み回路 102 に出力する。そして、ステップ S54 に戻り、以下、同様の処理が繰り返される。

【0242】

即ち、この場合、ステップ S54 では、タップ決定回路 69 は、パラメータ生成回路 101 から供給される新たなパラメータ  $z$  が表す基準値を、基準値記憶部 81 (図 13) に記憶し、その基準値と一致するアクティビティのタップ生成領域を求める。さらに、タップ決定回路 69 は、そのタップ生成領域に基づくタップ位置を表すタップ情報を生成し、クラスタップ生成回路 64 と予測タップ生成回路 65 に供給して、以下、同様の処理を繰り返す。

10

【0243】

また、ステップ S58 において、パラメータ  $z$  が最大値  $Z$  に等しいと判定された場合、ステップ S60 に進み、タップ決定回路 69 が、学習対データベース 63 に、まだ、注目画素としていない教師データが記憶されているかどうかを判定する。ステップ S58 において、注目画素としていない教師データが、まだ、学習対データベース 63 に記憶されていると判定された場合、ステップ S52 に戻り、以下、同様の処理が繰り返される。

【0244】

また、ステップ S60 において、注目画素としていない教師データが、学習対データベース 63 に記憶されていないと判定された場合、足し込み回路 102 は、いままでの処理によって得られたクラスごとの式 (22) における左辺の行列と、右辺のベクトルを、係数種演算回路 103 に供給し、ステップ S61 に進む。

20

【0245】

ステップ S61 では、係数種演算回路 103 は、足し込み回路 102 から供給されるクラスごとの式 (22) における左辺の行列と右辺のベクトルによって構成されるクラスごとの正規方程式を解くことにより、各クラスごとに、係数種データ  $m_{n,z}$  を求めて出力し、処理を終了する。

【0246】

以上のようにして得られた係数種データが、図 16 の係数種 RAM 94 に記憶されている。

【0247】

ところで、図 18 の学習装置では、図 20 に示すように、教師データとしての HD 画像の HD 画素と、パラメータ  $z = 1, 2, \dots, Z$  が表す各基準値を用いて生成されたタップ情報にしたがって生徒データとしての SD 画像から生成された予測タップを構成する SD 画素とによって、式 (1) の線形 1 次式で予測される教師データ  $y$  の予測値の自乗誤差の総和を最小にする係数種データ  $m_{n,z}$  を直接求める学習が行われるが、係数種データ  $m_{n,z}$  の学習は、その他、例えば、図 21 に示すようにして行うことが可能である。

30

【0248】

図 21 の実施の形態では、まず最初に、教師データと、パラメータ  $z = 1, 2, \dots, Z$  が表す各基準値を用いて生成されたタップ情報にしたがって生徒データから生成された予測タップを構成する SD 画素とによって、式 (1) の線形 1 次予測式で予測される教師データ  $y$  の予測値の自乗誤差の総和を最小にするタップ係数  $w_n$  が、パラメータ  $z$  の値 (ここでは、 $z = 1, 2, \dots, Z$ ) ごとに求められる。

40

【0249】

即ち、図 21 では、パラメータ  $z$  の各値 ( $z = 1, 2, \dots, Z$ ) について、クラスごとに、式 (8) の正規方程式をたて、さらに、その正規方程式を解くことで、式 (4) の自乗誤差の総和を最小にするクラスごとのタップ係数  $w_n$  が、パラメータ  $z$  の各値について求められる。

【0250】

さらに、図 21 の実施の形態では、求められたタップ係数  $w_n$  を教師データとするとともに、パラメータ  $z = 1, 2, \dots, Z$  を生徒データとして、式 (13) によって係数種データ  $m_{n,z}$ 、並びに生徒データであるパラメータ  $z$  に対応する変数  $t_m$  から予測される教

50

師データとしてのタップ係数  $w_n$  の予測値の自乗誤差の総和を最小にする係数種データ  $m, n$  を求める学習が行われる。

【 0 2 5 1 】

即ち、タップ係数は、上述の式 ( 1 3 ) により、係数種データ  $m, n$  と、パラメータ  $z$  に対応する変数  $t_m$  とから求められるが、いま、この式 ( 1 3 ) によって求められるタップ係数を、 $w_n'$  と表すこととすると、次の式 ( 2 3 ) で表される、式 ( 4 ) の自乗誤差の総和を最小にするタップ係数 ( 以下、適宜、最適なタップ係数という )  $w_n$  と式 ( 1 3 ) により求められるタップ係数  $w_n'$  との誤差  $e_n$  を 0 とする係数種データ  $n, m$  が、最適なタップ係数  $w_n$  を求めるのに最適なものとなるが、すべてのタップ係数  $w_n$  について、そのような係数種データ  $n, m$  を求めることは、一般には困難である。

10

【 0 2 5 2 】

【数 2 3 】

$$e_n = w_n - w_n'$$

・ ・ ・ ( 2 3 )

【 0 2 5 3 】

ここで、式 ( 2 3 ) は、式 ( 1 3 ) によって、次式のように変形することができる。

【 0 2 5 4 】

【数 2 4 】

$$e_n = w_n - \left( \sum_{m=1}^M \beta_{m,n} t_m \right)$$

20

・ ・ ・ ( 2 4 )

【 0 2 5 5 】

そこで、係数種データ  $n, m$  が最適なものであることを表す規範として、例えば、やはり、最小自乗法を採用することとすると、最適な係数種データ  $n, m$  は、次式で表される、式 ( 2 3 ) の誤差  $e_n$  の自乗誤差の総和  $E$  を最小にすることで求めることができる。

【 0 2 5 6 】

【数 2 5 】

$$E = \sum_{n=1}^N e_n^2$$

30

・ ・ ・ ( 2 5 )

【 0 2 5 7 】

式 ( 2 5 ) の自乗誤差の総和  $E$  の最小値 ( 極小値 ) は、式 ( 2 6 ) に示すように、総和  $E$  を係数種データ  $n, m$  で偏微分したものを 0 とする  $n, m$  によって与えられる。

【 0 2 5 8 】

【数 2 6 】

$$\frac{\partial E}{\partial \beta_{m,n}} = \sum_{m=1}^M 2 \frac{\partial e_n}{\partial \beta_{m,n}} \cdot e_n = 0$$

40

・ ・ ・ ( 2 6 )

【 0 2 5 9 】

式 ( 2 4 ) を、式 ( 2 6 ) に代入することにより、次式が得られる。

【 0 2 6 0 】

【数 2 7 】

$$\sum_{m=1}^M t_m \left( w_n - \left( \sum_{m=1}^M \beta_{m,n} t_m \right) \right) = 0$$

・ ・ ・ ( 2 7 )

50

【 0 2 6 1 】

いま、 $X_{i,j}$  と  $Y_i$  を、式 ( 2 8 ) と ( 2 9 ) に示すように定義する。

【 0 2 6 2 】

【数 2 8 】

$$X_{i,j} = \sum_{z=1}^Z t_i t_j \quad (i=1, 2, \dots, M; j=1, 2, \dots, M)$$

・・・ ( 2 8 )

【数 2 9 】

$$Y_i = \sum_{z=1}^Z t_i w_n$$

・・・ ( 2 9 )

【 0 2 6 3 】

この場合、式 ( 2 7 ) は、 $X_{i,j}$  と  $Y_i$  を用いた式 ( 3 0 ) に示す正規方程式で表すことができる。

【 0 2 6 4 】

【数 3 0 】

$$\begin{bmatrix} X_{1,1} & X_{1,2} & \cdots & X_{1,M} \\ X_{2,1} & X_{2,2} & \cdots & X_{2,M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ X_{M,1} & X_{M,2} & \cdots & X_{M,M} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_{1,n} \\ \beta_{2,n} \\ \vdots \\ \beta_{M,n} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_M \end{bmatrix}$$

・・・ ( 3 0 )

【 0 2 6 5 】

式 ( 3 0 ) の正規方程式も、例えば、掃き出し法 ( Gauss-Jordan の消去法 ) などを用いることにより、係数種データ  $n, m$  について解くことができる。

【 0 2 6 6 】

次に、図 2 2 は、式 ( 3 0 ) の正規方程式をたてて解くことにより係数種データ  $n, m$  を求める学習を行う学習装置の一実施の形態の構成例を示している。なお、図中、図 1 8 における場合と対応する部分については、同一の符号を付してあり、以下では、その説明は、適宜省略する。即ち、図 2 2 の学習装置は、足し込み回路 1 0 2 および係数種演算回路 1 0 3 に代えて、足し込み回路 1 1 1、タップ係数演算回路 1 1 2、足し込み回路 1 1 3、および係数種演算回路 1 1 4 が設けられている他は、図 1 8 における場合と同様に構成されている。

【 0 2 6 7 】

足し込み回路 1 1 1 には、学習対データベースに記憶された注目画素としての教師データ、予測タップ生成回路 6 5 が出力する注目画素についての予測タップ、クラス分類回路 6 6 が出力する注目画素についてのクラスコード、およびパラメータ生成回路 1 0 1 が出力するパラメータ  $z$  が供給される。足し込み回路 1 1 1 は、学習対データベース 6 3 から、注目画素を読み出し、その注目画素と、予測タップ生成回路 6 5 から供給される注目画素について生成された予測タップを構成する SD 画素とを対象とした足し込みを、クラス分類回路 6 6 から供給されるクラスコードごとに、かつパラメータ生成回路 1 0 1 が出力するパラメータ  $z$  の値ごとに行う。

【 0 2 6 8 】

即ち、足し込み回路 1 1 1 には、学習対データベース 6 3 に記憶された教師データ  $y_k$ 、予測タップ生成回路 6 5 が出力する予測タップ  $x_{n,k}$ 、クラス分類回路 6 6 が出力するクラスコード、およびパラメータ生成回路 1 0 1 が出力する、予測タップ  $x_{n,k}$  を生成する

10

20

30

40

50

のに用いられたパラメータ  $z$  が供給される。

【0269】

そして、足し込み回路 111 は、クラス分類回路 66 から供給されるクラスコードに対応するクラスごとに、かつパラメータ生成回路 101 が出力するパラメータ  $z$  の値ごとに、予測タップ  $x_{n,k}$  を用い、式 (8) の左辺の行列における生徒データ  $x_{n,k}$  の乗算 ( $x_{n,k} \times x_{n',k}$ ) と、サメーション ( ) に相当する演算を行う。

【0270】

さらに、足し込み回路 111 は、やはり、クラス分類回路 66 から供給されるクラスコードに対応するクラスごとに、かつパラメータ生成回路 101 が出力するパラメータ  $z$  の値ごとに、予測タップ  $x_{n,k}$  と教師データ  $y_k$  を用い、式 (8) の右辺のベクトルにおける生徒データ  $x_{n,k}$  および教師データ  $y_k$  の乗算 ( $x_{n,k} y_k$ ) と、サメーション ( ) に相当する演算を行う。

10

【0271】

即ち、足し込み回路 111 は、前回、注目画素とされた教師データについて求められた式 (8) における左辺の行列のコンポーネント ( $x_{n,k} x_{n',k}$ ) と、右辺のベクトルのコンポーネント ( $x_{n,k} y_k$ ) を、その内蔵するメモリ (図示せず) に記憶しており、その行列のコンポーネント ( $x_{n,k} x_{n',k}$ ) またはベクトルのコンポーネント ( $x_{n,k} y_k$ ) に対して、新たに注目画素とされた教師データについて、その注目画素  $y_{k+1}$  および予測タップ  $x_{n,k+1}$  を用いて計算される、対応するコンポーネント  $x_{n,k+1} x_{n',k+1}$  または  $x_{n,k+1} y_{k+1}$  を足し込む (式 (8) のサメーションで表される加算を行う)。

20

【0272】

そして、足し込み回路 111 は、学習対データベース 63 に記憶された教師データすべてを注目画素として、上述の足し込みを行うことにより、各クラスについて、パラメータ  $z$  の各値ごとに、式 (8) に示した正規方程式をたてると、その正規方程式を、タップ係数演算回路 112 に供給する。

【0273】

タップ係数演算回路 112 は、足し込み回路 111 から供給される各クラスについての、パラメータ  $z$  の値ごとの正規方程式を解くことにより、各クラスについて、パラメータ  $z$  の値ごとの最適なタップ係数  $w_n$  を求め、足し込み回路 113 に供給する。

【0274】

30

足し込み回路 113 は、各クラスごとに、パラメータ  $z$  (に対応する変数  $t_m$ ) と、最適なタップ係数  $w_n$  を対象とした足し込みを行う。

【0275】

即ち、足し込み回路 113 は、パラメータ  $z$  から式 (12) によって求められる変数  $t_i$  ( $t_j$ ) を用い、式 (30) の左辺の行列における、式 (28) で定義されるコンポーネント  $x_{i,j}$  を求めるためのパラメータ  $z$  に対応する変数  $t_i$  ( $t_j$ ) どの乗算 ( $t_i t_j$ ) と、サメーション ( ) に相当する演算を、クラスごとに行う。

【0276】

ここで、コンポーネント  $x_{i,j}$  は、パラメータ  $z$  によってのみ決まるものであり、注目画素のクラスとは関係がないので、コンポーネント  $x_{i,j}$  の計算は、実際には、クラスごとに行う必要はなく、1 回行うだけで済む。

40

【0277】

さらに、足し込み回路 113 は、パラメータ  $z$  から式 (12) によって求められる変数  $t_i$  と、最適なタップ係数  $w_n$  とを用い、式 (30) の右辺のベクトルにおける、式 (29) で定義されるコンポーネント  $y_i$  を求めるためのパラメータ  $z$  に対応する変数  $t_i$  および最適なタップ係数  $w_n$  の乗算 ( $t_i w_n$ ) と、サメーション ( ) に相当する演算を、クラスごとに行う。

【0278】

足し込み回路 113 は、各クラスごとに、式 (28) で表されるコンポーネント  $x_{i,j}$  と、式 (29) で表されるコンポーネント  $y_i$  を求めることにより、各クラスについて、式

50

(30)の正規方程式をたてると、その正規方程式を、係数種演算回路114に供給する。

【0279】

係数種演算回路114は、足し込み回路113から供給されるクラスごとの式(30)の正規方程式を解くことにより、各クラスごとの係数種データ $m_{i,n}$ を求めて出力する。

【0280】

次に、図23のフローチャートを参照して、図22の学習装置の処理(学習処理)について説明する。

【0281】

まず最初に、ステップS71において、学習対生成回路62は、図19のステップS51における場合と同様に、学習用データベース61に記憶された学習用の画像データから、教師データと生徒データとをセットにした学習対データを生成し、学習対データベース63に供給して記憶させる。

10

【0282】

そして、ステップS72に進み、タップ決定回路69は、学習対データベース63に記憶された学習対データにおける教師データとしてのHD画素の中から、まだ注目画素としていないもののうちの1つを注目画素として選択し、ステップS73に進む。

【0283】

ステップS73では、パラメータ生成回路101が、パラメータ $z$ を、初期値としての、例えば1にセットし、タップ決定回路69と足し込み回路111に供給して、ステップS74に進む。

20

【0284】

ステップS74では、タップ決定回路69は、図19のステップS54における場合と同様にして、注目画素についてのタップのタップ位置を表すタップ情報を生成し、クラスタップ生成回路64および予測タップ生成回路65に供給する。

【0285】

即ち、タップ決定回路69は、パラメータ生成回路101からステップS73で供給されるパラメータ $z$ が表す基準値を、基準値記憶部81(図13)に記憶し、その基準値と一致するアクティビティのタップ生成領域を求め、そのタップ生成領域に基づくタップ位置を表すタップ情報を生成する。

30

【0286】

その後、ステップS75に進み、クラスタップ生成回路64と予測タップ生成回路65は、タップ決定回路69からのタップ情報にしたがい、注目画素についてのクラスタップと予測タップを、学習対データベース63に記憶された生徒データとしてのSD画素から、それぞれ生成し、そのクラスタップと予測タップを、クラス分類回路66と足し込み回路111にそれぞれ供給して、ステップS76に進む。

【0287】

ステップS76では、クラス分類回路66が、図16のクラス分類回路4における場合と同様にして、クラスタップ生成回路64からのクラスタップを用いて、注目画素をクラス分類し、その注目画素のクラスを表すクラスコードを、足し込み回路111に供給して、ステップS77に進む。

40

【0288】

ステップS77では、足し込み回路111は、学習対データベース63から注目画素となっている教師データであるHD画素を読み出し、パラメータ生成回路101から供給されるパラメータ $z$ について、注目画素 $y_k$ と、予測タップ生成回路65から供給される予測タップ $x_{n,k}$ とを用いて計算される、式(8)における左辺の行列のコンポーネント $x_{n,k}$ 、 $x_{n',k}$ と、右辺のベクトルのコンポーネント $x_{n,k}y_k$ を計算する。さらに、足し込み回路111は、既に得られている行列のコンポーネントとベクトルのコンポーネントのうち、クラス分類回路66からのクラスコードに対応するものに対して、注目画素および予測タップから求められた行列のコンポーネント $x_{n,k}$ 、 $x_{n',k}$ とベクトルのコンポーネント $x_{n,k}$

50

$y_k$ を足し込み、ステップS 7 8に進む。

【0 2 8 9】

ステップS 7 8では、パラメータ生成回路1 0 1が、自身が出力しているパラメータ $z$ が、その取り得る値の最大値である $Z$ に等しいかどうかを判定する。ステップS 7 8において、パラメータ生成回路1 0 1が出力しているパラメータ $z$ が最大値 $Z$ に等しくない（最大値 $Z$ 未満である）と判定された場合、ステップS 7 9に進み、パラメータ生成回路1 0 1は、パラメータ $z$ に、例えば1を加算し、その加算値を新たなパラメータとして、タップ決定回路6 9と足し込み回路1 1 1に出力する。そして、ステップS 7 4に戻り、以下、同様の処理が繰り返される。

【0 2 9 0】

即ち、この場合、ステップS 7 4では、タップ決定回路6 9は、ステップS 7 9で、パラメータ生成回路1 0 1から供給される新たなパラメータ $z$ が表す基準値を、基準値記憶部8 1（図1 3）に記憶し、その基準値と一致するアクティビティのタップ生成領域を求める。さらに、タップ決定回路6 9は、そのタップ生成領域に基づくタップ位置を表すタップ情報を生成し、クラスタップ生成回路6 4と予測タップ生成回路6 5に供給して、以下、同様の処理を繰り返す。

【0 2 9 1】

また、ステップS 7 8において、パラメータ $z$ が最大値 $Z$ に等しいと判定された場合、ステップS 8 0に進み、タップ決定回路6 9が、学習対データベース6 3に、まだ、注目画素としていない教師データが記憶されているかどうかを判定する。ステップS 7 8において、注目画素としていない教師データが、まだ、学習対データベース6 3に記憶されていると判定された場合、ステップS 7 2に戻り、以下、同様の処理が繰り返される。

【0 2 9 2】

また、ステップS 8 0において、注目画素としていない教師データが、学習対データベース6 3に記憶されていないと判定された場合、足し込み回路1 1 1は、いままでの処理によって得られた、パラメータ $z$ の各値についての、クラスごとの式（8）における左辺の行列と、右辺のベクトルを、タップ係数演算回路1 1 2に供給し、ステップS 8 1に進む。

【0 2 9 3】

ステップS 8 1では、タップ係数演算回路1 1 2は、足し込み回路1 1 1から供給される、パラメータ $z$ の各値についての、クラスごとの式（8）における左辺の行列と右辺のベクトルによって構成される正規方程式を解くことにより、パラメータ $z$ の各値について、各クラスごとのタップ係数 $w_n$ を求める。さらに、タップ係数演算回路1 1 2は、そのパラメータ $z$ の各値について、各クラスごとのタップ係数 $w_n$ を、足し込み回路1 1 3に供給して、ステップS 8 2に進む。

【0 2 9 4】

ステップS 8 2では、足し込み回路1 1 3は、タップ係数演算回路1 1 2から供給される、パラメータ $z$ の各値についての、各クラスごとのタップ係数 $w_n$ と、そのパラメータ $z$ とを対象として、式（3 0）における、式（2 8）で定義されるコンポーネント $X_{i,j}$ と、式（2 9）で定義されるコンポーネント $Y_i$ を求めるための足し込みを行う。

【0 2 9 5】

即ち、ステップS 8 2では、足し込み回路1 1 3は、パラメータ $z$ の各値について、式（1 2）によって求められる変数 $t_i(t_j)$ を用い、式（3 0）の左辺の行列における、式（2 8）で定義されるコンポーネント $X_{i,j}$ を求めるためのパラメータ $z$ に対応する変数 $t_i(t_j)$ どうしの乗算 $(t_i t_j)$ と、サメーション（ ）に相当する演算を行う。さらに、ステップS 8 2では、足し込み回路1 1 3は、パラメータ $z$ の各値から式（1 2）によって求められる変数 $t_i$ と、そのパラメータ $z$ の各値についての、タップ係数演算回路1 1 2からのタップ係数 $w_n$ とを用い、式（3 0）の右辺のベクトルにおける、式（2 9）で定義されるコンポーネント $Y_i$ を求めるためのパラメータ $z$ に対応する変数 $t_i$ および最適なタップ係数 $w_n$ の乗算 $(t_i w_n)$ と、サメーション（ ）に相当する演算を、クラ

10

20

30

40

50

スごとに行う。

【0296】

足し込み回路113は、各クラスごとに、式(28)で表されるコンポーネント $X_{i,j}$ と、式(29)で表されるコンポーネント $Y_i$ を求め、これにより、各クラスについて、式(30)の正規方程式をたてると、その正規方程式を、係数種演算回路114に供給し、ステップS82からS83に進む。

【0297】

ステップS83では、係数種演算回路114は、足し込み回路113から供給されるクラスごとの式(30)の正規方程式を解くことにより、各クラスごとの係数種データ $m_{i,n}$ を求めて出力し、処理を終了する。

10

【0298】

以上のようにして得られた係数種データが、図16の係数種RAM94に記憶されている。

【0299】

ここで、図16の画像処理装置においては、例えば、係数種RAM94を設けずに、図22のタップ係数演算回路112が出力するパラメータ $z$ の各値ごとの最適なタップ係数 $w_n$ を係数RAM5に記憶させておき、パラメータメモリ92に記憶されたパラメータ $z$ に応じて、係数RAM5に記憶された最適なタップ係数を選択して用いるようにすることも可能である。但し、この場合、係数RAM5として、パラメータ $z$ が取り得る離散値の数に比例した大きな容量のメモリが必要となる。これに対して、係数種RAM94を設け、係数種データを記憶させておく場合には、係数種RAM94の記憶容量は、パラメータ $z$ が取り得る値の数に依存しないので、係数種RAM94として、小さな容量のメモリを採用することができる。さらに、係数種データ $m_{i,n}$ を記憶させておく場合には、その係数種データ $m_{i,n}$ と、パラメータ $z$ の値とから、式(11)によりタップ係数 $w_n$ が生成されることから、パラメータ $z$ の値に応じた、いわば連続的なタップ係数 $w_n$ を得ることができる。

20

【0300】

次に、上述した一連の処理は、ハードウェアにより行うこともできるし、ソフトウェアにより行うこともできる。一連の処理をソフトウェアによって行う場合には、そのソフトウェアを構成するプログラムが、汎用のコンピュータ等にインストールされる。

【0301】

そこで、図24は、上述した一連の処理を実行するプログラムがインストールされるコンピュータの一実施の形態の構成例を示している。

30

【0302】

プログラムは、コンピュータに内蔵されている記録媒体としてのハードディスク205やROM203に予め記録しておくことができる。

【0303】

あるいはまた、プログラムは、フレキシブルディスク、CD-ROM(Compact Disc Read Only Memory)、MO(Magneto Optical)ディスク、DVD(Digital Versatile Disc)、磁気ディスク、半導体メモリなどのリムーバブル記録媒体211に、一時的あるいは永続的に格納(記録)しておくことができる。このようなリムーバブル記録媒体211は、いわゆるパッケージソフトウェアとして提供することができる。

40

【0304】

なお、プログラムは、上述したようなリムーバブル記録媒体211からコンピュータにインストールする他、ダウンロードサイトから、デジタル衛星放送用の人工衛星を介して、コンピュータに無線で転送したり、LAN(Local Area Network)、インターネットといったネットワークを介して、コンピュータに有線で転送し、コンピュータでは、そのようにして転送されてくるプログラムを、通信部208で受信し、内蔵するハードディスク205にインストールしたりすることができる。

【0305】

コンピュータは、CPU(Central Processing Unit)202を内蔵している。CPU202には、バス201を介して、入出力インタフェース210が接続されており、CPU202は、

50

入出力インタフェース 210 を介して、ユーザによって、キーボードや、マウス、マイク等で構成される入力部 207 が操作等されることにより指令が入力されると、それにしたがって、ROM(Read Only Memory) 203 に格納されているプログラムを実行する。あるいは、また、CPU 202 は、ハードディスク 205 に格納されているプログラム、衛星若しくはネットワークから転送され、通信部 208 で受信されてハードディスク 205 にインストールされたプログラム、またはドライブ 209 に装着されたリムーバブル記録媒体 211 から読み出されてハードディスク 205 にインストールされたプログラムを、RAM(Random Access Memory) 204 にロードして実行する。これにより、CPU 202 は、上述したフローチャートにしたがった処理、あるいは上述したブロック図の構成により行われる処理を行う。そして、CPU 202 は、その処理結果を、必要に応じて、例えば、入出力インタフェース 210 を介して、LCD(Liquid Crystal Display)やスピーカ等で構成される出力部 206 から出力、あるいは、通信部 208 から送信、さらには、ハードディスク 205 に記録等させる。

10

#### 【0306】

ここで、本明細書において、コンピュータに各種の処理を行わせるためのプログラムを記述する処理ステップは、必ずしもフローチャートとして記載された順序に沿って時系列に処理する必要はなく、並列的あるいは個別に実行される処理（例えば、並列処理あるいはオブジェクトによる処理）も含むものである。

#### 【0307】

また、プログラムは、1のコンピュータにより処理されるものであっても良いし、複数のコンピュータによって分散処理されるものであっても良い。さらに、プログラムは、遠方のコンピュータに転送されて実行されるものであっても良い。

20

#### 【0308】

なお、本実施の形態では、本発明を、SD画像データをHD画像データに変換する場合を例に説明したが、本発明は、その他、例えば、音声データを、より高音質の音声データに変換する場合にも適用可能である。なお、音声データを対象とする場合には、タップ生成領域として、所定の統計量が所定の基準値に一致する区間が、音声データのサンプル点の間隔より短い単位で求められることになる。

#### 【0309】

さらに、本発明は、SD画像データを、その画素数を多くしたHD画像データ、即ち、空間解像度を向上させたHD画像データに変換したり、時間方向の解像度（フレームまたはフィールド数）を向上させたHD画像データや、レベル方向の解像度（画素値に割り当てられたビット数）を向上させたHD画像データに変換したりする場合の他、例えば、画像を拡大する場合などにも適用可能である。

30

#### 【0310】

また、本実施の形態では、クラスタップおよび予測タップのいずれもタップ情報にしたがって生成するようにしたが、クラスタップまたは予測タップのうちのいずれか一方は、タップ情報に無関係に、固定のタップ構造とすることが可能である。

#### 【0311】

さらに、本実施の形態では、画像を変換する画像処理装置と、その画像処理装置で用いるクラスごとのタップ係数または係数種データを学習する学習装置とを、別々の装置として構成するようにしたが、画像処理装置と学習装置とは一体的に構成することも可能である。そして、この場合、学習装置には、リアルタイムで学習を行わせ、画像処理装置で用いるタップ係数を、リアルタイムで更新させるようにすることが可能である。

40

#### 【0312】

また、本実施の形態では、係数RAM 5 に、あらかじめクラスごとのタップ係数を記憶させておくようにしたが、このタップ係数は、例えば、SD画像とともに、画像処理装置に供給するようにすることも可能である。同様に、基準値についても、基準値記憶部 11（図7）に記憶させておく、あるいは、操作部 91 から入力するのではなく、SD画像とともに、画像処理装置に供給するようにすることが可能である。

50



## 【0313】

さらに、本実施の形態では、クラスタップおよび予測タップのタップ構造を決定するタップ生成領域を、いわば平面的な形状の領域として、1フレームのSD画像上において求めるようにしたが、タップ生成領域は、いわば立体的な形状の領域として、連続した複数フレームのSD画像上において求めるようにすることが可能である。

## 【0314】

また、本実施の形態では、式(1)の1次式によって、HD画素を求めるようにしたが、HD画素は、2次以上の式によって、求めるようにすることも可能である。

## 【0315】

なお、図1や図16の画像処理装置は、例えば、テレビジョン放送信号を受信して画像を表示するテレビジョン受像機や、DVDから画像データを再生して出力するDVD再生装置、ビデオテープから画像データを再生して出力するVTRその他の画像を処理する装置などに適用可能である。

10

## 【0316】

## 【発明の効果】

以上の如く、本発明によれば、データを、より品質の良いデータに変換する際の、その変換性能を向上させることが可能となる。

## 【図面の簡単な説明】

【図1】本発明を適用した画像処理装置の一実施の形態の構成例を示すブロック図である。

20

【図2】タップ生成領域を説明する図である。

【図3】タップ生成領域に基づいて決定されるタップ位置を示す図である。

【図4】タップ生成領域に基づいて決定されたタップ位置と、実際のSD画素との位置関係を示す図である。

【図5】仮想画素の生成方法を説明する図である。

【図6】画像処理装置の処理を説明するフローチャートである。

【図7】タップ決定回路7の構成例を示すブロック図である。

【図8】タップ決定回路7の処理を説明するフローチャートである。

【図9】タップ決定回路7の処理を説明するための図である。

【図10】タップ決定回路7において求められるタップ生成領域を示す図である。

30

【図11】タップ生成領域とタップ位置を示す図である。

【図12】本発明を適用した学習装置の一実施の形態の構成例を示すブロック図である。

【図13】タップ決定回路69の構成例を示すブロック図である。

【図14】学習装置の処理を説明するフローチャートである。

【図15】タップ生成領域の領域サイズsと、そのアクティビティAとの関係を示す図である。

【図16】本発明を適用した画像処理装置の他の実施の形態の構成例を示すブロック図である。

【図17】画像処理装置の処理を説明するフローチャートである。

【図18】本発明を適用した学習装置の他の実施の形態の構成例を示すブロック図である。

40

【図19】学習装置の処理を説明するフローチャートである。

【図20】係数種データの第1の学習方法を説明する図である。

【図21】係数種データの第2の学習方法を説明する図である。

【図22】本発明を適用した学習装置のさらに他の実施の形態の構成例を示すブロック図である。

【図23】学習装置の処理を説明するフローチャートである。

【図24】本発明を適用したコンピュータの一実施の形態の構成例を示すブロック図である。

## 【符号の説明】

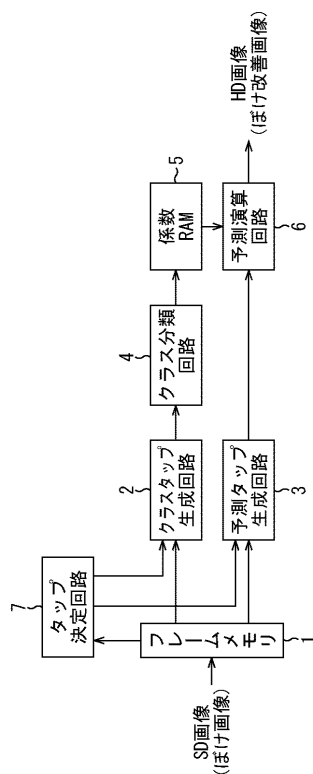
50

1 フレームメモリ, 2 クラスタップ生成回路, 3 予測タップ生成回路, 4 クラス分類回路, 5 係数RAM, 6 予測演算回路, 11 画素値記憶部, 12 アクティビティ算出回路, 13 タップ生成領域決定回路, 61 学習用データベース, 62 学習対生成回路, 63 学習対データベース, 64 クラスタップ生成回路, 65 予測タップ生成回路, 66 クラス分類回路, 67 足し込み回路, 68 タップ係数演算回路, 81 画素値記憶部, 82 アクティビティ算出回路, 83 タップ生成領域決定回路, 91 操作部, 92 パラメータメモリ, 93 係数生成回路, 94 係数種RAM, 101 パラメータ生成回路, 102 足し込み回路, 103 係数種演算回路, 111 足し込み回路, 112 タップ係数演算回路, 113 足し込み回路, 114 係数種演算回路, 201 バス, 202 CPU, 203 ROM, 204 RAM, 205 ハードディスク, 206 出力部, 207 入力部, 208 通信部, 209 ドライブ, 210 入出力インタフェース, 211 リムーバブル記録媒体

10

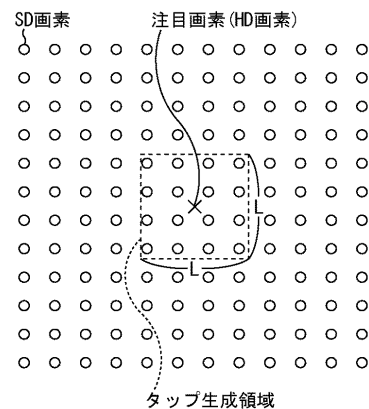
【図1】

図1



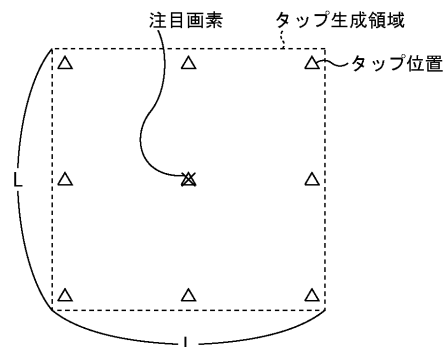
【図2】

図2



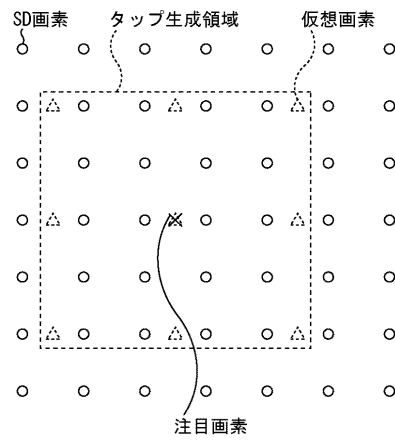
【図3】

図3



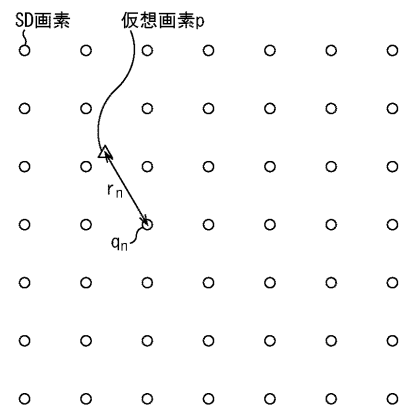
【図 4】

図4



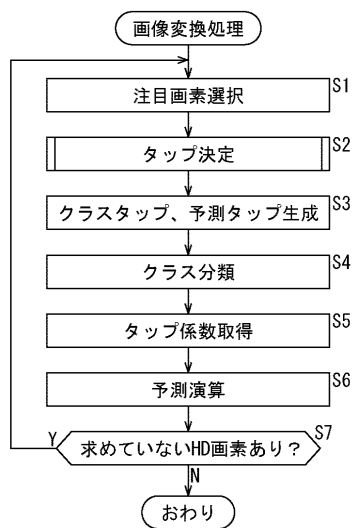
【図 5】

図5



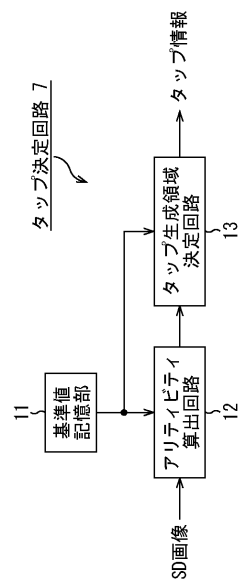
【図 6】

図6



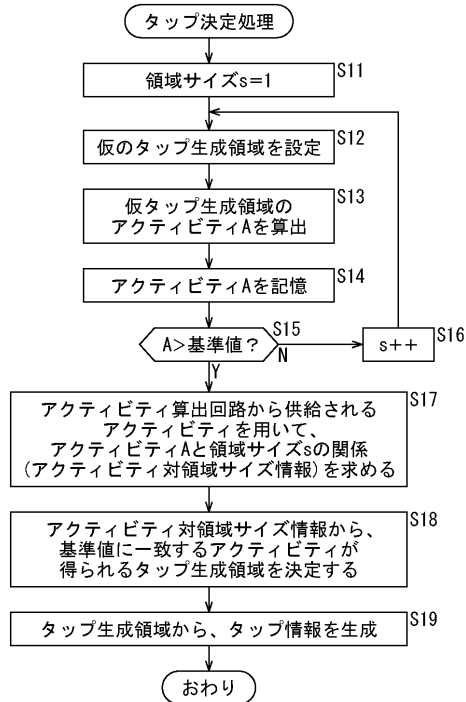
【図 7】

図7



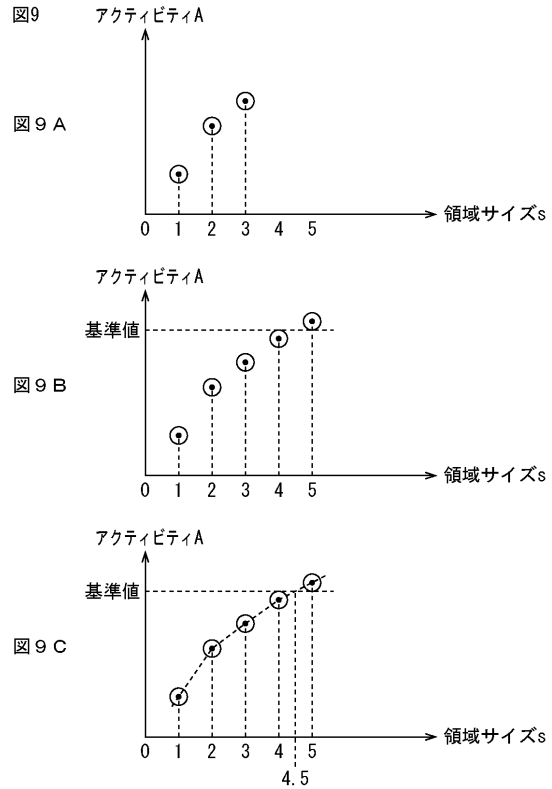
【図 8】

図8



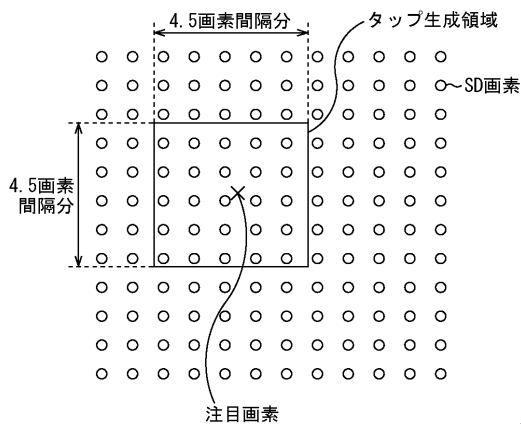
【図 9】

図9



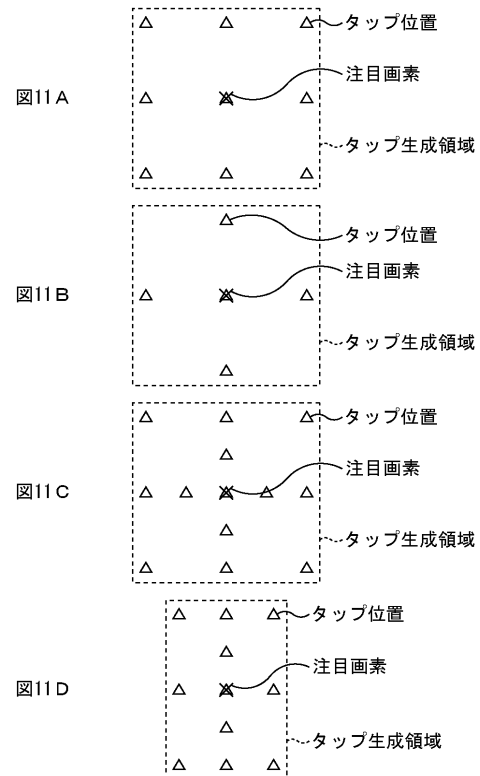
【図 10】

図10



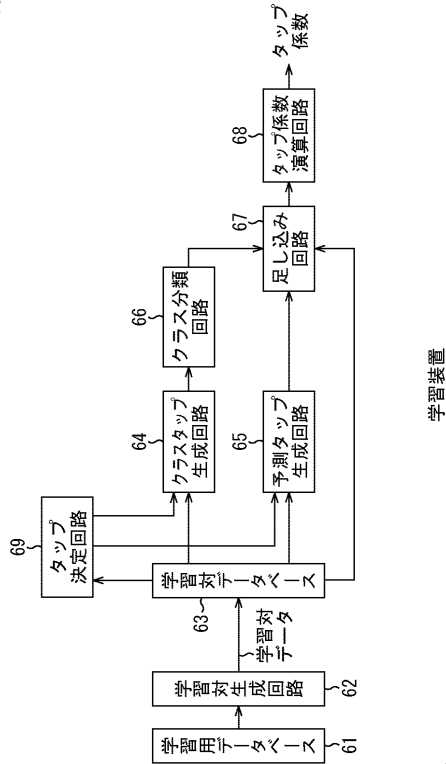
【図 11】

図11



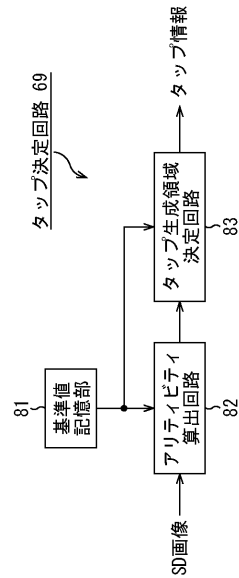
【図 1 2】

図12



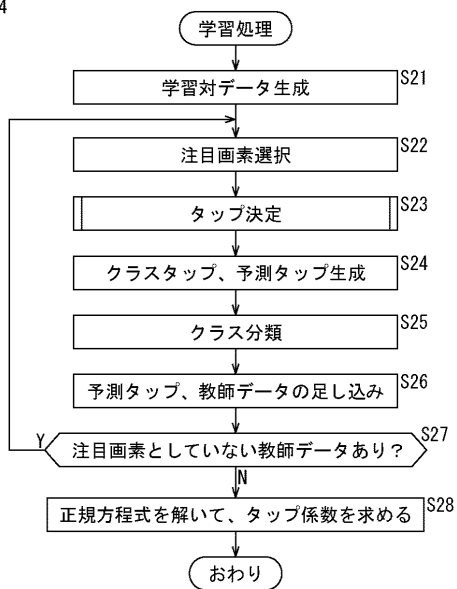
【図 1 3】

図13



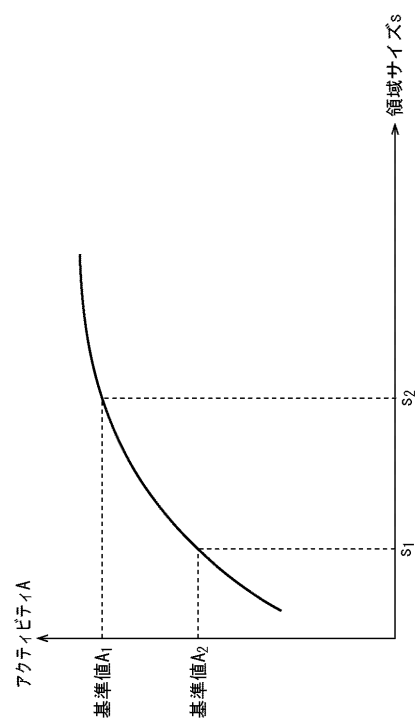
【図 1 4】

図14



【図 1 5】

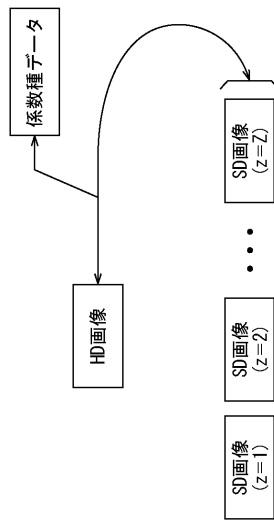
図15





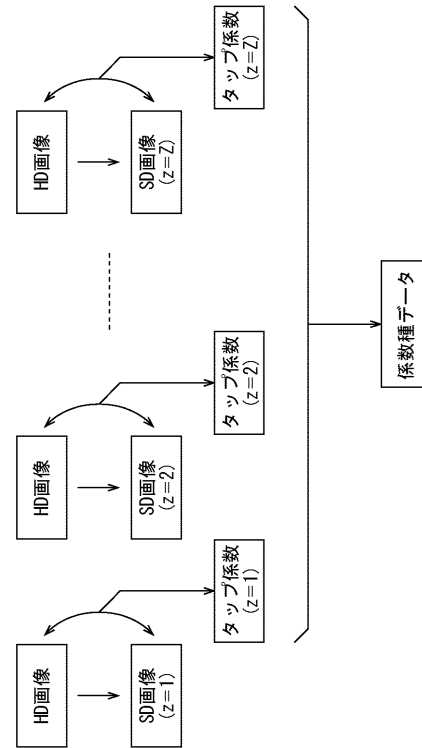
【 図 2 0 】

図20



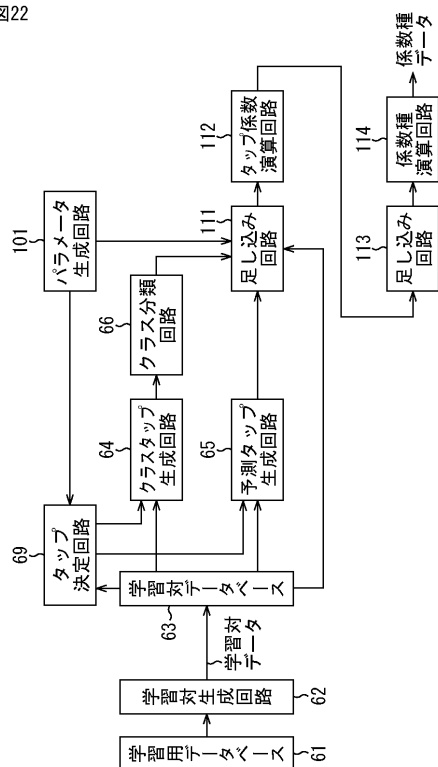
【 図 2 1 】

図21



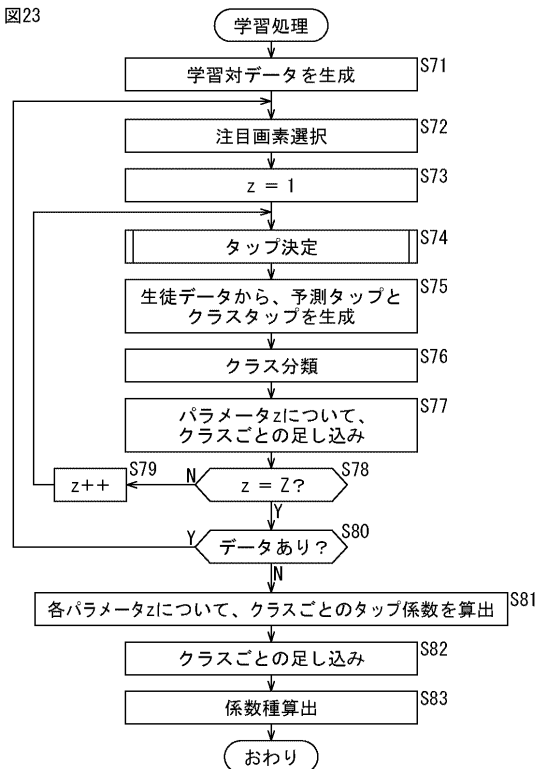
【 ㄨ 2 2 】

图22



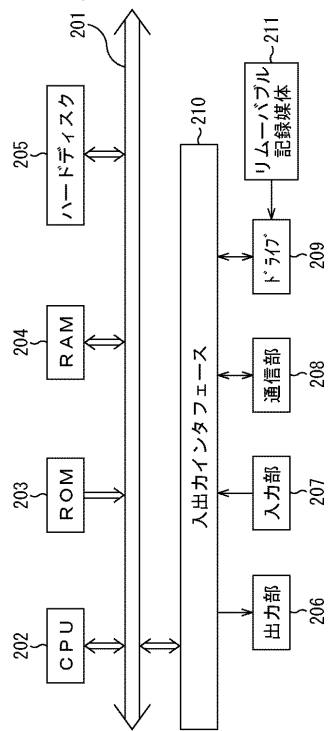
【 図 2 3 】

図23



時報

【図24】  
図24



コンピュータ



---

フロントページの続き

(58)調査した分野(Int.Cl. , D B 名)

G06N	3/00
G06T	1/00
G06T	7/00
H04N	7/01