

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B2)

(11) 特許番号
特許第4219552号
(P4219552)

(45) 発行日 平成21年2月4日(2009.2.4)

(24) 登録日 平成20年11月21日(2008.11.21)

(51) Int.Cl.
H03M 7/30 (2006.01)

F I
H03M 7/30 Z

請求項の数 8 (全 40 頁)

(21) 出願番号	特願2000-505594 (P2000-505594)	(73) 特許権者	500093432
(86) (22) 出願日	平成10年7月30日 (1998.7.30)		ユニヴァーシティ オブ カリフォルニア
(65) 公表番号	特表2001-512298 (P2001-512298A)		パークレイ
(43) 公表日	平成13年8月21日 (2001.8.21)		アメリカ合衆国 カリフォルニア州 94
(86) 国際出願番号	PCT/US1998/015767		720-1620 パークレイ シャタッ
(87) 国際公開番号	W01999/006941		ク アベニュー 2150 スイート 5
(87) 国際公開日	平成11年2月11日 (1999.2.11)		10オフィス オブ テクノロジー ライ
審査請求日	平成17年6月22日 (2005.6.22)		センシング
(31) 優先権主張番号	60/054,399	(74) 代理人	100059959
(32) 優先日	平成9年7月31日 (1997.7.31)		弁理士 中村 稔
(33) 優先権主張国	米国 (US)	(74) 代理人	100067013
			弁理士 大塚 文昭
		(74) 代理人	100082005
			弁理士 熊倉 禎男

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 画像及び信号処理のための装置及び方法

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項 1】

所望の信号構成要素に所望されない汚染構成要素を加えたものを表す入力データ $X(v)$ のセットを処理する方法において、

信号構成要素の総体平均パワースペクトル $\langle |K_S(v)|^2 \rangle$ を得る段階と、

汚染構成要素の総体平均パワースペクトル $\langle |K_N(v)|^2 \rangle$ を得る段階と、

項 $B^2 = \langle |K_N(v)|^2 \rangle / \langle |K_S(v)|^2 \rangle$ を形成する段階と、

フィルター関数 $W(v)$ 、但し $|W(v)| = [1 + b^2 B(v)^2]^{-1}$ 、且つ b は正、を形成する段階と、

項 $U(v)$ 、但し $|U(v)| = [W(v)(1 - W(v))]^{1/2}$ 、を形成する段階と、

結果 $U(v)X(v)$ を形成するために $X(v)$ を処理する段階とから成ることを特徴とする方法。

【請求項 2】

上記信号構成要素の総体平均パワースペクトルを得る段階が入力データのセットの信号構成要素を表すと知られているデータのセットを平均する段階を更に含むことを特徴とする、上記請求項 1 に記載の方法。

【請求項 3】

上記汚染構成要素の総体平均パワースペクトルを得る段階が (i) 汚染構成要素に関するモデルを仮定し、その総体平均パワースペクトルを決める段階と、 (ii) 白色雑音を

10

20

表す汚染構成要素に関するモデルを仮定する段階とから成る群から選ばれた少なくとも1つの段階を更に含むことを特徴とする上記請求項1に記載の方法。

【請求項4】

(i) 所望の信号処理技法を適用することにより結果 $U(v) X(v)$ を更に処理する段階と、(ii) 結果 $U(v) X(v)$ を量子化する段階とから成る群から選ばれた少なくとも1つの段階を更に含むことを特徴とする、上記請求項1に記載の方法。

【請求項5】

結果 $U(v) X(v)$ を量子化する段階を更に含み、上記量子化する段階が、(i) 結果を結果の総体平均確率密度関数より求められる基準値のセットと比較し、基準値のセットのメンバーに対応する結果に関する量子化値を生成する段階と、(ii) 結果を総体平均確率密度関数のモデルより求められる基準値のセットと比較し、基準値のセットのメンバーに対応する結果に関する量子化値を生成する段階とから成る群から選ばれた少なくとも1つの段階を含むことを特徴とする、上記請求項1に記載の方法。

10

【請求項6】

a_1 を常数、 I を信号の平均値、 n を整数として、 b^2 が $[a_1 + I^n]$ に逆比例すること

を特徴とする、上記請求項1に記載の方法。

【請求項7】

入力データのセットが視覚画像データを表すことを特徴とする、上記請求項1に記載の方法。

【請求項8】

20

結果 XU を一組の基準値対と比較するステップと、
前記基準値対の間に存在する結果のそれらの値を選択するステップと、
を更に含むことを特徴とする請求項1に記載の方法。

【発明の詳細な説明】

【0001】

(関連出願)

本出願は、ここに参考資料として援用する、1997年7月31日出願の仮出願番号第60/054,399号「属性、位相見積、適合度、量子化容量による信号処理のための方法及び装置」と称する出願人の同時継続米国仮特許出願からの優先権を主張する。

【0002】

30

本発明は、米国保健学会(U. S. P. H. S.)より授与された許諾番号EY03785の下で米国政府の支援により成された。米国政府は本発明に対し一定の権利を有する。

【0003】

(技術分野)

本発明は、全般的にはアナログ及びデジタル信号処理に関し、特に、信号又は画像データの効率的表示及び処理のための装置と方法に関する。

【0004】

(先行技術)

図1は、先行技術による代表的な信号処理システム100のブロック線図である。図に示すように、このようなシステムは、通常、入力ステージ102、処理ステージ104、出力ステージ106、データ記憶エレメント108を含んでいる。

40

【0005】

入力ステージ102はセンサー、トランスジューサ、受信機又は記憶エレメントからデータを読み取る手段のようなエレメントを含んでいる。入力ステージは、人工の及び/又は自然に起こる現象の有益なデータを提供する。このデータの有益な構成要素は、通常ノイズと称する無用な信号の存在によりマスクされるか汚染されている。あるアプリケーションでは、入力エレメントは、ユーザー、フィードバックループ、又は外部ソースによる入力又は処理ステージの付加的な制御を提供するために使われる。

【0006】

データストリーム、アレイ、又はパケットの形の入力データは、予め定義された転送プロ

50

トコルに従って、直接又は中間記憶装置エレメント108経由で処理ステージに提示される。処理ステージ104は、専用のアナログ又はデジタル装置か、或いは、所望のデータ処理操作のセットを実行するための中央処理装置(CPU)、デジタル信号プロセッサ(DSP)又はフィールドプログラマブルゲートアレイ(FPGA)のようなプログラム可能な装置の形をとる。処理ステージ104は1つ又はそれ以上のCODEC(コーダー／デコーダー)を含んでいてもよい。

【0007】

出力ステージ106は、ユーザー又は外部装置に影響を与えることのできる信号、ディスプレイ、又はその他の応答を作り出す。通常、出力装置は、インジケータ信号、ディスプレイ、ハードコピー、記憶装置内の処理されたデータの表示を生成し、又、例えばデータを遠隔地に送信し始めるために使用される。出力装置は、後続の処理操作で使用するための中間信号を提供するため、及び／又は処理操作の制御における制御エレメントとして使用される。

10

【0008】

使用される場合、記憶装置エレメント108は、写真フィルム及び読み取り専用媒体のような永久的なものでもよいし、ダイナミックランダムアクセスメモリーのような揮発性のものでもよい。単一の信号処理システムが、入力、処理及び出力ステージと様々な関係を有するエレメントと共に、幾種類かの記憶装置エレメントを含んでいるのは普通でないわけでもない。そのような記憶エレメントの例には、入力バッファ、出力バッファ、処理キャッシュが含まれる。

20

【0009】

信号又は情報処理システム100の第1の目的は、入力データを処理して、特定のアプリケーションに意味のある出力を作り出すことである。この目標を達成するために、ノイズ削減又は取消、特徴抽出、データ分類、事象検出、編集、データ選択、データ再コーディング等を始めとした様々な処理操作が用いられる。

信号処理システムの設計は、システムの使用意図と、入力として用いられるソース信号の期待される特性の影響を受ける。大抵の場合、使用できる記憶装置の容量と特定アプリケーションの計算上の複雑さとの影響を受ける、要求される性能効率もまた重要な設計因子である。

【0010】

30

ある場合には、ソース信号の特性が効率的データ処理という目標に悪影響を及ぼすこともある。入力データが(限られたセットの記号値又は狭い帯域幅のような)狭意に定義可能な特性を有するように自然に又は計画的に拘束されている場合を除き、ソースデータの本来の変動性が、特別目的の技術的仮定から生じるエラーを引き起こすこと無く、信頼でき且つ効率的な方法でデータを処理するのに障害となることもある。この点において、拘束の弱いデータを作り出す多くのデータソースは、音声及び視覚画像のように、人々にとって重要なものであることに留意しなければならない。

【0011】

従来型の画像処理法は、遅いデータ通信速度、大きな記憶装置の必要性、妨害性知覚可能人工物の形で顕在化する多数の非効率性の害を被っている。画像データを使用し操作するのに望まれる方法が様々であり、又人が視覚情報に対し有している生来の感受性の故に、これらは深刻な問題となりかねない。

40

【0012】

特に、「最適」な画像又は信号処理システムは、所望のセットの処理操作を実行するための、他の中でもとりわけ、高速、高効率、高信頼性且つ強力な方法によって特徴付けられる。そのような作用には、変換、記憶、送信、ディスプレイ表示、圧縮、編集、コーディング、増強、分類、類別、特徴検知及び認識、データの美的変換、そのような処理されたデータの他の情報ソースとの統合等が含まれる。同じように重要であるが、画像処理システムの場合、出力は、知覚可能な乱れ及び歪みを引き起こすのを回避し、できるだけ自然に人間の視覚と相互作用できなければならない。

50

【0013】

信号処理法が強力でなければならないという意味は、その速度、効率、品質が（例えば）入力データの何らかの特別な特性の特質に強く依存するものであってはならない、即ち、あらゆるもっともらしい入力に対して「最適に」又はそれに近いレベルで作動しなければならないということである。

【0014】

信号処理法によって被る通常の不適切性はそれらが強力でないということなので、これは重要な点である。画像処理におけるJ P E G型の方法は、例えば、鋭い非連続性を有する図形画像等に対してよりも、色と輝度において緩やかな傾斜を有する「写真」画像に対してよく機能する。一方、G I Fフォーマットで実現されるような画像圧縮法は、画像が写真画像で見られる複雑さを殆ど持っていない場合に最も良く機能する。音声及び他種の入力データについて実行される処理操作に関しても同様な例を挙げることができる。

10

【0015】

一つには、従来型の画像処理法は、可能な画像が無限にある故に強力さを欠いている。これに加えて、事を複雑にするのは、大抵の場合、画像がどんな特徴と複雑さを有しているかを事前に正確に知るのは不可能だということである。このように、画像を完全に描くための1つのアプローチは、画像中の全ての点における輝度と色とを決めることである。しかし、このタスクを完遂するのに必要な情報の量は通常サイズのデジタル画像1枚に対し数メガバイトを超えかねず、そのような情報を記憶し、処理し、送信するのは大変になる。その場合でも、デジタル表現は、連続するアナログ信号の表現に基づいて2進値を構築するのに付き物の限界の故に、元の画像に対し不正確な記録となる。

20

どの様な有限期間又は面積に関わる離散的サンプリングであってもソースデータ内の全ての変化を捕捉することはできないので、継続値データのどの様な離散的表現においても情報が失われることになる。同様に、ソースデータ内の全範囲の値を離散値のセットで表現できない場合、どの様な量子化処理においても情報は失われる。

【0016】

処理操作の特性又は実行によって課される困難さに加え、汚染ノイズソースが対象の信号を表すと想定される入力構成要素をマスクするか又は歪ませる場合は、他の問題にも取り組まなければならない。しかし、論理的にノイズと定義できないが、それにも関わらず信号処理法の品質と強力さに関し問題の源である他の形のランダムさと非予測可能性のあることにはなかなか気が付かない。このような形の非予測可能性は、本来のランダムさと総体的多様性の点で考慮されている。本来のランダムさは、データの媒体又はソースから不可分のランダムさに関係する。光子捕捉の量子力学的ランダムさは本来のランダムさの例である。

30

【0017】

総体的多様性はデータ又は情報ソースのクラス内のあらゆる非予測性に関係する。視覚情報を表現するデータは、視覚情報が事実上拘束を受けていないので、非常に大きな度合いの総体的多様性を有している。視覚データはどの様な時間的連続、空間パターン、又は光により形成できる時空シーケンスでも表現する。視覚情報をもっと正確に定義する方法はない。音声情報を表現するデータは、大きな総体的多様性を有するもう1つのクラスのデータである。音楽、会話、動物の叫び、木の葉を渡るサラサラという風の音、及びその他の音は、圧力波を表現しているという以外に何の本来の特性も共有していない。人がある音だけを聞くことができ、ある周波数の音に他の周波数の音よりもより敏感であるという事実は、音の特性というより人の音声処理の特性である。同様に変化するデータ及び情報ソースのクラスの例は自然及び人工の現象を通して見つけることができる。

40

【0018】

ノイズ、本来のランダムさ、及び総体的多様性からくる非予測可能性は、個々にそして組み合わせさせて、入力データから、情報伝達の又は信号の構成要素を抽出するのを困難に、そして通常は不可能にする。そうしようとする常に、信号及び雑音モデルが暗示的に、又は明示的に定義される必要が生じる。しかし、ノイズ、本来のランダムさ、又は総体的

50

多様性が特性を共有している何らかの可能性がある場合は、入力データの構成要素を非情報伝達のノイズと対照してみた場合の情報伝達における信号の類別に、絶対的信頼性を持って割り当てることができるような信号及び雑音モデルも採用することはできない。

【0019】

信号及び雑音モデルは、信号処理の出力における多様性を制限し、処理操作を扱い易くするために、暗示的又は明示的に信号処理操作の中に構築される。信号プロセッサは通常、データを表現又は解釈する方法にある形の拘束又は構造を課する。その結果、そのような方法は、出力の品質、出力を見る際の信頼度、データ上で信頼して実行できる後に続く処理タスクの型式に影響を与えかねない体系的エラーを引き起こす。

【0020】

信号処理法に用いられる、しばしば述べられないが重要な仮定は、ソースデータは符号又は関数の組合せにより表現又は近似されるということである。そうする際に、そのような処理法は基本的に、入力内の値及び相互関係を定義するか又は十分であると判定する規準を課す。信号処理法は、信号と見られるべきもののあるコンセプトを具象化しなければならない。しかし、あるセットの値又はある種の相互関係を使って信号を完全に定義できるという暗示的又は明示的仮定はしばしば根拠が無く、処理エラー及び非効率に至る。信号を1セットの値又は相互関係の点から定義することにより、処理方法は全ての他の値及び相互関係をノイズの類別に効果的に割り当てることができる。そのようなアプローチは、1) 入力データの表現する情報ソースはあるセットの値又は相互関係だけを呈し、2) 入力データ内のノイズ又はランダムさは入力にこれらの値又は相互関係を偶然に呈させる事は決してない、ということが知られているときにのみ有効である。この種の状態は良くても希で、議論の余地はあるが実際に起きることはない。これらの条件は、視覚、音声、又は他の非拘束の総体的多様性を有する情報ソースに関しては疑いなく真実ではない。そのようなクラスのデータに関しては、存在する多様性の範囲を完全にカバーするには、有限セットの値又は相互関係では十分ではない。その結果、情報ソースを表す幾つかの値又は相互関係が不可避的且つ誤ってノイズの類別に割り当てられるであろう。本発明的方法はそのようなセットの特定の値又は相互関係を仮定してはいない。

【0021】

一般的に信号及び雑音モデルの限界を幾つか更に例証するために、我々は本節で、画像処理の分野で見られる幾つかの処理技法を論議する。従来の画像及び信号処理技法には、ヒストグラム法、予測的コーディング法、エラーコーディング法、J P E G、M P E G、細(さざ)波ベース技法のような基礎関数のセットの点からデータを表現する方法がある。

【0022】

ヒストグラム法は画像内の輝度及び色の値を類別することに基づいており、パレットのコンセプトを含んでいる。ヒストグラムは、どのような頻度で特別の値が特定の範囲限界内に入るかを記述する確率密度関数に関係する。ヒストグラム法は、データを表現するのに必要な代替値の数を低減するために、ソースデータを量子化するのに用いられる。いろいろな形で、ヒストグラム法は、連続値ソースデータから導かれた全てのデジタル画像に適用されてきた。ヒストグラム法はヒストグラム均等化、色再マッピング、閾値化等のアプリケーションにおいて美的効果にも使われている。

【0023】

しかし、ヒストグラム技法の欠点は、そのような方法を実行するために使われる処理スキームがどの範囲の値及び色が他より重要又は有益であるかを決めなければならないということである。このことは、画像内の値の分布は、1つの画像から次の画像へと劇的に変化するという事実と対立する。同様に、ヒストグラム中の山と谷の数と位置は画像間で相当に変動する。その結果、ヒストグラム法は計算的に複雑化し、画像の種類が異なれば品質レベルが変わる結果となる。ヒストグラム法は又、気が付くようなボケ及び不自然な色構造を有する出力を作り出し易い。

【0024】

予測的コーディング法は、全体の値の分布に加えて多数の画像点における画像値間の関係

10

20

30

40

50

を考慮することによりヒストグラム法の限界の幾つかを補償しようと試みる。予測的コーディング技法は、複調性の画像のような、自然に制限された多様性を有するデータに適している。このような方法は、J B I G及びファクシミリ通信に使用されるグループ3／4標準の重要な部分である。しかし、マルチレベルグレースケール及びフルカラー画像のようなより複雑な画像データに関しては、予測的コーディング法はそれほど有効ではなかった。

【0025】

予測的コーディング技法は、画像中の他の点における値に基づいて特定の点における画像の値を予測するために使用することのできる、画像データ内の相互関係があるという仮定に基づいている。このような方法は、予測された値から甚だしく外れた画像内の変動を無視することによりノイズを削除するのに用いることができる。そのような方法は、画像点が予測された値から著しく外れたときにのみ画像点をコーディングすることにより画像圧縮スキームにも使用することができる。

10

【0026】

しかし、予測コーディングにおいて生じる問題の1つは、画像内の特定の偏差がノイズよりも重要な情報であるということを決断するのが難しいということである。困難さのもう1つの原因は、画像内の相互関係が画像間においてと同様、場所毎に違うことである。現在、従来型予測コーディング法で、現実的な画像の範囲に亘って処理エラーを最小化する十分に強力なアルゴリズムを使っているものはない。その結果、従来型予測コーディング法は画像間の変化を均一化する傾向にある。

20

【0027】

エラーコーディング法は、予測値と実際の値との間のエラーをコーディングすることにより予測法を拡張する。従来型エラーコーディング法は、大きい値よりもむしろゼロに近い小さな値がより一般的であるような入力データの表現を作り出すのに役立つ。しかしこのような方法は通常、全ダイナミックレンジを入力データのレンジよりも低減することではなく、むしろそのレンジを増大させることさえある。その結果、エラーコーディング法はノイズ及び量子化エラーに敏感となり、特に、エラーコード化された表現から元のソースデータを再構築しようとするときにそうである。更に、エラーコーディングは予測コーディングの拡張なので、これら2つのクラスの方法は多くの同一の問題及び欠点を共有している。

30

基礎関数のセットを使用するデータの表現はよく知られており、フーリエ技法を使うのが最も一般的であろう。他の変換法としては、高速フーリエ変換(F F T)、離散コサイン変換(D C T)、各種の細波変換がある。そのような変換法に関する合理性は、基礎関数が係数値によりエンコードできること、及び、元のソースデータの情報内容に基づいて、ある計数を他のものよりより重要なものとして取り扱うことができるということである。そうする場合、これらの方法は、基礎関数により近似されたある種類の係数値及び及び相関関係を、他のあらゆる値又は相関関係よりも重要なものと見なす。本質的に、変換法は画像内の相関関係を類別する手段である。このような方法の限界は相関関係の非予測性の結果である。画像を特徴付ける輝度と色における変動はしばしば局部化され、画像の面に亘って変化する。その結果、J P G EのようなF F T及びD C Tベースの方法は、しばしば

40

まず画像を多数のブロックに分割し、相関関係の分析が画像の狭い範囲に限定できるようにする。このアプローチの結果、ブロックの端では厄介な非連続性が生じかねない。

【0028】

細波ベースの方法は、サイン及びコサイン関数よりも局部化された基礎関数を使用することにより、この「ブロック効果」を避ける。しかし細波ベースの方法の問題は、この方法が、ある画像に関しては特定の関数が適切であり、画像内の異なる位置にセンター合わせされたその関数の縮尺バージョンの重ね合わせにより全画像が描写できると仮定していることである。画像データが複雑な場合には、そのような仮説はしばしば正しくない。従って、細波ベースの方法は画像内及び画像間の処理及びコーディング品質における質感的かすみ及び直ぐに分かる変化を作り出す傾向にある。

50

【0029】

情報ソースとしての画像の複雑さから生じる問題の幾つかに対処するため、人間の知覚のモデルをデータ処理法に組み込もうとする数多くの試みが行われている。これらは、人間の視覚能力をガイドとして使うことにより、処理の間に入り込む多くのエラー及び歪みを取るに足らないものとする事ができるという確信に基づいている。基本的に、人間の知覚モデルを使用すれば、ある視覚情報が他の情報よりも重要であると決定するための基礎を作ることができる。例えば、テレビ及び幾つかのコンピューター画像フォーマットは輝度情報を色情報よりも重要なものとして明示的に取り扱い、コーディング及び処理のリソースを優先的にグレースケールデータに使用する。このアプローチはある種の妥協であるが、画像データ処理を支援するのに現在使用できる人間の知覚の十分に正確なモデルはない。その結果、そのようなモデルを組み込んだ処理を設計する試みは、直ぐに気が付くように不完全な画像という結果となる。

10

【0030】

それ故、従来のアプローチよりも効率的な、一般的信号及び画像データを処理するための装置と方法が所望され、必要とされている。特に、従来の方法に比べ計算的に複雑でなく、データ記憶装置要件の緩やかな、信号及び画像処理の装置及び方法が望まれている。又、従来のアプローチで見られる信号及び画像品質の劣化無しに、処理されたデータから信号及び画像を再構築するための装置と方法が望まれている。

本発明はそのような装置及び方法を提供する。

【0031】

20

(発明の要約)

本発明は信号及び画像データを効率的に処理するための装置及び方法に向けられている。本発明的方法は、最終製品又は更に処理に供される中間結果として使用できる信号及び画像データの表現を提供する。最終製品としては、データ表現は、異なる信号処理技法を比較し特徴付けるのに、又は処理操作を適用するための制御エレメントとして使用できる数々の利点を提供する。中間結果の提供者としては、本方法は、画像データの変換、記憶、増強、リファイン、特徴抽出、圧縮、コーディング、送信、又はディスプレイ表示のための処理におけるステップとして使用できる。こういう関係で、本発明的方法は従来の信号処理法の計算的及びデータ記憶装置要件を相当に緩和する。本発明は、本来的に予測不可能な、又は部分的にランダムなソースからのデータを操作して、現在可能なものよりも強力且つ効率的な後に続く処理法、記憶装置要求の削減、エラー及び劣化を最小にした元のデータの復旧を考慮した形でデータの簡素なコーディングを行う改良された方法を提供する。本発明は、ノイズが無いのか、又はランダムな構成要素により汚染されているか、そしてデータが光子のような自然状態で表現されているか事前処理されているかに関わらず、外部環境から引き出されたコーディングソースデータのシステムを提供する。

30

本発明のこの他の特徴及び利点は、添付図面を参照しながら好ましい実施例について詳細に述べる以下の説明において明らかになるであろう。

【0032】

(発明の詳細な説明)

本発明は、開示された処理操作のアプリケーションに適するフォーマットで表現されるどのような形のデータにも都合良く適用できる、信号処理装置及び方法を提供する。制限無しに、データはデジタルデータ、アナログデータの両方を含んでもよく、視覚画像、音声信号、レーダー信号を表すデータを含んでもよい。以下の説明の部分は視覚画像データ処理に言及し又は直接向けられているが、本発明はそのようなデータと共に使うのに限定されるわけではなく、そのようなデータに言及するのは、例示することだけが目的であるということに留意されたい。同様に、本発明の方法の数学的説明は一般化周波数表記法の形を使用していることにも留意されたい。基本的な処理の原理体系は時間、空間、又は時空と異なるわけではないので、一般化周波数は時間的、空間的又は時空周波数として読め、利用できる。時間的処理には、因果関係の条件を満たすことが必要となるだけである。周波数ドメイン表記法の使用は、データは処理のために周波数ドメインへの変換を

40

50

必要とするということを意味すると解されるべきではなく、むしろ周波数ドメインの項は象徴的に考えるべきである。データは、例えば同時継続仮出願の中に説明する型式のように、回路を使って時間及び空間において到着するに従って処理するのが好ましい場合がしばしばである。他の処理法では大きな負荷の掛かる計算となるであろうことを、そのような回路を使って簡単に素早く実行するのが本発明による方法の利点の1つである。

【0033】

出願人は、ある種の情報又は相互関係は他よりも重要であるという先行技術において普通に設けられている仮定は、複雑なデータソースの処理において生じる多くの問題の源であることを認知するに至った。この仮定は、どの信号処理法をデータに適用するかという選択においてはっきりと現れ、大部分の従来の信号処理スキームによって実行される作用に関する基礎でもある。例えば、ヒストグラム法は、値の範囲を特定画像に対する視覚重要性の観点で基本的に類別する。いろいろな方法で、予測コーディング法、エラーコーディング法、基礎関数法は、画像データ内のある種の変動は他よりも重要であるということを暗示的又は明示的に仮定している。そのような方法は、たとえある場合には部分的に人間の知覚のような理論的又は経験的モデルにより支援されていても、特別な工学的仮定に基づいているのである。その結果、そのような方法は、ソースデータの本来の特性の結果というよりはむしろ、処理方法からくる体系的エラーを持ち込むことになるため、データ処理に方法的バイアスを掛ける原因となる。

【0034】

そのような体系的エラーは体系的誤情報を引き起こすと考えられることができる。このように、大部分の従来の処理法はデータに特定の拘束を課し、結果的にデータの非効率で、ある場合には誤りとなる解釈及び作用を引き起こす。

【0035】

幾つかの従来型処理法が不適切さ又は非効率を有しているということは、特定のアプリケーションに対する利点がないという意味ではない。しかし、そのような方法における暗示的仮定は、その汎用性を拘束し、結果において所望される程度の信頼性を維持しながらデータに関し実行できる処理操作を制限する。例えばブロック型JPEG上で指紋認識作用を行うのは、DCT量子化により持ち込まれるエラーが結果的に効率を下げ、誤識別に至りかねないので、おそらく不適切であろう。ある情報は他の情報よりも重要である、又は、あるデータセットの特性がそれが信号に割り振られるかノイズに割り振られるかを決定すると仮定する他の方法についても同様な議論が当てはまる。一旦そのような方法がソースデータに適用されれば、続いて実行することのできる有効な作用の範囲が制限されることになる。

【0036】

本発明の方法の利点の1つは、情報損失を最小化する様なやり方で、離散サンプリング法を採用できるということである。更に、本発明の方法は、ソースデータの連続値表現を離散表現から生成することのできる方法を提供する。

本発明の方法の重要な特徴は、入力データ及び暗示的又は明示的信号及び雑音モデルから従来型信号の表現よりも優れた特性を有する信頼度のメトリックを作り出し、多くの信号処理操作において信号表現の代わりに使用でき、処理操作の品質と効率を制御するのに使用でき、現存の又は仮説の処理操作を特徴付けるのに使用できるということである。従って、本発明の方法は、信号及び雑音モデルの負担によって持ち込まれるエラーを制御し定量化するために使用することができる。

【0037】

信号及び雑音コンセプトは本来のなものであるもので、それは疑いのないものであり、その限界は調べられていない。本発明に到達するに際し、出願人は信号及び雑音コンセプトを再考せねばならず、認識するに至ったのは間違っているというよりはむしろ不完全であるということであった。入力データの態様を信号又はノイズの何れかに割り振るのには、通常、そのような割り振りに替えるべき信頼度に関する不確定性が伴う。発明者は、そのような不確定性は、信号の表現及びノイズの表現から独立したやり方で表現できることを認

10

20

30

40

50

識した。この不確定信号は信号又はノイズの何れかへ単独に帰することのできない入力におけるパワーを表し、即ち信頼度のメトリックとして働く。出願人は又、不確定信号は、信号の表現の代わりに、そして情報処理操作を制御するための制御信号としての両方に使用できる入力データを簡素な方法で生み出す情報ソースを表現することを認識するに至った。

【0038】

従来の（先に述べたような）信号及び情報処理法の欠点を考慮する中で、出願人は、信頼でき且つ効率的な信号処理法はある特性を有していなければならないことを認識した。その中には、これに限定するわけではないが、以下のものが含まれる。即ち、

（１）その方法は、体系的エラーを最小化し汎用性を最大化するために方法論的に持ち込まれた最小限の特別な仮定とソースとを具象化しなければならない。

（２）その方法は、計算的に単純且つ効率的でなければならない。

（３）その方法は、信頼性があり、複雑なデータソースに強力に適用可能でなければならない。

（４）その方法は、どのデータ構成要素が情報を伝えどれが汚染物であるかに付いての詳細な知識を必要とすることなく、ソースデータ内のノイズとランダムさを最小化する手段を提供しなければならない。

（５）その方法は、持ち込まれる歪みが最小量のものでなければならない。

（６）その方法は、入力データが最小の信号劣化で量子化され分類されるようなものでなければならない。

（７）その方法は、高次のデータ圧縮を考慮したものでなければならない。

（８）その方法は、処理されたデータが遠隔地に効率的よく送信できるようなものでなければならない。

（９）その方法は、ソースデータの変化に適応し、処理エラーと非効率性とを低減することのできるものでなければならない。

（１０）その方法は、特定のアプリケーションに適切なアナログ及び／又はデジタル技法の何れかを使って実行できるものでなければならない。

【0039】

これらの要件を考慮する中で、出願人は、ある情報は他の情報よりも重要であるものとしてクラス分けできるという伝統的コンセプトを疑問に思った。画像処理に関し、出願人は、画像中の輝度及び色の値は生情報と考えるべきであるという仮定を再考した。出願人は、輝度及び色は、データに関する所望の情報を抽出するために処理できる、画像に関する最も効率的で、強力に信頼できる情報を提供しないということを認知した。この認識と、他の型式の情報ソース及びデータ形式に対するその拡張とは、本発明の基礎を形成する助けとなる数々のコンセプトを生み出す結果となった。

【0040】

（入力データの曖昧な構成要素）

全ての信号及び情報処理方法は、入力のセットからある結果を生み出そうと懸命に試みる。入力は、２個の構成要素、即ち情報若しくはメッセージを保有する信号構成要素と、信号構成要素の歪と例えばランダムな変動（ランダムノイズ）や漏話という形の汚染を反映するノイズ構成要素として説明でき、またそれが一般的な説明でもある。本発明では、信号構成要素とノイズ構成要素を有するものとして入力を定義する最初の段階が、それがデータ上に特定モデルを課するということから、広範な含意を持つものと認識している。全てのデータは信号又はノイズの何れかとして類別されることが必要不可欠であり、ある信号データのセットと別の信号データとの間、信号データとノイズデータとの間、及びあるノイズデータのセットと別のノイズデータとの間の、仮定される大きさ及び位相関係に關しての分岐を伴う。モデル選定の偏りは、信号をノイズから区別する「鮮明な線」を維持しながらデータを処理できる精度に限界を持ち込むことになる。

信号及び雑音モデルが与えられると、入力は $X(v)$ 、信号は $S(v)$ 、ノイズは $N(v)$ と書き表され、ここに、大文字は周波数ドメイン表示（例：フーリエ変換）を表し、パ

10

20

30

40

50

ラメータ ν は一般化された周波数（時間的、空間的、時空的周波数が典型的）を表す。このような条件で、入力は、信号とノイズの合計として、

$$X(\nu) = S(\nu) + N(\nu)$$

と書き表される。

【0041】

このようなデータモデルを使用する際には、入力データ $X(\nu)$ は既知で、ノイズ寄与 $N(\nu)$ に対するモデルが仮定される。これらの項に基づき、信号 $S(\nu)$ の表現が求められる。

【0042】

しかしながら、信号及び雑音構成要素の項でデータを表現するという広く普及している規則にもかかわらず、出願人は、入力データ特に複雑なソースから生じるデータの処理には、より効率的で汎用性のある方法があることを認知した。本発明に対するの1つの動機づけは、入力データは信号とノイズ構成要素に分解できるとする仮定が、複雑な情報源については、データセットの信号構成要素を演繹的知識から正確に定義することが、たとえできたとしても、ほとんど不可能であるという現実と矛盾するということである。特定の処理スキームにおいて信号の定義を課するという試みは、ノイズを暗示的に定義し、体系的エラーを持ち込み、データ上で信頼を持って実行できる処理操作の型に制限を付す。例えば、上述の従来型画像処理法では、入力データのある態様若しくは特質は、他のもの、例えば相関関係の値の範囲又は型よりも重要であると仮定している。これらの方法は本来信号構成要素を定義するもので、従って結果的に先に説明したある種の処理制限が生じる。

【0043】

このように、本発明では、暗示的に又は明示的に、信号が何でノイズが何かということに対する「決定」は、従来の信号処理スキームを非能率的なものにし、それらを半最適に変えてしまうということを認識している。代わって必要とされるものは、これらの不都合を引き起こさない「翻訳」の方法である。従って、このアプローチを用いて、本発明は、複雑なソースからの入力データを、信号とノイズの項の代わりに曖昧さと不確定性の尺度の項で表す装置と方法を提供する。これらの方法及びこの種のデータ表現には、従来からの信号及び雑音アプローチよりも有利な点が幾つかある。

【0044】

翻訳のコンセプトは、幾つかの点で見積のコンセプトに類似している。見積理論は出発点であるが、本発明の範囲に対する制限と解釈されるべきではない。例えば、一般化のためにはノイズ項を以下の展開に明示的に使用することが含まれるが、それは本発明をノイズーなデータソースに限定するという意味に捉えられるべきではない。古典的な信号見積問題では、目的は、入力から信号構成要素のできる限り最も良好な見積を生成することである。見積信号を $S'(\nu)$ と表すと、作用は一般的に $X(\nu) - S'(\nu)$ と表される。信号の見積を生成することにより、ノイズ構成要素の見積も生成される。

$$N'(\nu) = X(\nu) - S'(\nu)$$

しかしながら、見積を生成するためにどんな処理操作を実行すべきかということは、まさに、どのように「最良」を定義し、信号及び雑音の特性にどんな拘束条件を課するかということに依存する。

【0045】

問題は、入力データの信号構成要素とノイズ構成要素の区別がつかないという可能性があるとき、又は信号若しくはノイズの非常に正確な定義が不可能であるとき（視覚画像のような複雑な情報ソースについては多くの場合がそうである）、見積処理は入力データの情報提供する内容のある部分を誤識したり無視したりする可能性があるということである。これは、ある曖昧さが存在することを意味している。

【0046】

この起こりうる「誤識」は、入力データ中のある相関関係が、信号構成要素又はノイズ構成要素に確信を持って割り当てられるのではなく、信号構成要素にも又はノイズ構成要素

10

20

30

40

50

にも帰することがありうるために発生する。実際に、線形であろうがなかろうが、何れの信号見積処理も、信号とノイズに関する幾つかの事前予想又は定義及び幾つかの重み付け判定基準が与えられれば、入力中の相関関係が汚染ではなく情報を提供するメッセージである可能性がどれほどかということに則りそれらが重み付けされる処理として記述してもよい。

【0047】

この潜在的な曖昧さは、想定上の信号構成要素とノイズ構成要素の間の相関関係の項で理解することもできる。相関関係は振幅と位相相関関係の式でしばしば論じられる。入力データは、

$$X(v) = |X(v)| \exp(i\theta_X(v))$$

10

と記され、ここに、 $|X(v)|$ はそのデータの振幅スペクトルで $\theta_X(v)$ は位相スペクトルである。同様に、

$$S'(v) = |S'(v)| \exp(i\theta_{S'}(v)) \quad \text{及び} \quad N'(v) = |N'(v)| \exp(i\theta_{N'}(v))$$

である。

【0048】

この公式は、入力データと見積との間の線形関係を仮定しておらず、処理方法に左右されない有効な算術記述である点に留意されたい。上の表記法を使用すれば、入力データ中の相関関係に関係するパワーは次のように表される。

$$|X(v)|^2 = |S'(v)|^2 + 2|S'(v)||N'(v)|\cos(\theta_{S'}(v) - \theta_{N'}(v)) + |N'(v)|^2$$

20

2乗された振幅スペクトルはパワースペクトルとして読み取られる。式は、入力パワーが、見積信号のパワーに見積ノイズのパワーを足し、更に残りのパワーを表す交差項（中間項）を加えた合計として表せることを示している。この残りのパワーは、互いに独立して見られる見積信号及び雑音によっては説明することのできない入力中のパワーである。ある意味では、それは、採用された信号及び雑音モデルに基づいては、信号だけ又はノイズだけの何れかに十分な確信を持って帰することのできないパワーを表す。それは、信号見積とノイズ見積との間の相関関係に起因する曖昧なパワーであって、従って、入力データを信号又はノイズの何れかに割り当てのに使用されるモデルの限界又は不正確度の尺度であると言える。

30

【0049】

本願での使用に限り、信号だけでもノイズだけでも確信を持って帰属させることのできない入力データの態様を、入力「曖昧な」構成要素と呼ぶ。従来の信号及び雑音方法論では曖昧な構成要素は別のエンティティではなく、即ち入力データは信号及び雑音見積により完全に記述され、

$$X(v) = S'(v) + N'(v)$$

である。曖昧な構成要素は、最も予測できない入力中の相関関係を差別的に表現したものである。曖昧な構成要素は、従来の信号及び情報処理では、それが、情報の信頼できるソースであることがあまりにも不確なソースデータの態様を表現していると考えられているので、一般に無視されてきた。入力データ中の曖昧な構成要素の重要性の認識に基づき、本発明では、入力データに関してある作用を実行することによりこの構成要素を表現する又は抽出すれば、他の信号処理方法に関係する問題の多くは回避及び／又は制御されうるということを確認している。

40

【0050】

このように、本発明は、信号及び雑音モデルを入力データの処理に活用すれば、各データは信号又はノイズ何れかに割り当てられることが必要となるので、処理中にエラーのソースが持ち込まれることを認識している。しかしながら、信号にもノイズにも割り当てられないある入力データパワー、即ち曖昧な構成要素が存在する。従来の処理スキームではこの入力データパワーは無視され、その結果入力データに含まれたある情報が失われる。しかしながら、本発明は、以前は失われたこの情報を抽出し、それを使用してデータの処理

50

を改善するための方法を提供する。

【0051】

曖昧な構成要素を抽出するために入力データに関して実行される作用を求めるに当たり、出願人は信頼でき且つ効率の高い処理のために以前に確認された判定基準を拠り所とした。データの歪を最小化する最小数の仮定に基づいて方法を実行することにより、本発明は判定基準の全部ではないにしてもその多くを満たすことができる。更に本発明は、データの性質に対して最小数の仮定を課することが、歪をどのようにして最小化できるかということに直接関与することを認識している。

【0052】

(曖昧な構成要素の見積)

入力データの形態又は性質に関して最小数の仮定を導入するためには、入力データ中の幾つかの相関関係は他の相関関係よりも重要であるかもしれず、データが処理される前にはこのような特性記述に頼ることができる、という見解に戻ることが有益である。画像データでは、例えば、エッジをなめらかなぼかしよりもより際立つように取り扱うべきかどうかという照会である。エッジは知覚的により目立つ特徴であるというのは異論のあるところだが、しかしながら、エッジのコンセプトを処理方法に組み込むためには、エッジの特性を定義づけることが必要である。これは、思うよりもはるかに難しいタスクである。画像中のエッジとして最も受け入れられそうなものは、通常、急激な繊維ではなくて狭い領域に渡る輝度又は色のぼかしである。無論、一定区域内で一定量だけ変化する特徴としてエッジを定義づけることも可能ではあるが、これではぼかしが階段や傾斜の形態又は他の遷移関数を採用するという事実を無視することになる。更に、エッジが必ずしも最も知覚的に際立つ特徴ではないという点にも気づくべきである。例えば、建物の画像ではエッジは重要であっても、夕焼け風景の画像の中ではそうではないかもしれない。最適な処理汎用性を保証するためには、ある画像内だけでなく異なる種類の画像の間でも有効である重要度の尺度を採用することが望ましい。

【0053】

ソースデータ中の遷移及び変化は、部分的には位相相関関係により定義づけ可能である。位相は、データの異なる部分間の関係と関連するので、絶対的メトリックではない。画像では、例えば位相情報は、ある特徴又は遷移が他のものに対しどの様に配置されているかを示す。このように、相関関係のセットを他のものよりも重要であると定義するためには、例えばカメラが向けられる所又はデータが認知される時といった基準点が必要とされる。しかしながら、複雑なデータソースに関しては、基準点を定義する方法が無いので、入力データは、特定の位相特性を有する傾向があり、入力データがランダムな外乱を含んでいる場合には特にその傾向が強い。例えば、フィルムの多重露出は、ある一定の画像特徴がカメラに関して特定の方法で揃うという見込みがないので、グレーぼけが生じる傾向が強い。

【0054】

このような訳で、仮定の数をも最小化し汎用性を最大化するために、本発明は異なる種類の位相相関関係を同様の方法で処理する必要性を認識している。このアプローチの利点は、異なる種類の位相相関関係の重要度についての仮定を具現化する専用の処理操作が、他の可能な処理操作の型式に拘束条件を付けずに続いて実行できる点である。

【0055】

入力データのセットの位相特性への影響が最少となる処理方法は線形である。このような方法により必ず起きる位相歪は、既に認知されているデータに関してしか処理が実行されないという事実に派生するものでしかない。因果率の原理により許容された最小量の位相歪しか起こさない線形処理は、「最小位相処理」と呼ばれる。最小位相処理に関するより詳細な情報は、参考文献、ニューヨーク、ウィリー・アンド・サンズのクオ・F F (1966年)による「ネットワーク分析及び合成第2版」に見られる。

依然として画像についてであるが、時間が因子ではない純粋に空間的な場合、本発明の処理方法では位相歪がゼロになる。出力がリアルタイムで要求される時間的及び時空的な場

10

20

30

40

50

合、本発明の処理方法は、このような処理の特性が信号処理の当業者には理解されているように、少なくとも最小位相処理にとっての判定基準には合致するであろう。データが処理前に保存される場合、位相歪に相当する遅れが発生するので、本発明の方法の位相特性は拘束されるには及ばない。因果率拘束条件を満たすために、ウィナーホップスペクトル因数分解の技法を使用して本発明方法の位相特性を定義してもよい点に留意されたい。ウィナーホップスペクトル因数分解に関する詳しい記述は、参考文献、ニューヨーク、ドーバーのピエール・D. A. による（１９８６年）「アプリケーションに伴う最適化理論」に掲載されている。

【００５６】

望ましい処理操作は線形であるべきだとする結論は、それが入力データから信号及び雑音構成要素を見積る又は曖昧さを表現するために望ましいかどうかという問題とは別であることに留意されたい。このように、線形信号見積問題では見積信号は、

$$S'(v) = W(v) X(v)$$

と記され、ここに、 $W(v)$ は振幅スペクトル $|W(v)|$ と位相スペクトル $\theta_W(v)$ を持つ処理操作を表す。同様に、

$$|S'(v)| = |W(v)| |X(v)| \quad \text{及び} \quad \theta_{S'}(v) = \theta_W(v) + \theta_X(v)$$

である。

処理中に起きる如何なる位相歪も本来的に信号処理問題とは何ら関係ないと認識されるので、非原因的ゼロ位相作用 $X'(v)$ を推測することが可能となり、その結果、

$$S'(v) = |W(v)| X'(v)$$

が生成され、ここに、 $X'(v) = X(v) \exp(i\theta_W(v))$ である。

従って、有効なノイズ見積は、

$$N'(v) = (1 - |W(v)|) X'(v)$$

となる。

曖昧なパワー構成要素の大きさは、従って、

$$2 |S'(v)| |N'(v)| = 2 |W(v)| (1 - |W(v)|) |X'(v)|^2$$

と表され、

$$|X'(v)|^2 = |X(v)|^2 \quad \text{であることに注意されたい。}$$

【００５７】

ある意味では何れの処理操作も信号見積処理と見なすことができるという事実にもかかわらず、処理操作を、サブプロセッサ又はプリプロセッサにより生成される信号或いは信号見積に関してタスクを実行する何ものかと捉えるのがより一般的である。信号見積の概念とタスクの概念の区別は、信号とノイズの従来の観方から派生するものである。

【００５８】

図２は、本発明により入力データのセット X を出力 Y へと処理する過程を示すブロック線図で、処理操作が２段階作用として表されており、本事例では信号見積作用と処理タスクを組み合わせている。図２aは、出力 $Y(v)$ を生成するためにボックス２００で表される処理操作のセットにより処理中である入力 $X(v)$ を示している。図２bに示すように、ボックス２００の処理操作は $X(v) = S(v) + N(v)$ について演算を行いて信号見積値 $S'(v)$ を作り出す信号見積処理 W (ボックス２０２) の後に、信号見積について演算を行って出力 $Y(v) = G_f S'$ を生成する処理タスク G_f を組み合わせるものとして表すことができる。

【００５９】

見積段階（ボックス２０２）は、汎用型プリプロセッサであることを特徴としていてもよい。例えば、信号処理操作を実行する別々のプロセッサのある配列に入力されるデータは、単一の、共通信号見積処理、及び様々な作用に対して従位的な動きをする処理タスクの列の点から表すこともできる。

【００６０】

多くの場合、入力データと見なされるものは、信号及び情報処理操作という観点において

は信号見積と見ることもできるという点に注意されたい。例えば、写真のデジタル表現は、現実世界の実際の輝度とスペクトル構成要素の見積値と考えることもできる。本発明の範囲を、従来の観点で入力データがノイズであると見なす事例に限定することを意図してはいない。信号見積という呼称は、情報を提供するソースを代表すると捉えられる何れのデータをも意味している。

本発明の1つの目的は、起こりうる何れの入力にも対応できるという観点で強力な方法で、入力データの曖昧な構成要素の表現を生成することである。先の式を曖昧な構成要素のパワーに当てはめて調べてみて、 $|X'(v)|^2 = |X(v)|^2$ であることを認知することにより、本発明者は、線形作用が、

$$D'(v) = U(v) X(v)$$

であることを認識したが、ここに、 $U(v)$ は、

$$|U(v)| = \sqrt{|W(v)|(1-|W(v)|)}$$

により与えられる振幅スペクトルを有するゼロ位相又は最小位相処理であり、これで目的が実現される。変数 $D'(v)$ は、処理操作 $W(v)$ で具体化される暗示的信号及び雑音モデルが与えられた入力データ中の曖昧度を示す入力データから得られた結果を表している。本願での用途に限り、 $U(v)$ と $D'(v)$ は、それぞれ不確定処理及び不確定信号と呼ぶ。 $W(v)$ は関係式 $|W(v)| < 1$ を満たしていることに留意されたい。必要に応じ、処理関数 $W(v)$ はこの関係式を満たすために縮尺又は正規化されねばならない。不確定信号のパワーは、曖昧な構成要素のパワーの半分であることに注意されたい。半分の係数が選定されるので、曖昧な構成要素のパワーは、信号見積に関連する不確定度とノイズ見積に関連する不確定度の間で等しく分割される。スケールをこのように選定することは、本発明の方法を限定するためではないと捉えていただきたい。不確定処理は、その周波数依存性によってのみ拘束を受ける。

【0061】

何れの処理操作についても、示した通り、不確定処理は信号見積段階と処理タスクの組み合わせとして表すことができる。従って、 $U(v)$ は、

$$U(v) = W(v) G_U(v)$$

と表すことができるので、

$$D'(v) = U(v) X(v) = G_U(v) W(v) X(v) = G_U(v) S'(v)$$

となる。

本願での用途に限り、 G_U は不確定タスクを意味し、それが表現する処理は、

$$|G_U(v)| = \sqrt{(1-|W(v)|)/|W(v)|}$$

により特徴づけられる振幅スペクトルを有する。

不確定タスクの汎用性を最大化するため、他の位相特性が示した通りに適切であっても、それはゼロ位相又は最小位相特性を有する。

不確定信号 $D'(v)$ は、処理操作により信号及び雑音モデルの暗示的又は明示的な義務に関係付けられる品質又は信頼度の簡潔な標示を提供する。そのポイントからポイントまでの値は、信号及び雑音計測に関連して起こりうるエラーの見積を提供する。その2乗平方値（又はそれに相当する値なら何れも）は、入力データのそれに対して判定され、見積処理の全体的な信頼度の測定を行う。不確定信号は、入力データの独立線形変換である。それは、信号又はノイズの表現から生成してもよいが、信号及び雑音見積を生成する必要無しに、入力データから直接に生成することもできる。視覚の場合を始めとして対象となる多くの場合、信号及び雑音見積は、必要に応じて、元の入力データの代わりに不確定信号の線形変換を介して生成することができる。このように、不確定信号は、入力データの1次的表現として、信号見積に代わるものとして使われる。この表現に対する利点は、入力データがより少ないパワーとより狭いダイナミックレンジで表される傾向にあるという点である。不確定信号の態様は、データ圧縮アプリケーションにとって有利である。

【0062】

図3は、本発明による、入力データセットX、処理関数W、不確定オペレータU、不確定信号D'、及び信号見積S'の間の関係を示すブロック線図である。図3aに示すように、入力信号X(v)は処理関数W(v)により演算されて信号見積S'(v)を作り出す。入力データはまた、図3bに示すように、不確定オペレータU(v)によっても演算が行われ不確定信号D'(v)を生成する。この処理はまた、図3cに示すように、処理関数W(v)と不確定処理タスクG_Uの組み合わせとしても表すことができる。この2段階アプローチには、信号見積と不確定信号の両方がその後の処理操作に利用可能となるという利点がある。不確定信号は、見積処理の出力に関して又はある信号の表現に関して演算を行うことにより入手できる点に留意されたい。

10

【0063】

不確定処理及び不確定信号は他にも多面的に使えるのであるが、不確定信号を処理操作の品質のインジケータとして使うこともできる。不確定処理は、例えば暗示的又は明示的な信号及び雑音モデルに関して何が最も予測不能且つ不確かかという意味で、最も一意的で予想できない入力の態様を差別的に報告する傾向がある。不確定信号は、普通の信号データよりもよりコンパクトで予測可能なダイナミックレンジを有する傾向があり、信号見積と同じ情報内容を保有する。それは、見積処理又は信号表現に予想される2乗平均エラーの尺度を提供する。それはまた、付加的な処理を必要とすること無く、入力データ及び／又は信号見積の位相特性の評価も提供する。

【0064】

通常、信号処理方法の設計では、特徴強調／抑調、圧縮、処理モニタリング、特徴検知又は抽出、位相抽出、ダイナミックレンジ最適化、送受信等のタスク、及び多岐にわたる制御処理が、別々の処理として扱われ、それぞれが入力データ上で特定且つ一意的な作用を実行する。しかしながら、不確定信号の特性は、このような処理タスクを統合し簡略化するために本発明の不確定処理がどのように作動するかを実証する。

20

【0065】

それは信号表現と同じ情報提供できる値を保有しているので、信号表現に関して実行されたであろう多くの処理操作を、情報提供可能な値の損失がゼロ又は最小の状態の不確定表現に関して代わりに実行してもよい。都合の良いことに、多くの場合、不確定信号は2乗平均値よりも小さく信号表現よりも有効なダイナミックレンジが狭いのが普通である。また、それはデータの単一的で不確定な態様を強調するので、分かりきったこと若しくは予測可能な構成要素の処理に向けるリソースはより少なくて済む。

30

【0066】

例えば、カラー画像の色彩情報は、赤、緑、青の輝度値を線形に組み合わせる従来の表現とは反対に、先ず不確定度の項で表現される場合、著しく目立った劣化無しに、より広い範囲に向けてサブサンプリングされる。加えて、不確定度を表現する本発明の方法は、入力データの特性について、特定のこの目的用の仮定を必要としない。このように、不確定信号に基づく処理操作は、不適切な予測に起因するエラーを引き起こしにくい。不確定信号が値のコンパクトで予測可能なダイナミックレンジと分布を有するという事実は、信号見積又は信号表現に関して一般的に可能であるとされるよりも、もっと効率的にそれが量子化されるということを意味する。実際に、ここに述べる量子化方法は、最小のエラーと典型的なヒストグラム方式に比較してより少ない量子化レベルとを備えた、量子化された不確定信号の点から、信号見積の情報提供可能な内容を表現する手段を提供する。

40

【0067】

不確定信号は暗示的に予測不可能な特徴を差別的に表現する傾向があるので、どの特色が重要であるか重要でないかを前もって決定する必要無しに、単純な算術的手法を用いて特徴を強調したり抑調したりするために使うことができる。同じ特性により、単純な閾値比較技法を使って、データ又は不確定信号自身から特徴が抽出できる。例えば、エッジ、コントラスト不連続、及び顔の両目などのより複雑な特徴は、エッジや目を構成するものを定義するには及ばず、閾値比較処理を画像の不確定信号に対して適用することにより、画

50

像データから抽出することができる。単独でも組み合わせてもよいが、本発明の技法を使えば、データに類別、識別、操作、圧縮、符号化、送信、及び処理を行い、従来の方法より単純なやり方でエラーと情報損失を最小にしながら典型的な信号及び情報処理の目的を達成できる。更に、これらの技法は処理操作を制御しモニターするための新しいやり方を提供する。

【0068】

図4は、本発明の信号処理方法に則り、不確定タスク又はバイアス G_U （ボックス400）により演算が行われて不確定信号 D' を生成し、更に処理段階（ボックス402）に供され、その次にタスク G_U の逆数により演算されて（ボックス404）信号の新しい見積 $S''(v)$ を求める信号表現 S' を示すブロック線図である。図に示すように、不確定信号 $D'(v)$ は、処理された不確定信号 $D''(v)$ を求めるために更なる処理段階に供される。この結果は、次にタスク G_U の逆数（ $1/G_U$ として表される）により演算されて、新しい信号表現 $S''(v)$ が求められる。

ボックス402で実行されるのに適した処理操作には、量子化、量子化解除、サブサンプリング及びあらゆるの形態のディザリングを始めとする解像力を低減させる他の手段、アップサンプリング及び補間法を始めとする明瞭な解像力を増大させる他の手段、DCT、FFT、及びデータを変換したり周波数ドメイン表現を形成する同様の演算、細波ベース及び他のコンボリューション処理、フラクタル型方法、PCM、ランレングス法、ハフマンコーディング、算術的コーディング、レンブルージュ型方法、Qコーディングを始めとするコーディング及びデコーディング法、及びこのような演算又は方法のあらゆる組み合わせを例にあげることができるが、これらに限定する訳ではない。適当な処理操作には、永続的及び／又は一時的なデータ保存、保存ソースからの検索、送信及び受信も含まれる。

【0069】

処理操作に信号表現に代えて不確定信号を使うことの有利な点は、不確定信号のより低いパワーと、値のよりコンパクトで予測可能な歪と、データの暗示的に予想できない態様を差別的に表現する傾向とに関わりがある。例えば、画像処理アプリケーションでは、 S' と S'' の間の所与の2乗平均差異につき、不確定信号はより粗く量子化され S' よりもより広い範囲に向けてサブサンプリングされる。同様に、サンプリング処理では、線形、指数的、対数的、滴定様、又は類似の方法で、サンプリング速度又は密度を調整するために、不確定信号の振幅を使用することができる。不確定信号内の振幅と相関関係は、基礎関数の位置付けにとってのガイドとして用いてもよい。更に、例えば、圧縮処理で保存される基礎関数係数の数及び／又は値を制御するために、基礎関数の係数値よりむしろ又は係数値と結びつけて不確定信号の絶対値を使ってもよい。コーディング法は、予測可能な値の分布を有する不確定信号のようなデータに、より良好に同調する。その上不確定信号の送信に必要なパワーの量は、 S' を送信するのに必要となる量よりも少ない。

【0070】

本発明は、入力データから信号及び／又はノイズを見積るために特定の位相特性が採用されている線形演算に限定されない信号処理方法を提供するということに留意されたい。入力データの属性に関して仮定を最小数とすることにより、出願人は、従来の処理操作が入力データに関してどのように信号及び雑音定義を課すのかを研究することができた。ある意味で、全ての処理操作は、処理操作によりバイアスされるので、処理の結果が特定のアプリケーションに対する入力データの重要な情報内容を表現する信号見積処理と見なすことができる。本発明の方法は、処理中に仮定が暗示的に与えられた場合、入力データを信号かノイズの何れかに結果として割り当てることの曖昧度がどのように表現されるべきかを明らかにした。

【0071】

本発明の方法の利点でもあり通常的でない特徴は、どんな種類の信号及び雑音モデルが処理において暗示的であるのかに関してどんな予断をも必要としないということである。所与の処理にとって、処理の元の設計者がどんな信号及び／又はノイズ特性を心に描いてい

たとしてもそれとは無関係に、それを任意の数の信号及び雑音モデルに関して翻訳することが可能である。本発明は明示的に定義された信号及び雑音モデルを必要としないという事実は、それが汎用的で強力であるということの意味する。

【0072】

しかしながら、出願人は、例えば、異なる処理、入力データ、信号表現、又は不確定信号を比べるために、本発明の方法を用いたいという状況があることを認識している。そのような場合、暗示的な信号及び雑音モデルを同じ判断基準により判定することのできる方法を持つことが有益であり、即ち翻訳の標準的方法により評価できる場合などである。言及した理由により、本方法はできる限り少ない仮定を作るべきである。それは又、可能性のある全入力に適用できるものという意味で強力でなければならない。

例えば、本発明が入力データや求められた見積信号等の情報に基づき処理関数 $W(v)$ 又はそれと等価なものを確定するための手段を提供し、そして本発明が所与の処理関数 $W(v)$ 又はそれと等価なものが与えられると信号及び雑音モデルを定義する手段を提供するいうように、本発明が信号及び雑音特性記述のための方法を提供するのであれば、本質的に有益であると出願人は認識している。これにより、特定の信号処理システムにより実行されてきた「ブラックボックス」信号処理操作を、本発明の信号処理方法と互換可能な形式で簡潔に表現することが許容される。

【0073】

先に述べたように、信号構成要素を定義づけする能力は、信号がどのような拘束条件を受けているかを知ることに関係している。従来の信号処理方法では、このような知識は入力データを処理する前に入手されねばならない。しかし、画像ソースを始めとして多数のデータソースに関して、「信号」はあまりにも変わりやすいので精密な方式で定義づけできない。その場合には、信号を構成するものを仮定することが試みられる。その結果として起こりうる誤訳のひどさは仮定の妥当性に左右される。反対に、本発明は、特定の信号及び雑音モデルの含意を調べ、その情報を使って、入力データをより効率的に処理したり処理の態様を制御したりする。

【0074】

本発明による信号見積処理は、上に述べた理由によりできうる限り少ない仮定を作ること意図するもので、これは即ち、処理法は強力に予想可能なもののみを具体化するのが望ましいということである。これは又、処理法は、何らかの特別な信号の特定のものよりむしろ信号のクラス上で作動するように設計されるべきであるということの意味する。これにより、本発明の方法が成功裏に適用される信号及び信号クラスの範囲が広がる。

データの何れかの特定セットについてもパワースペクトルは、

$$|X(v)|^2 = \langle |X(v)|^2 \rangle + \delta |X(v)|^2$$

と書き表され、ここに、 $\langle |X(v)|^2 \rangle$ は、総体平均パワースペクトルで、 $\delta |X(v)|^2$ は特定のデータセットに対する総体平均からの偏差である。また、

$$|X_S(v)|^2 = \langle |X_S(v)|^2 \rangle + \delta |X_S(v)|^2$$

であり、且つ

$$|X_N(v)|^2 = \langle |X_N(v)|^2 \rangle + \delta |X_N(v)|^2$$

であり、それぞれ「信号」構成要素と「ノイズ」構成要素を示す。真のパワースペクトルがいつも正の値かゼロであるのに対し、上の式では、偏差の項は、正の値負の値両方をとる可能性があるということに注意されたい。総体平均パワースペクトルは、入力データの考えられる全てのセットに亘る平均である。それは、データのある特定セットの明細を提供しているのではなく、全体についての予想である。

同様に、あらゆるデータセットの観測された分散は、予測可能な構成要素と当該予測可能な構成要素からの偏差の合計であると見なしてもよい。

$$\sigma_X^2 = \langle \sigma_X^2 \rangle + \delta \sigma_X^2$$

また、

$$\sigma_s^2 = \langle \sigma_s^2 \rangle + \delta \sigma_s^2 \quad \text{及び} \quad \sigma_N^2 = \langle \sigma_N^2 \rangle + \delta \sigma_N^2$$

である。

【0075】

総体平均分散は、理論上の予想値であるが、偏差はデータの特設セットに対する理論上の値と実際の値の差異を表す。ポアソン処理は、例えば、処理の平均輝度と等しい理論上の分散を有するが、実際に観測される分散はたとえ平均輝度が同じであっても観測時間毎に異なる。

総体平均パワースペクトルと総体平均分散の関係式は、偏差の項に対して同様の式を用いると、

$$\int_{-\infty}^{\infty} \langle |X(v)|^2 \rangle dv = \langle \sigma_X^2 \rangle \int_{-\infty}^{\infty} \langle |K_X(v)|^2 \rangle dv$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \langle |X_s(v)|^2 \rangle dv = \langle \sigma_s^2 \rangle \int_{-\infty}^{\infty} \langle |K_s(v)|^2 \rangle dv$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \langle |X_N(v)|^2 \rangle dv = \langle \sigma_N^2 \rangle \int_{-\infty}^{\infty} \langle |K_N(v)|^2 \rangle dv$$

のように書き表される。関数 $|K_X(v)|^2$ 、 $|K_s(v)|^2$ 、及び $|K_N(v)|^2$ は、分散とは無関係な総体平均パワースペクトルの記述を提供する。これらは、正規化された関数なので、何れの関数についても全周波数に亘り積分された値は同じく1になり、例えば、

$$1 \equiv \int_{-\infty}^{\infty} \langle |K_s(v)|^2 \rangle dv$$

である。

【0076】

入力データに一般的に関係するランダムさには2つの形態、即ち(1) $|X_N(v)|^2$ 及び関連項で表されるあらゆるノイズ外乱というランダムさと、(2) $\delta |X(v)|^2$ のような項で表される期待値からの偏差というランダムさがある。偏差の項は、総体変動性を反映する。それらは、 $\delta |X(v)|^2 = 0$ のときで信号が演繹的に完全に知ることのできると見なされるか、偏差があまりに予想外で演繹的に定義できないかの何れかの理由から、大抵は無視される。

【0077】

古典的な見積問題では、目的はノイジーデータの信号構成要素に対して最良な推測を生成することである。必然的に、推測は、何が予想可能であるかに基づいており、何が予想不可能な偏差であるかに基づくものではない。可能性のある全刺激(例：面や角パルス)の内の特定サブクラスに対して優先的取り扱いを与えることが必要とされる場合を除いて、信号及び／又はノイズ構成要素が特定位相特性を持つであろうことを現実には期待できない。従って、最も推定根拠の乏しい推測は、パワースペクトル(又は、相関関数のような関連関数)だけに係わる期待値に基づくもので、即ち、「信号」及び「ノイズ」構成要素は何らかの予測可能な相関関係を持つと仮定されるのではなく、信号及び雑音は特定の入力ではある範囲までは相関しないと仮定されるのである。本発明では、特定入力中の如何なる信号及び雑音の相関関係も、考えられる全ての入力の信号及び雑音の相関関係を予報するものではないと考える。従って、本発明は、何らかの特定の種類の信号及び雑音の相関関係を考えてはいない。このような条件で、見積処理関数は、

10

20

30

40

50

$$|W(v)| = \frac{\langle \sigma_s^2 \rangle \langle |K_s(v)|^2 \rangle}{\langle \sigma_N^2 \rangle \langle |K_N(v)|^2 \rangle}$$

又は、

$$|W(v)| = \frac{\langle \sigma_s^2 \rangle \langle |K_s(v)|^2 \rangle}{\langle \sigma_s^2 \rangle \langle |K_s(v)|^2 \rangle + \langle \sigma_N^2 \rangle \langle |K_N(v)|^2 \rangle}$$

10

の形の振幅スペクトルを有する。

信号及び雑音が処理方法に左右されない客観的定義を持つ場合、ノイズにより乱された信号の見積を生成するために、この公式を有する処理操作を使うことができる。視覚情報を表現するデータを論じる際、発明者は、総体平均信号相関関係が、視覚データのソース中の統計学上安定した相関関係ではなくて、現実には画像処理の結果であることから、そのような処理を属性処理と呼んでいる。このように、フィルタの形態は算術的にはウィーナフィルタの形態に類似していても、信号及び雑音モデルの場合にこのようなフィルタ関数の使用の基礎になる仮定は、本例の状況では用いられない。本発明による信号処理では、ある信号及び雑音モデルを仮定してもよいが、しかしながら、本発明は当該モデルにより

20

【0078】

よく知られ、使われているように、ウィーナのフィルタリング処理は、信号及び雑音の特性が定義され演繹的に設定されていることが必要条件である。ウィーナフィルタ処理は、入力が予め規定された特性を有する信号及び雑音だけで構成されている場合にのみ適切であると判断できるであろう。これらの特性からいくらかでも外れるものは、ウィーナフィルタ処理を実行すると最適には不十分な状態になってしまうであろう。以上の理由により、カルマン型フィルタ及び入力中の変化に対応できる他のフィルタ型が、ウィーナフィルタリング処理に広く取って代わってきた。ウィーナフィルタの算術式は、それが処理操作中に暗示される最も推定の根拠に乏しい信号及び雑音モデルを評価するときの基準としての役目を負っていることから、本発明の信号処理方法の解説に出てくる。このように、それは、発明の不確定処理、タスク、及び信号を翻訳する際の標準規格としての役目も負っている。

30

【0079】

上述の処理関数は、パワースペクトル密度（特定周波数で評価されたパワースペクトル）に従って入力データに重み付けする。（パワー密度に関して考えたときに）ノイズ構成要素よりも信号構成要素に帰する傾向が強い入力データ中の周波数構成要素は、ノイズ構成要素に帰する傾向の強いものよりも減衰しにくい。属性作用はこのように、相対的に予想可能なパワー密度に関して等級分けされる。

一般的に、見積処理関数は、

$$|W(v)| = [1 + b^2 B^2(v)]^{-1}$$

と書き表され、ここに、

40

$$B^2 = \langle |K_N(v)|^2 \rangle \langle |K_s(v)|^2 \rangle \quad \text{及び} \quad b^2 = \langle \sigma_N^2 \rangle \langle \sigma_s^2 \rangle$$

である。

$$|X(v)|^2, |X_N(v)|^2, \langle \sigma_x^2 \rangle, \langle \sigma_s^2 \rangle, \langle \sigma_N^2 \rangle, \langle |K_x(v)|^2 \rangle, \langle |K_s(v)|^2 \rangle, \langle |K_N(v)|^2 \rangle, b^2, B^2 \text{ の適切な組み合わせ}$$

せを得る方法なら何れの方法でも、 $|W(v)|$ の形成に必要な項を提供するために使用

50

できる。これには、ユーザー入力、外部入力、記憶装置ソースからの検索、近似値入手のための平均値算出、及び現存する又は仮定上の処理操作の入出力分析が含まれる。同様に、 $|W(v)|$ 、 $|U(v)|$ 、 $|G_U(v)|$ を入手する又は定義する何れの手段も、 $b^2 B^2(v)$ を特徴付けるために必要とされる情報を提供するのに使うことができる。 $b^2 B^2(v)$ は処理操作において暗示的に具体化される信号及び雑音モデルの最も推定根拠に乏しい特性記述としての役目を負うことに留意されたい。それは又本発明の方法に使われる最も推定根拠に乏しい信号及び雑音モデルとしての役目も果たす。

【0080】

上で与えられた信号見積処理関数を使うと、不確定処理関数は、

$$|U(v)| = \frac{\langle \sigma_s \rangle \langle |K_s(v)| \rangle \langle \sigma_N \rangle \langle |K_N(v)| \rangle}{\langle \sigma_s^2 \rangle \langle |K_s(v)|^2 \rangle + \langle \sigma_N^2 \rangle \langle |K_N(v)|^2 \rangle} \quad 10$$

又は、

$$|U(v)| = b B(v) [1 + b^2 B^2(v)]^{-1}$$

又は、同等の形をとる。

同様に、不確定タスクは、

$$|G(v)| = \frac{\langle \sigma_{NS} \rangle \langle |K_N(v)| \rangle}{\langle \sigma_s \rangle \langle |K_s(v)| \rangle} \quad 20$$

又は、

$$|G(v)| = b B(v)$$

又は、等価な形により特徴づけられる。

不確定信号の分散は、見積処理で予測される2乗平均エラーのインジケータである点に留意されたい。

信号見積処理のエラーは、

$$\xi^2 = \int_{-\infty}^{\infty} |X_s(v) - W(v)X(v)|^2 dv \quad 30$$

と、書き表せる。

信号見積処理全体のエラーが、

$$\xi^2 = \langle \xi^2 \rangle + \delta \xi^2$$

と、書き表されるなら、 $\langle \sigma_D^2 \rangle = \langle \xi^2 \rangle$ であると示される。

(視覚画像データ処理に対する発明方法の適用)

視覚画像データは、本発明の方法を使って処理が行われるのに特に適した型のデータである。既に説明したように、従来の処理方法にとって難題を生み出す視覚情報の根本的な特性は2つある。第1に、視覚情報は実用上は拘束条件が無いということである。視覚データは、光により形成される時系列、空間パターン、又は時空シーケンスなら何であってもよい。多くの信号処理問題は、前もって定義された信号特性(例：搬送波周波数、レーダーシステムの送信パルス、アルファベット)を利用するが、多くの場合、視覚情報は特定の詳細事項で制御も事前定義もされないソースから発生する。視覚データは、連続した光子誘発事象として記録することしかできず、これらの事象は光度及び反射率のような共通パラメータに統計学的にのみ関連している。

【0081】

本発明は、そのようなデータを処理する際、幾つかの顕著な有益性、即ち

(1) 視覚処理に予測されるエラーが低減される、

(2) データの重要な態様が、その目的だけのための仮定を課さなくとも、知覚

10

20

30

40

50

的に表現される、

(3) 視覚情報が狭いダイナミックレンジと安定した統計性を有する簡潔な形で表現される、

(4) 適用及びエラー制御に適した信号が生成できる、

(5) 本発明を実行するには比較的単純な装置が使用でき、それにより製造コストを下げる事が可能となる、

(6) 本発明は、曖昧さ、周波数内容、及び動作の表示を生成する、という有益性を提供する。

【0082】

何れの配置の空間に分布する対象物の何れの集合に対しても、本質的に唯一確実なのは対象物の画像が画像面では異なる寸法になるだろうということである。関連するパワースペクトルは、画像化が線形現象であるから直線的に合計され、複合スペクトルは、より遠くの対象物がより近くの対象物よりも低周波数に対しての寄与が少ないので周波数に伴い低下しがちになる。考えられる全対象物の考えられる全配置に亘り積分すると、総体平均複合パワースペクトルは、周波数座標の2乗値の逆数に伴い低下する結果になることが分かる。このようなパワースペクトルは、スケール不変パワースペクトルと称される。空間的相関関係につき上に述べた主張は相対運動に合わせて容易に変更され、その結果、時間ドメインでもスケール不変となる。

【0083】

画像の統計上の特性についての研究が、フィールド・D. J. (1987年)によるJ. Opt. Soc. Am. A. 第4巻2379-2394「自然画像の統計特性と大脳皮質細胞の応答特性の間における関係」、並びにドン・D. W.、アティック・J. J. (1995年)による神経系の計算第6巻345-358「時間により変化する自然画像の統計」により報告されている。これらの研究は、自然に発生する画像の特性と画像シーケンスに焦点を当てた。彼らは、個々の自然画像の大多数が大凡1/周波数の振幅スペクトルを有することを発見した。しかしながら、出願人はここで、多数のグラフィック画像と人工物の画像が、1/周波数特性を持っていないことを見出した。しかしながら、強力な処理を推し進めるに当たり、ここに説明する本発明の方法は、個々の入力の特異事項ではなく入力のクラスに着眼している。出願人は、クラスとして、画像の総体平均振幅スペクトルが1/周波数特性を持つことを発見した。

【0084】

更に、例えば人工物の画像のような画像のサブクラスに関しては、たとえ個々の画像が総体平均とは著しく異なっている、サブクラスに対する総体平均振幅スペクトルも1/周波数特性を有する。クラスとしての画像に対する1/周波数特性の適用可能性は、画像を形成するという処理の結果であると考えられることもできる。

【0085】

一般的な意味において、視覚画像は、3次元(3-D)環境からの光の2次元(2-D)集積である。その環境自体内の対象物は、お互いに対する予想可能な又は総体平均統計的関係を有しないが、投影の作用により予測可能性が生まれ、即ち遠くの対象物は近くの対象物よりも、より小さな画像に対応し、検知器を通過するのにより時間がかかるということである。この積分は、3-D深度を2-D画像に圧縮する結果であり、これは1/周波数²パワースペクトルにより周波数ドメインに記述される。視覚画像に1/周波数²パワースペクトルのモデルを使うと、発明のモデルの項 $B^2(v)$ は v^2 に等しく設定される。特別な場合、 b^2 は1に等しく設定され、処理関数は、 $W(v) = 1 / (1 + v^2)$ という形をとる。

【0086】

上の属性処理特性の周波数依存性は、 $A + v^2$ という形の何れの信号及び雑音モデルにとっても当てはまり、ここにAは定数である。

不確定フィルタ $U(v)$ は、

10

20

30

40

50

$$U(v) = v / (1 + v^2)$$

という形をとる。

Aを定数として、 $A + v^2$ の形の信号及び雑音モデルに当てはまるより一般的な表現は、 $W(v) = W_0 [\alpha^2 / (\alpha^2 + v^2)]$

と書き表され、ここに W_0 は、 $A = 0$ のとき1の値を持つ倍率である。パラメータ α^2 は b^2 に関係し、 $W(v)$ が半最大振幅を有する周波数を求める。

対応する不確定処理関数は、

$$U(v) = W_0 [\alpha / (\alpha^2 + v^2)] [\alpha^2 (1 - W_0) + v^2]^{1/2}$$

である。

当業者は、本発明の内容から、不確定タスクの対応する関数特性を評価するであろう。

【0087】

光子捕捉のランダムさが主要な関心事である場合、又は入力データがポアソン処理を表現している場合、 α^2 は光度（ポアソン処理の事象の平均速度）の線形関数であると考えられる。固定ノイズレベルが主要な関心事である場合、例えば、トランスジューサ又はセンサーノイズでは、 α^2 は光度の2乗の関数であると考えられる。一般的に、 α^2 の値は不確定信号の r. m. s.（2乗平均）パワー相当を入力の r. m. s. パワー相当に比較することにより求められる。本発明の方法は関心の対象であるノイズが周波数に半比例する予想可能なパワースペクトルを有する場合まで拡張することができる点に注意されたい。この種のノイズはしばしば電子増幅器で観測される。

【0088】

上記本発明の処理関数のハードウェアの姿は、リアルタイム処理用の回路の形であってもよい。最小位相属性処理は、単極ローパスフィルタの同一2段階処理として実行してもよい。不確定処理は同様の方法で実行してもよく、 $W_0 = 1$ のときは特に直接的である。

【0089】

空間データに関しては、属性処理は、 α が半径長定数を表している送信ラインの2次元相当物として実行してもよい。そういうものとして、それはセンサーに組み込んでもよいし、別個に手段化してもよい。2次元送信ライン相当物は、メッシュの抵抗エレメントとしての手段でもよい。メッシュのノードは、共通基面への抵抗経路を有するべきである。このような手段の有効半径長定数は、メッシュ内の抵抗又は基面経路の抵抗或いは両方を修正することにより制御される。抵抗修正は、電界効果トランジスタ又は類似デバイスを電圧制御型抵抗器と調和するモードで使用するにより実現される。

【0090】

プログラム可能な装置に実装する場合は、本発明の方法に合わせたデジタルフィルタリング係数を求める形式を採る。代わりに、FFT表現に匹敵するデータ配列を構成し算術的組み合わせで使用してデータを処理してもよい。逆FFT表現の関数記述及び／又は相当物もコンボリューション演算に使用できる。デジタル計算装置では、 v^{-1} を整数値配列のFFTの絶対値の平方根の逆数として近似することが、時として計算上効率的で有利である。1次元データ用の有用な配列は $[\dots -1 \ 2 \ -1 \ \dots]$ であり、ここに省略符号は何れかの数のゼロ値エントリを表す。2次元データ用の配列の有用なセットは、

$$\begin{array}{ccccc} \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & -a & -1 & -a & \dots \\ \dots & -1 & 4(1+a) & -1 & \dots \\ \dots & -a & -1 & -a & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \end{array}$$

の形になる。

但し、 $a > 0$ で、周りの省略符号は任意の数のゼロ値エントリを示す。1次元と2次元の両方の場合、1掛け3及び3掛け3それぞれよりも大きい非ゼロ値の配列も使用できる。説明した型の近似値を使って、例えば逆FFTの手段により、コンボリューション演算に相当するものに使用するための値の配列を生成してもよい。コンボリューション演算の

計算効率は、当該値を量子化すること及び／又はコンボリューション配列の非ゼロエレメントの数を制限することにより、顕著な処理エラーを発生させることなく向上させることができる。

【0091】

視覚画像データの処理では、入力の不確定信号と位相特性との関係が、本発明の有益性を実証する。不確定信号は、本質的に情報を入力の位相中に保存し、その使用効果を単純な信号見積分以外にも拡張する。信号構成要素の線形変換はどんなものでも、不確定信号を適切な線形フィルタ又は同等物に通すことにより見積分することができる。非線形変換は、信号見積分から生成されるのと寸分たがわない品質を保って不確定信号から生成できる。このように、不確定信号が後続の処理操作を排除又は制限することはない。代わりに、不確定信号は、任意の数の特定演算が並行して実行できる、有用なコア信号の役目を負う。本発明に従えば、不確定信号は従来のソース輝度に代わって視覚処理における主要信号と見なされる。

10

【0092】

視覚データの特定セットだけにある特徴のほとんどは、その位相スペクトルにより表される。振幅スペクトルは、全体的な相関関係を、それらがどこでいつ発現するかに関係なく表現する。位相スペクトルは、全体の相関関係に関係なく、特定の特徴の位置と時を表現する。

【0093】

視覚データ内の全体的相関関係は、予想可能なパワースペクトルに関して表現されてきた。何れの特定のデータセットについてもそれに固有の詳細事項は、従って、位相スペクトルと総体平均からの特定パワースペクトルの偏差により余すところ無く表現される。これらは、不確定信号に寄与する構成要素である。ある意味では、視覚データ又は他のデータにとっての不確定信号は、入力位相特性の見積分を表している。しかしながら実際の白色化処理と違い、不確定信号は総体変動を示す入力の態様をも表すので、不確定処理は位相特性の真の表現を生成しはしない。

20

【0094】

視覚処理における本発明の1つの利点は、不確定信号が、一般的なデータセットから特定のデータセットを最も区別しそうな入力データの態様を強調することである。これは、固有の特徴というのは人間の視覚系が最も敏感に捉えるところであるので知覚的強調である。本質的には不確定信号は入力データの詳細を強調し、ある態様では本発明はこのように詳細強調の方法と考えてもよい。

30

他の視覚処理方法で問題になってきたのは、視覚データの拘束条件の欠如である。生物学的視覚性能に関するその目的のためだけの仮定は、知覚的に何が重要で何が重要でないかに関して作成されねばならなかった。本発明の方法は、このような仮定を採用せずに、特徴を強調するので、このような仮定に起因する不都合やバイアス効果を受けにくい。

【0095】

不確定信号は詳細を差別的に表現するので、見積分信号構成要素の知覚的品質を向上させるために使用することもできる。見積分信号の予測可能な構成要素のパワースペクトルは、

$$\langle |X'_s(v)|^2 \rangle = |W(v)| \langle |X_s(v)|^2 \rangle$$

40

と書き表されることに注意されたい。

曖昧なパワーの予測できる構成要素は、

$$\langle |D(v)|^2 \rangle = (1 - |W(v)|) \langle |X_s(v)|^2 \rangle$$

と記される。

従って、それらの合計は、

$$\langle |X'_s(v)|^2 \rangle + \langle |D(v)|^2 \rangle = \langle |X_s(v)|^2 \rangle$$

と書き表せる。

別の言い方をすれば、不確定信号のパワーは、信号見積分処理における予測可能なエラーの測定値を提供する。

【0096】

50

視覚処理のための本発明における別の利点は、不確定信号が信号見積の周波数内容を増強する手段を提供することである。不確定信号を信号構成要素の見積に加えることにより、コントラストのくっきりした不連続のエッジや区域等の知覚的に目立つ特徴が先鋭になる傾向にある。減算は逆の効果を持ち、それらの特徴をぼやかす方に進む。減算技法は、解像力の低い画像に表れるボケを目立たせないようにするのに役立つ。加算技法は、ぼやけた情報源をはっきりさせる際や例えば顔等の美的感覚上の操作に有効である。このような画像処理操作が本発明の方法を使って実行するのが容易であることは、本発明の重要な利点である。通常、このような操作には、本発明により可能となる単純で効率的な加算減算ではなくて、バンドパスフィルタ、ハイパスフィルタ、ローパスフィルタ、又それらに匹敵する物を使用する必要がある。

10

【0097】

(データ量子化)

本発明は、従来型の信号及び雑音モデルを採用することにより発生する処理エラーを低減させるための技法を提供するのと同じく、データを量子化するより効率的な方法を開発するために使うこともできる。本発明のデータ処理方法の基礎となっているのと同じ原理を考えれば、従来の方法の多くの欠点を克服する量子化スキームを開発できるようになる。

【0098】

量子化という用語は、ここでは、本来継続している不確定信号を離散信号に変換する処理を指すのに使う。それは本質的にはアナログーデジタル変換であるが、離散出力を2進形式に変換する必要はない。本発明の量子化方法は、コンセプトが先に述べた属性法に類似している。これは、元のものの統計的に予想できる差異が最小になるように不確定信号の離散バージョンを生成するので、それにより本発明の基本的仮定と調和する量子化処理を提供することとなる。

20

【0099】

ここに述べる出願人の量子化方法は、視覚ソースを表すデータに限定されるのではなく、値がどのように分布しているデータを量子化するのにも使うことができる。量子化は、予め規定された量子化レベルを有するという意味では固定されたものかもしれないが、説明する方法は時間経過につれて値の分布に起きる変化に対応するためにも使える。視覚データについては、不確定信号が(総体平均という意味で)ラプラシアン確率分布を持つであろうと期待すること、及びその期待値に従い量子化レベルを設定することに対して、この方法はしばしば有益である。量子化法は、反復的に、即ち元のデータが量子化され、量子化された表現が次に元のデータ又は更新されたデータのセットと比較され、量子化されたデータと基準データの差異がまた量子化されるという具合に用いられる。ソースデータは、量子化を連続的に反復させて合計することにより近似される。この手順はビデオのような時空データに有用である。

30

【0100】

本発明の量子化方法を理解するには、3セットのパラメータ、即ち、(1)状態境界、(2)状態数、(3)状態値、が必要であり、これらは翻訳値と称される。状態境界のシーケンスペアはビンのエッジを定義する。ビン内の全ての値には状態数が割り当てられる。状態数は、N個のメンバーを有する整数系列を形成し、ここにNは状態の総数である。不確定信号を「ビンニング」処理すると、N個の可能な状態を有する離散バージョンとなる。状態数もまたN個であるが、それらは必ずしも整数系列を形成するわけではない。代わりに、それらは量子化の全体的なエラーを最小にするように定められる。状態数は、状態値と状態境界に対してのインデックスである。

40

【0101】

予測可能な積分 2 乗量子化エラー ($\langle \xi_Q^2 \rangle$) は、

$$\langle \xi_Q^2 \rangle = \sum_{n=1}^N \int_{\delta_{n-1}}^{\delta_n} (d - \bar{\delta}_n)^2 p(d) dd$$

と書き表せる。

ここに、 δ_n は状態境界、 $\bar{\delta}_n$ は状態値、 n は状態数である。積分パラメータ d は、特定の不確定信号における実際の値ではなく、不確定信号のドメインを表す。関数 $p(d)$ は、ヒストグラム又は確率分布を表すために使用される。 10

目的は、予想できるエラーを最小化することである。 $\Delta \xi_n^2$ は状態 n に関する

合計エラーの部分を表し、即ち、 $\langle \xi_Q^2 \rangle = \sum_{n=1}^N \Delta \xi_n^2$ である。それから 2 つのタスク、

即ち

- (1) エラーを最小化する状態境界のセットを見つけること、及び
- (2) エラーを最小化する状態値のセットを見つけること、がある。

状態境界の選択は、隣接し合うビン (状態) 両方に関するエラーに影響を及 20

ぼす。従って、 $\Delta \xi_n^2 + \Delta \xi_{n-1}^2$ が最小になるような δ_n を発見することが必要である。

微分を介して求められる解は $\delta_n = (\bar{\delta}_n + \bar{\delta}_{n-1}) / 2$ で、それは即ち状態境界が両状態値のちょうど中間となるということである。このように、状態境界は完全に状態値により確定される。

【0102】

状態値は、それ自身の状態に関するエラーに影響するだけである。微分を使うと、適切な状態値は $d p(d)$ のビンに亘る積分を $p(d)$ のビンに亘る積分で割った値に等しくなる。

ラプラシアン分布に関し、状態値は 30

$$\bar{\delta}_n = \frac{(\beta + \delta_{n-1}) \exp(-\delta_{n-1}/\beta) - (\beta + \delta_n) \exp(-\delta_n/\beta)}{\exp(-\delta_{n-1}/\beta) - \exp(-\delta_n/\beta)}$$

により与えられ、ここに β は d の絶対値を意味する。何れの特定の不確定信号に

ついても、 $\beta^2 = \sigma_D^2 / 2$ である。 $\delta_N \rightarrow \infty$ なので、状態値は $\bar{\delta}_N = (\beta + \delta_{N-1})$ により求め

るのが最適である。これは、数値法又は抵抗ラダーを使って、他の状態値と状態境界の計算を始める開始点を与える。

【0103】 40

ラプラシアンのように指数関数はスケール不変性のソートを表示する。任意の点 δ_n から ∞ までの関数の形状は、ゼロから ∞ までのものと全く同じであり、

違いは振幅だけにある。状態値に関しては、このことは、シーケンス ($\bar{\delta}_n - \bar{\delta}_{n-1}$)

が状態の総数に左右されないことを意味する。状態の数は、関連があるシーケンスのエレメントの数を示している。本来は、量子化状態の数が増加すれば、ゼロ近くに新しい状態を加え、これにより、お互いの関係は変化させずに、他の状態

パラメータをゼロから押し離す。従って ($\bar{\delta}_n - \bar{\delta}_{n-1}$) は、一度計算するだけで記

憶してよい算術的シーケンスであり、即ち信号が量子化される度に計算し直す必要はない 50

。分布のテール又は他の部分だけを量子化するために再帰特性を使用するのも時には有益である。これが利用できるアプリケーションには、特徴抽出、圧縮、強調／抑調操作が含まれる。

【0104】

視覚データが離散化される通常的手段には、輝度のA/D変換が含まれる。良品質の画像を求めるなら、採用される状態の数はしばしば256又はそれ以上となる。入力データに代えて不確定信号を量子化する本発明の方法の有利性は、2乗平均エラーに関して判定されるのと同程度の品質が著しく少ない状態（8乃至16が典型）で得られることである。これにより、記憶容量要件が大幅に低減される。

本発明における量子化法の別の利点は、入力データの知覚関連の態様は不確定信号の大きな値と関係する傾向にあるという事実由来する。量子化されたバージョンは、従って状態値によりソートされるため、情報は保存されるか、又はほぼ知覚的重要度の高い順に送信される。これは、効率的な画像認識、及び最小セットのデータの記憶、送信、操作を暗に意味する。視覚データが離散形態で従来式に記録される先行技術の方法では、このような有益性を享受できない。

【0105】

量子化のエラー（元のものと量子化されたバージョンの差異）も、ラプラシアン分布を有する傾向となることに注意されたい。これは、当該方法が入力データの保存されたバージョン上、又は時間経過に伴い変化する入力データの空間配列上で再帰的に使用される場合、それが何らの追加的な努力又は拘束無しに量子化された情報の品質を継続的に更新することを意味する。

量子化処理過程に関して更に述べると、不確定信号から状態数の離散バージョンへの変換は、それらの状態数を状態値で翻訳することとは無関係である。これは、状態数表現が状態値表現の変わりに記憶されたり送信されたりするという、即ちダイナミックレンジ要件は、元の不確定信号又は入力データ何れかのパワー又は範囲ではなく、状態の数により設定されるということを意味する。状態数表現のレシーバーは、元の不確定信号の最小エラーバージョンを得るためには、既に知られている状態値を用いるだけでよい。

【0106】

本発明による量子化の効率性は、不確定信号又は他の入力を量子化前にその分散の見積により正規化すれば、改善することができる。これは、翻訳値が、個々にではなくグループとして縮尺されるようにしている。状態境界が入力中の変化に自在に対応できる場合、「検索時間」も短縮される傾向になる。ラプラシアン分布を有すると予想されるデータについては、データの分散をデータの平均絶対値から見積り、それにより計算上更に強烈な二乗演算を回避することもできる。

【0107】

（発明の一般的適用）

先の例に関する説明は、視覚データの処理に関する本発明の適用に重点を置いているが、本発明は適用に関して三つの主たるクラスを持つと記述することができる。即ち、

（1）異なる信号処理スキームの有効性について、評価し比較できるようにするための価値の数量を生成するクラス、

（2）信号処理操作の実行を適応させ、変更させ、又は制御するのに用いられる制御項を生成するクラス、

（3）データ記憶装置要件を低減したより効率的な計算方法で次の分析を実行するために、別の信号処理操作が適用可能であるような、処理されたデータの間形態としてのクラス。本発明を用いるこの形態は、別のものとの間でのデータ送信及び圧縮操作を容易にする。

【0108】

図5は、信号処理操作をモニターする目的で価値の数量を生成するための本発明の利用を示すブロック線図である。図5aに示すように、本発明のそのような適用においては、見積信号 $S'(v)$ を生成するために入力データ $X(v)$ のセット上で実行される信号処理

操作は「ブラックボックス」（図では「処理」と表示してある）により特徴付けられる。入力データ及び見積信号は共に、一般化された周波数空間での関数又はデータセットとして示される。

【0109】

本発明のこの実施例では、入力データXは不確定処理Uにより処理されて不確定信号D'を生成し、次に不確定信号D'は一つ又はそれ以上の処理モニターへ入力される。代わりに、図5bに示されているように、D'は信号見積又は表示S'から入手し、不確定タスクG_uにより演算してもよい。信号見積又は表示は単独で存在してもよいし、あるいは属性処理Wを用いて入力Xを演算することによって生成してもよい。

【0110】

処理モニタリング操作は、絶対値、量子化値、累積値、又はD'の二乗平均パワーのようなD'を表す値を定義された値又は関数のセットと比較する段階と、FFT変換のようなD'の変換を表す値を定義された値又は関数のセットと比較する段階と、D'における変化を表すデータを細波関数又は別の基礎関数のような定義された関数のセットと比較する段階と、D'と定義された値及び関数との間で、ある関係が満たされる場合、記録、インジケータ、又はアラームを作成する段階とを含む。

【0111】

図6は、追加処理操作の適用の代わりに信号表示を用いるため、本発明の不確定信号が、中間形態の処理データとしてどのように用いられるかを示すブロック図である。図6aに示すように、通常は処理に提供される（図では「処理」と表示してある）入力データXが不確定処理Uにより演算されて、不確定信号D'を生成する。不確定信号は、次に一つ又はそれ以上の処理タスク操作へ入力される（図では「タスク」と表示されている）。若しくは、図6bに示すように、D'は信号見積S'から入手され、次に不確定タスクG_uにより演算される。信号見積又は表示は単独で存在してもよいし、あるいは属性処理Wを用いて入力Xを演算することによって生成してもよい。

【0112】

図5と結びつけて示されているこれらの可能なタスクに加えて、別の処理タスクは、一定範囲内のD'値だけが通過して出力するような閾値操作と、翻訳及び回転操作と、美的効果を得るために画像データへ適用される歪を变形又は投影するような形態変換と、量子化、閾値及び周波数選択法などの方法を用いる特徴抽出と、特徴強調及び抑調と、二乗平均正規化と、そのような操作又は方法の組み合わせとを、これらに限定することなしに含むことができる。

【0113】

図7は、本発明に従って不確定信号が、処理及び／又は処理タスクの操作を制御するためにどのように用いられるかを示すブロック図である。図7aに示すように、入力データXはプロセッサ（図では「処理」と表示されている）により実行される一式の信号処理操作のセットに供され、不確定処理Uにより演算されて、不確定信号D'を生成する。不確定信号は、制御信号としてプロセッサに提供される。プロセッサは、一つ又はそれ以上の処理タスクと結びつけて属性処理を実行してもよいし、あるいは別々の属性及びタスク段階へ分割されなくてもよい。代替として、図7bに示すように、不確定信号は次に不確定信号は不確定タスクG_uによって演算される信号見積S'から得てもよい。信号見積は単独で存在してもよいし、属性処理Wを使って入力Xを演算することにより生成してもよい。いずれの場合でも、D'は制御タスクG_cにより選択的に演算される。

【0114】

不確定信号又はその後の制御タスク表示は、処理又は処理タスクの選択と、データがサンプリングされるか又はコード化される速度と、データが強調されるか又は抑調される量と、型、密度及び拡散のようなディザリング特性の選択と、分散又は二乗平均パワーの正規化のような手段による処理のいずれかの段階における信号のダイナミックレンジと、解像度の低下又は増強の量及び／又は種類と、JPEG、MPG、フラクタル及び細波ベース法のような圧縮スキームで保持される数及び／又は種類又は係数と、データに適用され

10

20

30

40

50

るべき量子化の規準又は閾値レベルと、属性処理の特性と、又はそれらの操作のいずれかの組み合わせとを制御するために用いられる。

【0115】

制御タスク操作は、二乗平均値 D' 及び／又は S' 及び／又は X' を表す信号を生成するための手段と、整流と、量子化と、閾値化と、ローパス、バンドパス及びハイパスフィルタリング法と、そのような操作のいずれかの組み合わせとを、これに限定すること無しに含むことができる。

【0116】

図8は、処理及び／又は処理タスクの操作を制御するために本発明の不確定信号が用いられる第二方法を示すブロック図である。図8a及び8bと図7a及び7bとの違いは、図8では、不確定信号が、不確定信号上で実行される演算を制御するのに用いられるという点である。

10

【0117】

図9は、データ強調及び抑調を実行するために、本発明の信号処理方法がどのように用いられるかを示すブロック図である。図9aに示すように、一般的には信号見積又は信号表示である入力データは不確定タスク G_u へ提示され、次に定数 A により縮尺される。その結果は元の入力データに加えられ、出力を生成する。図9bは同じ処理を示すが、等価な二つの不確定タスクを直列に有している。定数 A は固定していてもよいし、ユーザー又は外部処理により制御してもよい。

【0118】

20

図9aに示す方法は、入力データの独特で不確定な特徴を入力データへ選択的に加えるか又は減じて、それらの特徴を強調又は抑調する。図9bに示されている方法は、入力データの事前処理の間に持ち込まれた可能性のあるエラーを補償する手段を提供する。

【0119】

定数 A の値は、実際のアプリケーションではプラス1からマイナス1の範囲内で十分だが、正の無限大から負の無限大までの範囲にある。 A の正値は強調を生成し、負値は抑調を生成する。

【0120】

音声データに適用される場合は、抑調は音を消し、及び／又はヒスを減じる傾向となり、一方強調は逆の効果をもつ傾向となる。画像データに適用される場合は、抑調は、ボケ又は平滑さとして感知される傾向があり、一方強調は画像鮮明化及び対照強調として感知される傾向がある。ユーザー又は外部処理により (A) が設定されると、望ましい知覚条件を達成するために、出力のダイナミックレンジ又は二乗平均パワーを制御する手段が提供される。

30

通常は、強調及び抑調、又は平滑化及び鮮明化の連続する範囲を完成するためには、フィルタ又はコンボリューション法の特性が継続的な方法で調整される必要がある。本来ならば、強調／抑調の各レベルにそれぞれ別のフィルタが必要である。これと対照的に、本発明の方法は、スカラーマルチプライヤを調整することにより同じ効果を達成する。

【0121】

40

図10は、予め存在しているか又は仮定の信号又はデータの処理操作（図では「処理」と表示されている）から不確定処理を構成するための本発明の信号処理法の利用を示すブロック図である。図10aに示すように、処理の入力及び出力は、入力／出力解析ブロック (I/O 解析) へ供給される。入力 I は又、不確定処理 U によって演算される。若しくは、図10bに示すように、不確定処理及び／又は不確定タスクの特性が I/O 解析の結果によって決定される場合は、出力を不確定タスク G_u により演算してもよい。通常は、不確定処理又はタスクによる入力データのそうした実際の処理は、コンボリューション、ディジタルフィルタリング又は周波数ドメイン表示によって行われる算術演算により、プログラム可能な装置で実行されるものである。随意的に、ユーザー又はデータベースシステムのような外部処理は、縮尺及び処理タスク情報を I/O 解析方法へ提供する。

【0122】

50

処理操作の出力がある非線形なやり方で入力データの特性に依存する場合、先述の方法は、処理方法及び関連する曖昧さを特徴付ける手段と同様、入力、出力及び処理方法の間の関係における固有の曖昧さを定量化する適応性のある手段を提供する。例えばマルチプレクシングシステムにおける場合のように入力データが幾つかの異なるソース又は前の処理操作から引き出される場合、本方法のこの特性が利点をもたらす。通常、処理方法は、可能な入力の範囲に許容されている自由度を包含するように設計され、実行されなければならない。多くの場合、入力の範囲及びそれらの自由度は、処理効率の要件を満たすために制約されなければならない。これと対照的に、本発明の方法の利点は、処理モニタリング及び制御に用いられる不確定信号を提供することにより、そうでなければ入力及び処理操作の設計において必要となる厳しい拘束を減じるという点にある。

10

【0123】

図11a及び11bは、本発明の方法に従って、処理スキームのI/O分析に基づいて不確定フィルタ $U(v)$ 及び不確定タスク G_u を決定するために実行される主な信号処理段階を示す流れ図である。図11bに示すように、図10a及び10bに関して述べられているI/O解析を、不確定タスクを構成するのに必要な情報を提供するのに用いることができる。これは、属性処理及び不確定処理を構成するのに必要且つ十分である。

【0124】

縮尺定数 A 及び有効入力／出力応答関数 $|F|$ の振幅スペクトルの見積りに相当する情報は、不確定タスクを定めるのに十分である。随意的に、既知又は予測される処理タスク $|G_f|$ の振幅スペクトル記述に相当する情報が供給されてもよい。 $|G_f|$ が利用できない場合、一般化周波数の全ての値に対して値1を設定するとよい。

20

【0125】

入力データ及び見積信号が与えられると、処理関数 $F(v)$ は、図に示されているように $|F(v)| = |Y(v)| / |X(v)|$ で決定される。次に処理タスク関数 $G_f(v)$ が仮定されるが、 $F(v) = G_f(v)W(v)$ 及び $W(v)$ は一般化された信号翻訳関数である。先述したように、すべての v に関して $0 \leq |G_f(v)| \leq |F(v)|$ という制約を有する $G_f(v)$ は、平滑化オペレータであるか、又は重み付け関数の別の形である。次に、信号翻訳関数に関する続く項は

$$|W(v)| = |F(v)| / (A |G_f(v)|)$$

となる。

30

$$A = \max(|F(v)|) / \max(|G_f(v)|)$$

と設定すると、縮尺定数 A は最大 $|W(v)| < 1$ の条件を満足させるように、必要に応じて調整される。

【0126】

次に、図11aに示されているように不確定処理関数 $|U(v)|$ 関数は、

$$(|W(v)| (1 - |W(v)|))^{1/2}$$

から得られる。図11bに示されているように、不確定処理タスク G_u は、I/O解析の結果として

$$((1 - |W(v)|) / |W(v)|)^{1/2}$$

からも形成することができる。

40

【0127】

$|U(v)|$ 及び $G_u(v)$ に関する表記は、それぞれの処理の位相特性を規定しないということに注目されたい。静止画像の場合のように入力及び／又は出力データが一つのレイ形式を取る場合、及び、処理を待つ間に入力及び／又は出力データがバッファに記憶される場合、これらの関数はゼロ位相特性を有するのが適切である。そのデータがリアルタイムで（又はそれに近く）処理されるのが望ましい場合に、関数が、最小位相フィルタとして知られるフィルタのクラスを特徴付ける位相特性にできるだけ近い位相特性を有することが望ましい。そのようなフィルタの手段は、関係分野の当業者には既知であり、スペクトル及びセプストラム分析に関連した方法を含んでいてもよい。

【0128】

50

| F |を見積もる際には、幾つかのアプローチが用いることができる。議論の余地はあるが、最も簡単なアプローチは、入力及び出力データの記憶されている例のスペクトル見積から、又はスペクトル見積の幾つかの例から導き出される平均から、| F |を見積もることである。

【0129】

図11aと11bに関して述べられているI/O分析を行えば、信号処理操作のブラックボックスに固有の信号対雑音特性の表示が得られる。それは、ある状況下では、従来の定義及び処理方法に基づく信号対雑音比よりも、より簡単に決定できる。

【0130】

入力データX (v) にU (v) を当てはめると、F (v) で表されている処理関係の曖昧な構成要素(D' (v) と先述されている) が得られる。これは、入力データから信号見積を抽出するために用いられる処理操作の質を示す価値の数量である。同様な価値の数量が、多数の可能な処理操作に関して決められ、どの操作が、ノイズモデルに課された信号から生じる処理スキーム内のエラーを低減しながら入力データを処理するかを決定するために比較される。

10

【0131】

画像処理における本発明の別のアプリケーションは、画像をブロックのセットへ分配し、各ブロックにおける可能な画像処理操作の各グループの有用性を比較するために不確定表示を用いることである。このことにより各ブロック毎の「最適」処理操作の選択が可能となり、それによって画像データを強調又は訂正する別の方法が提供される。

20

【0132】

図12は本発明に従って属性処理、不確定処理、不確定タスク、及び関連する逆処理を実行する方法を示すブロック図である。属性処理、不確定処理及び不確定タスクの間の関係が、本発明の有用性を得るのに使われる処理スキームにおける十分な程度の柔軟性を提供するが、これは、いずれの処理又はタスクも自身以外の二つ及び／又はそれらの逆数を使って得ることができるからである。図に示されている操作の順序は、唯一可能なもの、又は望ましい最終結果を提供するものではないことに注目されたい。示されている一連の操作はほとんどのアプリケーションに好適ではあるが、修正も可能である。

【0133】

本発明は、図示されている一連の操作を実行する場合に、幾つかの利点を提供する。プログラム可能な装置で実行される場合、処理関数は離散周波数ドメイン表示、デジタルフィルタ係数及び／又はコンボリューションマトリックスのような形で表示される。そのような二つの表示を記憶するために必要な記憶スペースは、三つの表示全てを記憶するのに必要なものよりも少なく済む。更に、他の手段によって処理の一つが実行されると、通常、有意な中間結果が形成される。

30

【0134】

例えば、属性処理Wを得るためにU及び G_u を用いると、信号見積 S' に加えて不確定信号 D' とノイズ見積 N' が生成される。この場合及び類似の場合、 S' を生成するために用いられる追加段階は、従来の多くの信号処理スキームにおいて必要なコンボリューション作用又は相当する作用に比べて簡単なので、計算リソースの節約になる。例えば、 D' は S' 及び／又は N' を生成するのに十分な情報を提供する内容を含んでいるので、データ記憶装置要件が減少される場合もある。従って、この場合、 S' を生成するために次の操作用に記憶しなければならないのは D' だけとなる。一つの処理を他の二つの手段によって実行すると、他の中間処理が挿入できるか、又は並行して実行できるようになる。例えば、U及び G_u によってWを実行する場合、中間結果 D' は、コーディング／デコーディング、解像度低減、圧縮、量子化／量子化解除、送信／受信、記憶／検索、又は類似作用の何れかの組み合わせのような別の処理操作に供せられる。

40

【0135】

また、中間結果は、処理のモニタリング及び／又は制御に用いるために抽出することができる。このような実行に関するモジュール式の方法の別の利点は、何れか一つの処理の実

50

現可能性に関わる問題を回避するために使うことができるということである。例えば、属性処理の特定の例を直接構成することは不可能か又は恐らく全く効率的ではない。そのような状況は、プログラム可能な装置内に、丸めの誤差及び／又はゼロによる除算問題が生じる場合に起こり得る。ハードウェアでは、位相と振幅両方に関して適切な応答プロフィールを有する処理を実行することは難しいとされているが、一方で、別の処理又はそれらの逆の処理だとより簡単か又は効率良く実行できる。その場合、モジュール式方法は「手際のよい」解を提供する。

【0136】

一例として、二次元画像を表すデータに関する不確定処理は、完全には有効に実行されない。しかし、適切な属性フィルタが、二次元送信ラインに相当するものとして構成され、画像センサーに組み込まれる。従って、不確定処理は、属性処理、次に G_u を実行することにより行うことができる。 G_u は、空間微分法で効率良く解答がされる何れかの手段により実行される。代りに、 U は W 及び $1/G_u$ によっても得ることができる。この例では、 G_u は、属性処理よりも少なくとも何倍か長い特性ラジアル長定数を有する、別の二次元送信ラインに相当するものを使用することによって近似し得るし、又はアキュムレータのように空間積分で効率の良い別の何れかの処理により実行することもできる。

10

【0137】

図12aは、 S' を生成するために、入力 $S+N$ を演算する属性処理を実行する二つの代表的方法を示す。一つの例では、 U が入力を演算して D' を生成し、次に D' は $1/G_u$ で演算されて S' を生成する。別の例では、 U が入力を演算して D' を生成し、次に D' は G_u に演算されて N' を生成し、 N' は次に入力から減算されて S' を生成する。

20

【0138】

図12bは、 D' を生成するために、入力 $S+N$ を演算する不確定処理を実行する二つの代表的方法を示す。一つの例では W が入力を演算して S' を生成し、次に S' は G_u で演算されて D' を生成する。別の例では、 W が入力を演算して S' を生成し、次に S' が入力から減算されて N' を生成し、 N' は $1/G_u$ で演算されて D' を生成する。

【0139】

図12cは、 D' を生成するために、入力 S' を演算する不確定タスクを実行する二つの代表的方法を示す。一つの例では、 U が入力を演算して US' を生成し、次に US' は $1/W$ で演算されて D' を生成する。別の例では、 W が入力を演算して WS' を生成し、次に WS' は入力から減算されて $(1-W)S'$ を生成し、 $(1-W)S'$ は $1/U$ で演算されて D' を生成する。

30

【0140】

図12dは、逆属性処理を実行する方法を示す。そのような処理は先に述べたように中間処理として用いられる。信号見積又は表示 S' を演算して、信号及び雑音の見積 $(S+N)'$ を生成するのにも使われる。図示の例では、等価な不確定タスク G_u の二つの段階が入力を演算し、その結果が入力に加えられる。

【0141】

図12eは、逆不確定処理を実行する方法を示す。そのような処理は先に述べたように中間処理として用いられる。不確定信号 D' を演算して、信号及び雑音の見積 $(S+N)'$ を生成するのにも使われる。図示の例では、 $1/G_u$ と G_u が並行して入力を演算し、その結果が加え合わせられる。

40

【0142】

(本発明の実施例のハードウェアとソフトウェアの実行)

この明細書で開示されている本発明の信号及び画像処理法の様々な実施例は様々な形で実行することができる。これには(1)本明細書に記載されているフローチャートと処理に基づいて、本方法の段階をソフトウェアとして実行するためのデジタルコンピューターのプログラミングと、(2)同時継続仮特許出願に開示されている型の回路による入力信号の処理と、(3)専用処理構成による入力信号処理とが含まれる。

【0143】

50

実際には、コンピューターシステムと関連している記憶装置に記憶されているか又は記憶可能であるのが望ましい一つ又はそれ以上のソフトウェアルーチンを実行するペンティアムクラスの中央処理装置（CPU）を有するコンピューターシステムであれば、本発明を実施するのに十分である。CPUは本明細書に記載されている一つ又はそれ以上の方法を具体化しているルーチンを実行する。必要であれば、コンピューターシステムの代わり汎用プログラム可能信号プロセッサを用いることもできる。そのような信号プロセッサは当業者には既知であり、多数の商社、例えば、テキサスインスツルメント社から購入できる。

【0144】

本発明の様々な実施例および実行に関する追加補足は有用であろう。

10

（総体平均パワースペクトル）

総体平均パワースペクトルを表すデータを生成するため、以下の手順を提案する。

（1）入力クラスを選択する（例えば静止画像）。

（2）適切なセンサーを使って前記入力クラスのメンバーを表すデータを記録する。

（3）センサーの出力をサンプリングする。

（4）アナログ／デジタル変換器（ADC）を使ってサンプリングされたデータを変換する。

（5）規定数のサンプルを記憶する。

（6）記憶されているデータに高速フーリエ変換（FFT）を実行する。

（7）パワースペクトルの見積を得るため、FFTデータの絶対値を二乗する。

20

（8）見積られたパワースペクトルを記憶する。

（9）入力クラスを表す別のものに対し段階（2）から（7）までを繰り返し、新しい見積パワースペクトルが現在記憶されているデータに加えられ、記憶されているデータが計算された全ての見積パワースペクトルの合計を表示するように段階（7）を修正する。

（10）所望の数の入力クラスのメンバーが処理されるまで処理を繰り返す。

（11）合計されたパワースペクトルデータを反復数で割って、結果が平均を表し、結果が入力クラスに関する総体平均パワースペクトルの見積となるようにする。信頼できる総体平均パワースペクトルの見積を得るために必要な反復数は、入力クラスによって変化するが、一般的には20未満の反復で十分である。見積パワースペクトルは、先に挙げた段階により得られた平均パワースペクトルにカーブ、スプライン及び／又は解析関数を当てはめることによって得ることもできる。パワースペクトルは、各データポイントを全データポイントの合計で割って正規化してもよい。

30

【0145】

入力データが元々デジタル形式で存在する場合は、段階（1）から（5）は必要ない。

【0146】

ノイズ構成要素に関する総体平均パワースペクトルの見積は、入力データの特性に関する知識、又は感知装置、増幅器及び他の構成要素の特性に関する知識に基づいてモデル化できることがよくある。例えば、光子捕捉のランダムさは、本来的ランダムさの形式であったとしても、白色雑音処理としてモデル化できる。ほとんどのセンサーは、先に述べたように入力信号が無い状態で記録され見積パワースペクトルを生成する熱雑音を有するが、製造業者により供給される情報に基づいてモデル化することができる。通常は、センサー及び増幅器の雑音は白色雑音処理及び／又は $1/f$ 雑音処理としてモデル化できる。雑音の決定又は特徴づけに関して信頼できる方法が無い場合は、何れかの特定周波数領域が他の周波数領域以上に不確定の原因であると推測する理由がないので、白色雑音としてモデル化することが望ましい。

40

【0147】

（処理関数）

処理関数 $W(v)$ 、 $U(v)$ 及び／又は $G_u(v)$ のデジタル表示を構成する場合、 $B(v)$ は線形アレイ又はエレメントのマトリックス形式を取っていることは注目されるべきである。項 $B^2(v)$ は、 $B(v)$ の各エレメントを二乗すると得られる、即ち $B(v)$

50

）は一エレメントずつ $B(v)$ 倍される。割り算も一エレメントずつ実行される。同様に、 $[1 + B(v)]$ のような操作は、 $B(v)$ の各エレメントに 1 を加えることを示す。周波数ドメイン表示として、処理関数には入力データの FFT バージョンが掛けられ所望の結果が作り出される。代りに、処理関数の周波数ドメイン表示に逆 FFT 操作が実行されて、コンボリューション操作に適合する表示を作り出すこともできる。

【0148】

処理関数の最小位相バージョンは、次の手順を使って得ることができる。

- (1) 位相特性に関係なく処理関数を構成する。
- (2) 処理関数の絶対値を取る
- (3) 逆 FFT を実行する。
- (4) マスワーク社から入手できる、逆 FFT の最小位相バージョンを戻す $rcp()$ のような関数を使う。最小位相結果は、入力データにコンボルブされる。若しくは、最小位相結果の FFT を計算して、処理関数の最小位相周波数ドメインバージョンを算出することもできる。

10

【0149】

(データ処理)

本発明による好適なデータ処理方法は、次のとおりである。

- (1) 入力クラスのメンバーを表すデータをセンサーを使って記録する。
- (2) センサーの出力をサンプリングする。
- (3) アナログ／デジタル変換器 (ADC) を使って、サンプリングされたデータを変換する。
- (4) 規定数のサンプルを記憶する
- (5) 記憶されているデータに高速フーリエ変換 (FFT) を実行する。
- (6) FFT データのエレメント毎に処理関数の FFT バージョン (周波数ドメイン表示) を掛ける。
- (7) 前記結果に逆 FFT を実行する。
- (8) 必要なだけ処理を繰り返す。

20

これと等価に、上に述べたように段階 (1) から (4) を実行し、(5) 記憶されているデータを処理関数の適切な表示でコンボルブすることにより、本発明の方法を使いデータを処理することもできる。

30

【0150】

(適応)

本明細書に記載されている用語 b^2 は、雑音分散と信号分散の比を表す「最適パラメータ」である。この値を設定する方法が幾つかある。

【0151】

ある場合には、ユーザーが b^2 の値を設定できるようにするのが有益である。例えばユーザーは、所望の値をコンピュータプログラムへ入力するか、又はその値をポテンシオメータと接続されているダイヤルを使って制御する。ユーザーが、例えば画像、ビデオ又は音声のデータの知覚様態を制御したいと望む場合には、このような方法が適している。雑音の $r.m.s.$ パワーが固定されているか又は比較的定まっていることがわかっているか、又はそのように仮定されている場合に、 b^2 の値は次の手順を使って見積できる。

40

- (1) 入力データの $r.m.s.$ 値を計算する。
- (2) $r.m.s.$ 入力値を二乗して入力分散の見積を算出する。
- (3) 入力分散と既知であるか、見積られるか、又は仮定される雑音分散との差を計算して、信号分散の見積を算出する。
- (4) 雑音分散と分散の差との比を計算する。

雑音分散が既知であるか、又は入力分散に対して小さいことが仮定されている場合、段階 (3) は実行する必要はなく、信号分散の見積として入力分散がとられる。当業者は、仮定された信号構成要素の分散又は入力分散が既知であるか、あるいは固定されているか又は比較的定まっていると予測される場合、等価な手順を用いることを理解するであろう

50

。分散は、デジタルデータに関してデータの平均二乗値を決定することによって見積ることでもできる。

【0152】

光から導き出されたデータの場合、光子捕捉によるランダムな変動は平均光度に比例して分散を入力へ付与することが分かっている。「信号」構成要素の分散は平均光度の二乗で増加する。従って、光センサー内の暗騒音を考慮すると、 b^2 の値は、例えば入力分散からよりも平均光度から決定される。光子のランダムさが「雑音」の優勢なソースである場合、 b^2 の値は光度の一次関数に逆比例するはずである。固定された r. m. s. パワーを有する別の雑音ソースが優勢である場合、 b^2 の値は二乗された光度の関数に逆比例するはずである。平均光度は光センサーと接続されている低域フィルタ又は平均値算出手段により見積られる。

10

【0153】

別の場合、 b^2 の値は、入力の r. m. s. 値に関して不確定信号の r. m. s. 値を最小にする方法によって設定される。そのような一つの方法では、次の段階を実行するのが望ましい。

(1) 入力を記録及び記憶する段階

(2) b^2 の初期値を選択する段階

(3) 本発明の方法により入力を処理して不確定信号を生成する段階

(4) 不確定信号の r. m. s. 値と入力の r. m. s. 値との比を形成し、記憶する段階

20

(5) b^2 の新しい値を選択する段階。

(6) 新しい不確定信号を生成する段階。

(7) r. m. s. 値の新しい比を形成する段階。

(8) 第一比と第二比を比較する段階。 b^2 の新しい値が第一値よりも大きい場合、及び第二比の値が第一比の値より大きい場合は、次に必ず新しい小さい b^2 値を選択し、値が増加又は減少して r. m. s. 値がより大きな値になるような b^2 値が見つかるまで処理を繰り返す。当業者は、最小値を検索するためのアルゴリズムが既知であることを理解するであろう。

【0154】

(データ操作)

30

先に述べたように、本発明は不確定信号の値に基づいてデータから特徴を抽出する手段を提供するので有益である。例えば、目、鼻、口、髪の生え際及び顔の輪郭近くの領域は、一定の範囲を超える不確定信号の値を保持することにより、顔の画像から優先的に抽出される。特徴抽出を達成する一つの方法は次の段階を含むのが望ましい。

(1) 入力データを得る段階。

(2) 不確定信号を生成する段階。

(3) 標準偏差により不確定信号を正規化する段階。

(4) 不確定信号の絶対値を設定レベルと比較する段階。

(5) 閾値を超える各ポイントでは数値1を記憶し、そうでないポイントでは数値0を記憶する段階

40

顔の画像には、1から3の範囲内の閾値が上手く作用する。結果としての二進マップの非ゼロ値は、最大曖昧さ又は不確かさの位置を印す傾向にある。画像にとって、これらの範囲は知覚的に重要で、且つ認識処理において役立つことがよくある。二進マップで1に相当する入力又は信号データのこれらの範囲だけが保持されるように、マップには入力データ又は信号表示が掛けられる。代りに、二進マップに不確定信号を掛けてもよい。この結果は、本発明の方法の逆不確定タスクにより処理されて、不確定信号の特大数値に相当する範囲内にだけ信号の表示が生成される。閾値比較の前又は後に、不確定信号を量子化する追加の段階が含まれる。

【0155】

本特徴抽出方法は、数値の大きい不確定信号に相当するデータが優先的に保持されるよう

50

に、サブサンプリング／補間操作と共に用いられる。一例として、不確定信号を得て、次の段階が実施されるのが望ましい。

(1) 不確定信号の絶対値が規定された範囲を超える位置を示す二進マップを作成する段階。

(2) 二進法マップに不確定信号を掛けて、その結果を記憶する段階。

(3) 結果のエLEMENTが元の不確定信号が有するELEMENTよりも少なくなるように、付近のエLEMENTの平均値を取ることで不確定信号をサブサンプリングする段階。

(4) 結果が元のものと同じ数のELEMENTを有するように、サブサンプリングされた不確定信号を補間する段階。

(5) 結果に、元の二進マップにNOT演算を実行することにより作成された二進マップを掛ける段階。

(6) 元々の二進マップと元々の不確定信号の記憶されている積に結果を加える段階。

【0156】

更に、結果は本発明の方法の逆不確定タスクにより処理され、大きい不確定信号値の位置付近の詳細が保持されているのが好ましい信号の表示を生成する。記載されている段階は、一定範囲の不確定信号が各解像度レベルで保持されるピラミッド法で用いられる。

【0157】

一定範囲の解像度を優先的に保持する同様の方法は、不確定信号の値に従ってサンプリング率又は密度を調節する段階を含む。例えば不確定信号の絶対値は、入力、信号、又は不確定データが各持続時間の最後にサンプリングされるようにサンプル間持続時間を決定する線形関数におけるパラメータとして用いられる。不確定信号の絶対値が増加するに従ってサンプル持続時間が減少すれば、データは特大値の不確定信号近くの位置では高率でサンプリングされる。持続時間は、直前の間隔の最後に不確定信号の数値により、又は例えば直前の間隔の間の平均絶対値により設定される。この種の方法は、負値及び正値が同じ効果を及ぼさないように、不確定信号の符号を保持していてもよい。

【0158】

解像度及び品質を制御するもう一つの方法は、不確定信号を得て、次の段階を含むのが望ましい。

(1) 一定の持続時間又は範囲に関して、不確定信号の平均絶対値又は分散を決定する段階。

(2) 段階1の結果の関数として有効帯域幅を設定する段階。

(3) 処理されたデータの一定の帯域幅だけが保持されるように、段階(2)の規準に従ってデータを処理する段階。段階(2)の例として、平均絶対値はハイパスフィルタの低周波数カットオフに線形に対応するか、又はローパスフィルタの高周波数カットオフに対応する。JPEGのような基礎関数方法でも同様に、不確定信号を多数の係数を制御するのに用いて、処理されたデータが一定の持続時間又は範囲保持されるようにしてもよい。細波ベースの方法では、許容される倍率の範囲が制御される。

【0159】

要約すると、本発明は、データの特定の信号及び雑音モデルにより持ち込まれる曖昧さ又はエラーを見積るために用いられるデータを分析し、表示する方法を提供する。このことは、データの特性又は異なるデータ間の関係に関する仮定からのバイアスを持ち込むことなく、データが計算上効率的に表示及び操作できるようにする。本発明の方法は、特定の特徴を強調するか又は抑調するための画像データの処理と同時に、データの圧縮及び送信に関する特定の利用法を提供する。

【0160】

本明細書に記載されている用語及び表現は、説明のための用語として用いられており、限定するものではなく、更にそのような用語及び表現の使用に関して、図示及び記載されている特徴に相当するもの、又はその一部を排除する意図はなく、請求されている本発明の範囲内で様々な修正が可能であることは理解されたい。従って、請求項に定義される本発明の目的と精神から逸脱することなく、開示されている実施例に修正及び変更を加えるこ

10

20

30

40

50

とができる。

【図面の簡単な説明】

【図 1】 代表的な先行技術による信号処理システムのブロック線図である。

【図 2】 本発明の方法による、入力データのセットの出力への処理を示すブロック線図であり、処理操作は 2 段階操作として示されている。

【図 3】 本発明による、入力データセット、処理関数、不確定オペレータ、不確定信号、信号見積の間の関係を示すブロック線図である。

【図 4】 不確定タスクにより操作された、又は、不確定信号を生成し、更なる処理ステップに供し、それからタスクの逆により操作されて新しい信号の見積を得るようにバイアスする信号見積を示すブロック線図である。

10

【図 5】 信号処理操作をモニターするための数々の利点を生成するために、どのように本発明が使用されるかを示すブロック線図である。

【図 6】 どの様に本発明の不確定信号を処理されたデータの間形態として使って、追加の処理操作のアプリケーションの前に信号表現と置き換えるのかを示すブロック線図である。

【図 7】 どの様に本発明の不確定信号を使って処理及び／又は処理タスクの操作を制御するのかを示すブロック線図である。

【図 8】 本発明の不確定信号を使って処理及び／又は処理タスクの操作を制御する第 2 のやり方を示すブロック線図である。

【図 9】 どの様に本発明の信号処理法を使ってデータ強調及び抑調を行うかを示すブロック線図である。

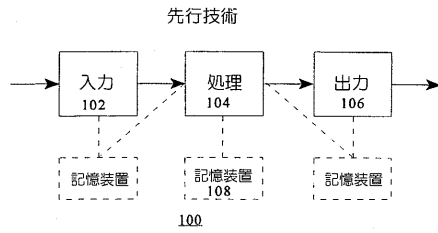
20

【図 10】 本発明の信号処理法を使って、先に存在している又は仮説の信号又はデータ処理操作から不確定処理を構築するのを示すブロック線図である。

【図 11】 本発明の方法に従って、処理スキームの I/O 分析より不確定フィルタ及び不確定タスクを決めるために実行される 1 次信号処理段階を示す。

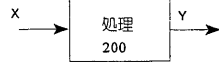
【図 12】 本発明に従って、属性処理、不確定処理、不確定タスク、関連逆処理を実行する方法を示すブロック線図である。

【図 1】

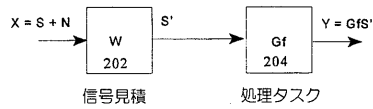


【図 2】

【2a】



【2b】



【図 3】

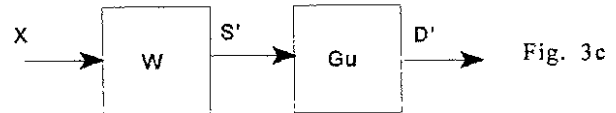
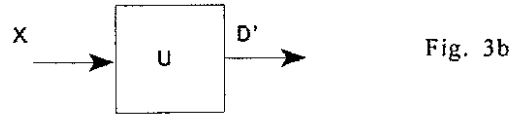
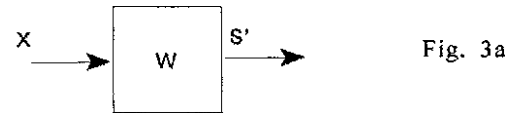
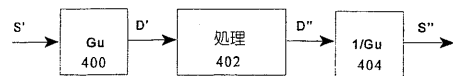
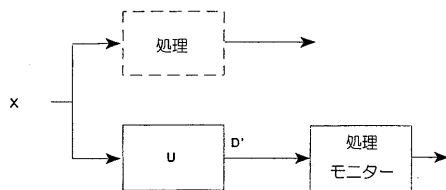


Figure 3

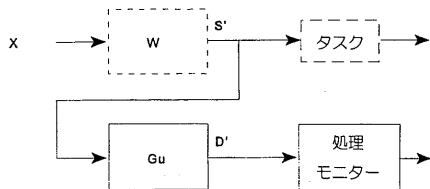
【図 4】



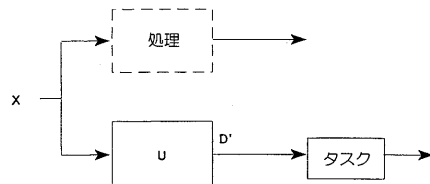
【図 5 a】



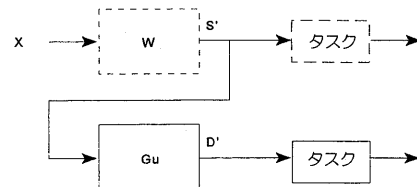
【図 5 b】



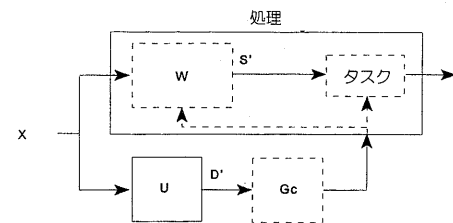
【図 6 a】



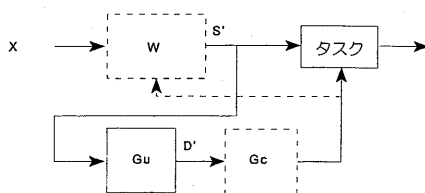
【図 6 b】



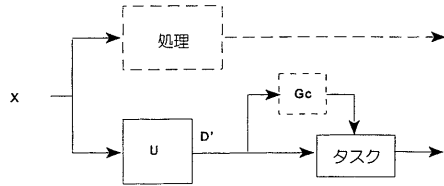
【図 7 a】



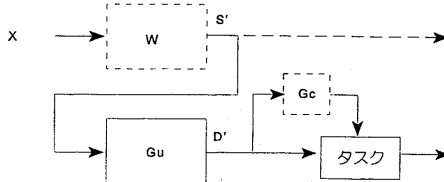
【図 7 b】



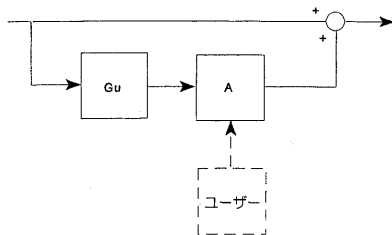
【図 8 a】



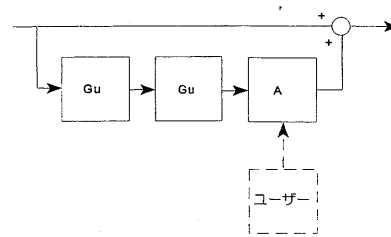
【図 8 b】



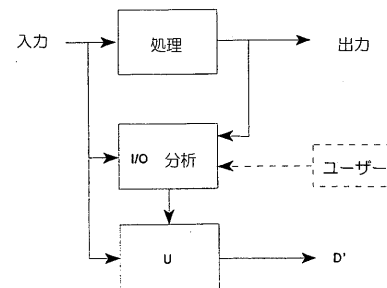
【図 9 a】



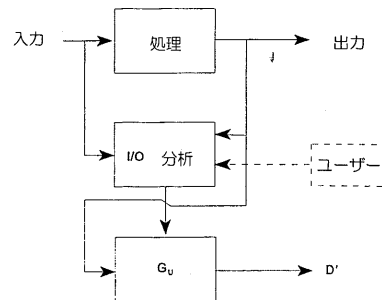
【図 9 b】



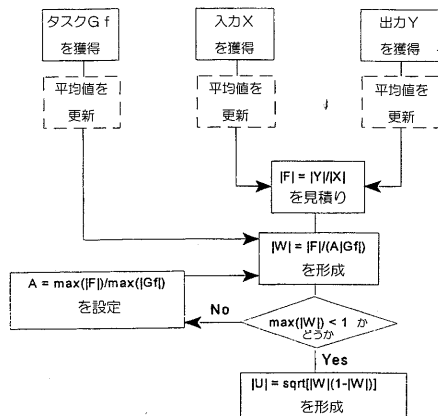
【図 10 a】



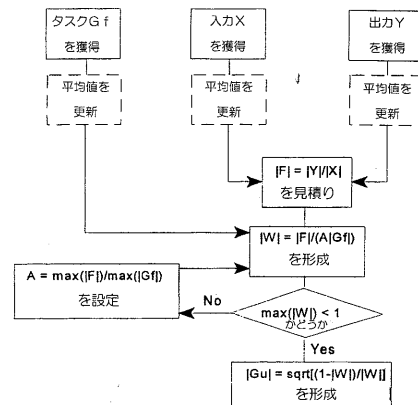
【図 10 b】



【図 11 a】



【図 11 b】



【図 12 a】

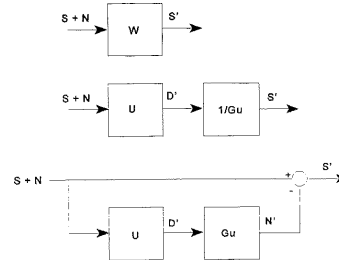


Figure 12a

【図 12 b】

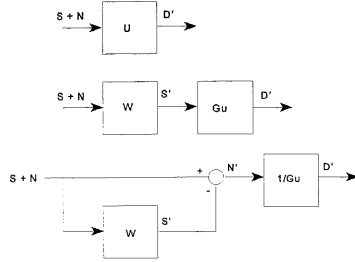


Figure 12b

【図 12 c】

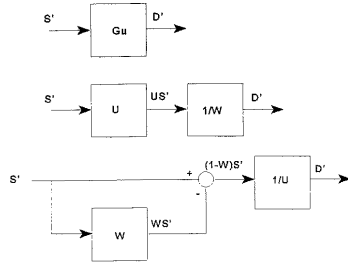


Figure 12c

【図 12 d】

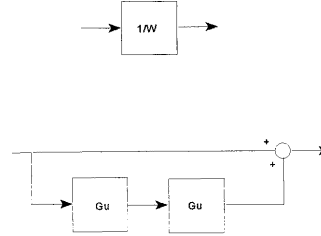


Figure 12d

【図 12 e】

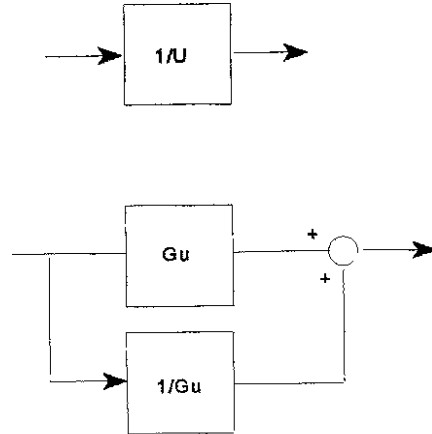


Figure 12e

フロントページの続き

- (74)代理人 100065189
弁理士 矢戸 嘉一
- (74)代理人 100096194
弁理士 竹内 英人
- (74)代理人 100074228
弁理士 今城 俊夫
- (74)代理人 100084009
弁理士 小川 信夫
- (74)代理人 100082821
弁理士 村社 厚夫
- (74)代理人 100086771
弁理士 西島 孝喜
- (74)代理人 100084663
弁理士 箱田 篤
- (72)発明者 マッカーシー ショーン ティー
アメリカ合衆国 カリフォルニア州 94709 バークレイ ヴァージニア ストリート 21
37
- (72)発明者 オーウェン ウィリアム ジー
アメリカ合衆国 カリフォルニア州 94707 バークレイ サンタ バーバラ ロード 57
1

審査官 矢頭 尚之

- (56)参考文献 特開平09-006391 (JP, A)
特開平06-245112 (JP, A)
特開平06-150866 (JP, A)

- (58)調査した分野(Int.Cl., DB名)
H03M 7/30