

(19) 日本国特許庁 (JP)

(12) 特 許 公 報 (B2)

(11) 特許番号

特許第6728487号
(P6728487)

(45) 発行日 令和2年7月22日 (2020.7.22)

(24) 登録日 令和2年7月3日 (2020.7.3)

(51) Int. Cl.		F I			
G06T	3/40	(2006.01)	G06T	3/40	725
H04N	7/01	(2006.01)	H04N	7/01	450

請求項の数 13 (全 38 頁)

(21) 出願番号	特願2019-517805 (P2019-517805)	(73) 特許権者	503447036
(86) (22) 出願日	平成30年5月24日 (2018.5.24)		サムスン エレクトロニクス カンパニー リミテッド
(65) 公表番号	特表2020-507824 (P2020-507824A)		大韓民国・16677・キョンギード・ス ウォンシ・ヨントンク・サムスンロ ・129
(43) 公表日	令和2年3月12日 (2020.3.12)	(74) 代理人	100107766
(86) 国際出願番号	PCT/KR2018/005907		弁理士 伊東 忠重
(87) 国際公開番号	W02019/124652	(74) 代理人	100070150
(87) 国際公開日	令和1年6月27日 (2019.6.27)		弁理士 伊東 忠彦
審査請求日	平成31年4月1日 (2019.4.1)	(74) 代理人	100091214
(31) 優先権主張番号	62/599,936		弁理士 大貫 進介
(32) 優先日	平成29年12月18日 (2017.12.18)		
(33) 優先権主張国・地域又は機関	米国 (US)		
(31) 優先権主張番号	10-2018-0027790		
(32) 優先日	平成30年3月9日 (2018.3.9)		
(33) 優先権主張国・地域又は機関	韓国 (KR)		

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 電子装置及びその制御方法

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項 1】

複数のインデックスベクトルを含むインデックスマトリックス及び前記複数のインデックスベクトルにそれぞれ対応する複数のフィルタが保存されたストレージと、

対象ピクセル及び複数の周辺ピクセルを含むイメージブロックからグラディエントベクトルを算出し、前記インデックスマトリックス及び前記グラディエントベクトルに基づいて、前記複数のインデックスベクトルのそれぞれに対する前記イメージブロックの相関性を算出し、前記算出された相関性に基づいて、前記複数のフィルタのうち、少なくとも一つのフィルタを前記イメージブロックに適用し、前記対象ピクセルが映像処理された最終イメージブロックを獲得するプロセッサと

を含み、

前記複数のフィルタは、前記複数のインデックスベクトルのそれぞれに基づいて、複数の第1サンプルイメージブロック及び前記複数の第1サンプルイメージブロックに対応する複数の第2サンプルイメージブロックの関係を人工知能アルゴリズムを通じて学習して獲得され、

前記複数のインデックスベクトルは、前記複数の第1サンプルイメージブロックから算出された複数のサンプルグラディエントベクトルに基づいて獲得される、

電子装置。

【請求項 2】

前記プロセッサは、

10

20

前記イメージブロックの水平方向性の強度が前記イメージブロックの垂直方向性の強度より大きい場合、前記イメージブロックから前記グラディエントベクトルを算出し、

前記水平方向性の強度が前記垂直方向性の強度より小さい場合、前記イメージブロックをトランスポーズし、前記トランスポーズされたイメージブロックから前記グラディエントベクトルを算出することを特徴とする請求項1に記載の電子装置。

【請求項 3】

前記プロセッサは、

前記ストレージに保存された固有ベクトルを用いて前記グラディエントベクトルの大きさを縮小させ、前記大きさの縮小されたグラディエントベクトルに基づいて、前記複数のインデックスベクトルのそれぞれに対する前記イメージブロックの相関性を算出し、

10

前記固有ベクトルは、前記複数のサンプルグラディエントベクトルから主成分分析を適用して生成されたことを特徴とする請求項1に記載の電子装置。

【請求項 4】

前記プロセッサは、

前記ストレージに保存された第 1 インデックスマトリックス及び前記グラディエントベクトルに基づいて、複数のインデックスベクトルグループのそれぞれに対する前記イメージブロックの第 1 相関性を算出し、

前記第 1 相関性に基づいて、前記複数のインデックスベクトルグループのうち一つのインデックスベクトルグループを獲得し、

20

前記ストレージに保存された複数の第 2 インデックスマトリックスのうち、前記獲得されたインデックスベクトルグループに対応する第 2 インデックスマトリックス及び前記グラディエントベクトルに基づいて、前記獲得されたインデックスベクトルグループに含まれた複数のインデックスベクトルのそれぞれに対する前記イメージブロックの第 2 相関性を算出し、

前記第 2 相関性に基づいて、前記複数のフィルタのうち少なくとも一つのフィルタを前記イメージブロックに適用して前記最終イメージブロックを獲得し、

前記複数のインデックスベクトルグループは、前記複数のインデックスベクトルを予め設定された数のグループに区分して獲得され、

前記第 1 インデックスマトリックスは、前記複数のインデックスベクトルグループのそれぞれを代表するインデックスベクトルを含み、

30

前記複数の第 2 インデックスマトリックスのそれぞれは、前記複数のインデックスベクトルグループのそれぞれに対応する複数のインデックスベクトルを含むことを特徴とする請求項1に記載の電子装置。

【請求項 5】

前記プロセッサは、

前記第 2 相関性に基づいて、前記獲得されたインデックスベクトルグループに含まれた複数のインデックスベクトルのうち一つのインデックスベクトルを獲得し、

前記ストレージに保存された類似インデックスベクトル情報に基づいて、前記複数のインデックスベクトルグループのうち残りのグループに含まれ、前記獲得されたインデックスベクトルに対応する少なくとも一つの追加インデックスベクトルを獲得し、

40

前記獲得されたインデックスベクトル、前記獲得された追加インデックスベクトル及び前記グラディエントベクトルに基づいて、前記イメージブロックの第 3 相関性を算出し、

前記第 3 相関性に基づいて、前記複数のフィルタのうち少なくとも一つのフィルタを前記イメージブロックに適用して前記最終イメージブロックを獲得することを特徴とする請求項4に記載の電子装置。

【請求項 6】

前記プロセッサは、

前記算出された複数の相関性に基づいて、前記複数のフィルタのうち少なくとも二つのフィルタを獲得し、

前記少なくとも二つのフィルタ及び前記少なくとも二つのフィルタのそれぞれに対応す

50

る相関性に基づいて最終フィルタを算出し、

前記算出された最終フィルタを前記イメージブロックに適用して前記最終イメージブロックを獲得することを特徴とする請求項 1 に記載の電子装置。

【請求項 7】

前記複数の第 1 サンプルイメージブロックのそれぞれは、対応する第 2 サンプルイメージブロックの解像度を縮小させたイメージであり、

前記プロセッサは、

前記複数のフィルタのうち、前記少なくとも一つのフィルタを前記イメージブロックに適用し、前記対象ピクセルの解像度を拡大させた前記最終イメージブロックを獲得することを特徴とする請求項 1 に記載の電子装置。

10

【請求項 8】

前記プロセッサは、

前記イメージブロックに非学習基盤の解像度拡大技術を適用し、前記対象ピクセルの解像度の拡大された追加イメージブロックを獲得し、

前記算出された複数の相関性のうち、大きさが最も大きい相関性及び前記追加イメージブロックに基づいて、前記最終イメージブロックをアップデートすることを特徴とする請求項 7 に記載の電子装置。

【請求項 9】

前記複数の第 1 サブサンプルイメージブロックは、

前記複数の第 1 サンプルイメージブロックのうち、前記複数のインデックスベクトルのうち一つのインデックスベクトルに基づいて獲得されることを特徴とする請求項 1 に記載の電子装置。

20

【請求項 10】

電子装置の制御方法において、

対象ピクセル及び複数の周辺ピクセルを含むイメージブロックからグラディエントベクトルを算出するステップと、

複数のインデックスベクトルを含むインデックスマトリックス及び前記グラディエントベクトルに基づいて、前記複数のインデックスベクトルのそれぞれに対する前記イメージブロックの相関性を算出するステップと、

前記算出された相関性に基づいて、前記複数のインデックスベクトルにそれぞれ対応する複数のフィルタのうち、少なくとも一つのフィルタを前記イメージブロックに適用し、前記対象ピクセルが映像処理された最終イメージブロックを獲得するステップと

30

を含み、

前記複数のフィルタは、前記複数のインデックスベクトルのそれぞれに基づいて、複数の第 1 サンプルイメージブロック及び前記複数の第 1 サンプルイメージブロックに対応する複数の第 2 サンプルイメージブロックの関係を人工知能アルゴリズムを通じて学習して獲得され、

前記複数のインデックスベクトルは、前記複数の第 1 サンプルイメージブロックから算出された複数のサンプルグラディエントベクトルに基づいて獲得される、

制御方法。

40

【請求項 11】

前記グラディエントベクトルを算出するステップは、

前記イメージブロックの水平方向性の強度が前記イメージブロックの垂直方向性の強度より大きい場合、前記イメージブロックから前記グラディエントベクトルを算出し、

前記水平方向性の強度が前記垂直方向性の強度より小さい場合、前記イメージブロックをトランスポーズし、前記トランスポーズされたイメージブロックから前記グラディエントベクトルを算出することを特徴とする請求項 10 に記載の制御方法。

【請求項 12】

固有ベクトルを用いて前記グラディエントベクトルの大きさを縮小させるステップを更に含み、

50

前記相関性を算出するステップは、

前記大きさの縮小されたグラディエントベクトルに基づいて、前記複数のインデックスベクトルのそれぞれに対する前記イメージブロックの相関性を算出し、

前記固有ベクトルは、前記複数のサンプルグラディエントベクトルから主成分分析を適用して生成されたことを特徴とする請求項 10 に記載の制御方法。

【請求項 13】

前記相関性を算出するステップは、

第 1 インデックスマトリックス及び前記グラディエントベクトルに基づいて、複数のインデックスベクトルグループのそれぞれに対する前記イメージブロックの第 1 相関性を算出するステップと、

前記第 1 相関性に基づいて、前記複数のインデックスベクトルグループのうち一つのインデックスベクトルグループを獲得するステップと、

複数の第 2 インデックスマトリックスのうち、前記獲得されたインデックスベクトルグループに対応する第 2 インデックスマトリックス及び前記グラディエントベクトルに基づいて、前記獲得されたインデックスベクトルグループに含まれた複数のインデックスベクトルのそれぞれに対する前記イメージブロックの第 2 相関性を算出するステップと

を含み、

前記最終イメージブロックを獲得するステップは、

前記第 2 相関性に基づいて、前記複数のフィルタのうち少なくとも一つのフィルタを前記イメージブロックに適用して前記最終イメージブロックを獲得し、

前記複数のインデックスベクトルグループは、前記複数のインデックスベクトルを予め設定された数のグループに区分して獲得され、

前記第 1 インデックスマトリックスは、前記複数のインデックスベクトルグループのそれぞれを代表するインデックスベクトルを含み、

前記複数の第 2 インデックスマトリックスのそれぞれは、前記複数のインデックスベクトルグループのそれぞれに対応する複数のインデックスベクトルを含むことを特徴とする請求項 10 に記載の制御方法。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本開示は、電子装置及びその制御方法に関し、より詳細には、映像処理を行う電子装置及びその制御方法に関する。

【0002】

なお、本開示は、機械学習アルゴリズムを活用し、人間の頭脳の認知、判断などの機能を模倣する人工知能 (Artificial Intelligence: AI) システム及びその応用に関する。

【背景技術】

【0003】

近来は、人間レベルの知能を実現する人工知能システムが多様な分野で利用されている。人工知能システムは、従来のルール基盤のスマートシステムと違って、機械が自ら学習及び判断して賢くなるシステムである。人工知能システムは、使用するにつれて認識率が向上し、ユーザの好みをより正確に理解することができるようになり、従来のルール基盤のスマートシステムは、次第にディープラーニング基盤の人工知能システムに入れ替わりつつある。

【0004】

人工知能技術は、機械学習 (例えば、ディープラーニング) 及び機械学習を活用した要素技術で構成される。

【0005】

機械学習は、入力データの特徴を自ら分類 / 学習するアルゴリズム技術であり、要素技術は、ディープラーニングなどの機械学習アルゴリズムを活用して人間の頭脳の認知、判

10

20

30

40

50

断などの機能を模倣する技術として、言語的な理解、視覚的な理解、推論／予測、知識表現、動作制御などの技術分野で構成される。

【 0 0 0 6 】

人工知能技術が応用される多様な分野は、次の通りである。言語的な理解は、人間の言語／文字を認識して応用／処理する技術として、自然言語の処理、機械翻訳、会話システム、質疑応答、音声認識／合成などを含む。視覚的な理解は、物を人間の視覚のように認識して処理する技術として、客体の認識、客体の追跡、映像の検索、人間の認識、場面の理解、空間の理解、映像の改善などを含む。推論／予測は、情報を判断して論理的に推論して予測する技術として、知識／確率基盤の推論、最適化の予測、好み基盤の計画、推薦などを含む。知識の表現は、人間の経験情報を知識データで自動化処理する技術として、知識の構築（データ生成／分類）、知識の管理（データ活用）などを含む。動作制御は、車の自律走行、ロボットの動作を制御する技術として、動作制御（航法、衝突、走行）、操作制御（行動制御）などを含む。

10

【 0 0 0 7 】

一方、従来のイメージ処理方法は、非学習基盤の技術と学習基盤の技術とに区分されてよい。非学習基盤の技術は、映像処理速度が速いという長所があるものの、イメージ特性に応じた弾力的な映像処理ができないという問題がある。学習基盤の技術は、弾力的な映像処理ができるものの、リアルタイム処理が困難であるという問題がある。

【 0 0 0 8 】

例えば、映像の解像度を拡大する場合を考慮すると、非学習基盤の技術の代表的な方法である補間方法は、ローパス（Low-pass）特性を有するフィルタに拡大される位置に該当するピクセルの輝度を計算する。具体的に、スプライン（spline）基盤のバイキュービック（Bi-cubic）補間法（interpolation）や理想的なローパスフィルタ（Sinc Kernel）を簡素化したランツォシュ（Lanczos）フィルタを用いたりサンプリング（Resampling）方式などがある。このような非学習基盤の技術は、低複雑度で安定的な映像拡大性能を見せるが、映像のみが有している事前（prior）情報を反映することができないため、輪郭の鮮明度が低下したり（blurring）、輪郭が歪んだり（Jaggging）、輪郭周辺に雑音（Aliasing、Ringging）が発生する問題がある。

20

【 0 0 0 9 】

学習基盤の技術の代表的な方法は、高画質映像データベースを用いて直接復元に使用する方式、分類されたクラス別に高解像度変換法則を学習して使用する方式、ディープラーニングネットワークで低解像度／高解像度変換をEnd to End Mapping学習し、拡大の際に学習されたネットワークを使用して拡大する方式などがある。

30

【 0 0 1 0 】

学習基盤の技術は、映像信号固有の特性が学習に反映され、拡大の際に使用されるため、非学習基盤の映像拡大方法に比べて鮮明で、粗くない滑らかな輪郭を復元することができる。ただ、高複雑度で非リアルタイムを必要とするアプリケーションには適しているが、テレビのようなリアルタイムを必要とする装置では適用が困難である。なお、リアルタイムの実現のためのSoC実現には、適用が困難な方式である。

40

【 0 0 1 1 】

なお、学習基盤の技術は、領域特徴が明確な輪郭成分に対しては優れた性能を見せるが、特徴が明確でない平坦領域に対しては、雑音成分により、不安定になったり、ディテールな表現の側面において低い性能を見せる。なお、学習されていない倍率に対しては、映像拡大を不可となるという問題がある。

【 0 0 1 2 】

それにより、弾力的な映像処理が可能であると同時に、映像処理速度を向上させることができる技術の開発が求められる。

【 先行技術文献 】

【 特許文献 】

50

【 0 0 1 3 】

【特許文献 1】特許第 5 9 3 3 1 0 5 号明細書

【特許文献 2】韓国特許第 0 2 3 7 6 3 6 号公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【 0 0 1 4 】

そこで、本発明は、上記問題に鑑みてなされたものであり、本発明の目的とするところは、学習基盤の映像処理をリアルタイムで行う電子装置及びその制御方法を提供することにある。

【課題を解決するための手段】

10

【 0 0 1 5 】

以上のような目的を達成するための本開示の一実施形態に係る電子装置は、複数のイメージパターンにそれぞれ対応する複数のフィルタが保存されたストレージと、対象ピクセル及び複数の周辺ピクセルを含むイメージブロック内のピクセル間の関係に基づいて、前記イメージブロックを前記複数のイメージパターンのうち一つに分類し、前記複数のフィルタのうち、前記分類されたイメージパターンに対応する少なくとも一つのフィルタを前記イメージブロックに適用し、前記対象ピクセルが映像処理された最終イメージブロックを獲得するプロセッサとを含み、前記複数のフィルタは、前記複数のイメージパターンのそれぞれに基づいて、複数の第 1 サンプルイメージブロック及び前記複数の第 1 サンプルイメージブロックに対応する複数の第 2 サンプルイメージブロックの関係を人工知能アルゴリズムを通じて学習して獲得されてよい。

20

【 0 0 1 6 】

そして、前記プロセッサは、前記イメージブロックからグラディエントベクトル ($gradient\ vector$) を算出し、前記ストレージに保存された複数のインデックスベクトルを含むインデックスマトリックス及び前記グラディエントベクトルに基づいて、前記複数のインデックスベクトルのそれぞれに対する前記イメージブロックの相関性を算出し、前記算出された相関性に基づいて前記イメージブロックを前記複数のイメージパターンのうち一つに分類し、前記複数のインデックスベクトルは、前記複数の第 1 サンプルイメージブロックから算出された複数のサンプルグラディエントベクトルに基づいて獲得され、前記複数のイメージパターンにそれぞれ対応されてよい。

30

【 0 0 1 7 】

なお、前記プロセッサは、前記イメージブロックの水平方向性の強度が前記イメージブロックの垂直方向性の強度より大きい場合、前記イメージブロックから前記グラディエントベクトルを算出し、前記水平方向性の強度が前記垂直方向性の強度より小さい場合、前記イメージブロックをトランスポーズ ($transpose$) し、前記トランスポーズされたイメージブロックから前記グラディエントベクトルを算出してよい。

【 0 0 1 8 】

そして、前記プロセッサは、前記ストレージに保存された固有ベクトル ($eigen\ vector$) を用いて前記グラディエントベクトルの大きさを縮小させ、前記大きさの縮小されたグラディエントベクトルに基づいて、前記複数のインデックスベクトルのそれぞれに対する前記イメージブロックの相関性を算出し、前記固有ベクトルは、前記複数のサンプルグラディエントベクトルから主成分分析 ($principal\ component\ analysis$) を適用して生成されてよい。

40

【 0 0 1 9 】

なお、前記プロセッサは、前記ストレージに保存された第 1 インデックスマトリックス及び前記グラディエントベクトルに基づいて、複数のインデックスベクトルグループのそれぞれに対する前記イメージブロックの第 1 相関性を算出し、前記第 1 相関性に基づいて、前記複数のインデックスベクトルグループのうち一つのインデックスベクトルグループを獲得し、前記ストレージに保存された複数の第 2 インデックスマトリックスのうち、前記獲得されたインデックスベクトルグループに対応する第 2 インデックスマトリックス及び前

50

記グラディエントベクトルに基づいて、前記獲得されたインデックスベクトルグループに含まれた複数のインデックスベクトルのそれぞれに対する前記イメージブロックの第2相関性を算出し、前記第2相関性に基づいて、前記複数のフィルタのうち少なくとも一つのフィルタを前記イメージブロックに適用して前記最終イメージブロックを獲得し、前記複数のインデックスベクトルグループは、前記複数のインデックスベクトルを予め設定された数のグループに区分して獲得され、前記第1インデックスマトリックスは、前記複数のインデックスベクトルグループのそれぞれを代表するインデックスベクトルを含み、前記複数の第2インデックスマトリックスのそれぞれは、前記複数のインデックスベクトルグループのそれぞれに対応する複数のインデックスベクトルを含んでよい。

【0020】

10

そして、前記プロセッサは、前記第2相関性に基づいて、前記獲得されたインデックスベクトルグループに含まれた複数のインデックスベクトルのうち一つのインデックスベクトルを獲得し、前記ストレージに保存された類似インデックスベクトル情報に基づいて、前記複数のインデックスベクトルグループのうち残りのグループに含まれ、前記獲得されたインデックスベクトルに対応する少なくとも一つの追加インデックスベクトルを獲得し、前記獲得されたインデックスベクトル、前記獲得された追加インデックスベクトル及び前記グラディエントベクトルに基づいて、前記イメージブロックの第3相関性を算出し、前記第3相関性に基づいて、前記複数のフィルタのうち少なくとも一つのフィルタを前記イメージブロックに適用して前記最終イメージブロックを獲得してよい。

【0021】

20

なお、前記プロセッサは、前記算出された複数の相関性に基づいて、前記複数のフィルタのうち少なくとも二つのフィルタを獲得し、前記少なくとも二つのフィルタ及び前記少なくとも二つのフィルタのそれぞれに対応する相関性に基づいて最終フィルタを算出し、前記算出された最終フィルタを前記イメージブロックに適用して前記最終イメージブロックを獲得してよい。

【0022】

そして、前記複数の第1サンプルイメージブロックのそれぞれは、対応する第2サンプルイメージブロックの解像度を縮小させたイメージであり、前記プロセッサは、前記複数のフィルタのうち、前記少なくとも一つのフィルタを前記イメージブロックに適用し、前記対象ピクセルの解像度を拡大させた前記最終イメージブロックを獲得してよい。

30

【0023】

なお、前記プロセッサは、前記イメージブロックに非学習基盤の解像度拡大技術を適用し、前記対象ピクセルの解像度の拡大された追加イメージブロックを獲得し、前記算出された複数の相関性のうち、大きさが最も大きい相関性及び前記追加イメージブロックに基づいて、前記最終イメージブロックをアップデートしてよい。

【0024】

そして、前記プロセッサは、前記対象ピクセル及び前記複数の周辺ピクセルのそれぞれに対する水平グラディエント及び垂直グラディエントを算出し、前記水平グラディエント及び前記垂直グラディエントに基づいて前記グラディエントベクトルを算出してよい。

【0025】

40

なお、前記複数のフィルタのそれぞれは、前記複数の第1サンプルイメージブロックのうち、前記複数のインデックスベクトルのうち一つのインデックスベクトルに対応する複数の第1サブサンプルイメージブロックを獲得し、前記複数の第2サンプルイメージブロックのうち、前記複数の第1サブサンプルイメージブロックに対応する複数の第2サブサンプルイメージブロックを獲得し、前記複数の第1サブサンプルイメージブロック及び前記複数の第2サブサンプルイメージブロックの関係を前記人工知能アルゴリズムを通じて学習して獲得されてよい。

【0026】

一方、本開示の一実施形態に係る電子装置の制御方法は、対象ピクセル及び複数の周辺ピクセルを含むイメージブロック内のピクセル間の関係に基づいて、前記イメージブロッ

50

クを複数のイメージパターンのうち一つに分類するステップと、前記複数のイメージパターンにそれぞれ対応する複数のフィルタのうち、前記分類されたイメージパターンに対応する少なくとも一つのフィルタを前記イメージブロックに適用し、前記対象ピクセルが映像処理された最終イメージブロックを獲得するステップとを含み、前記複数のフィルタは、前記複数のイメージパターンのそれぞれに基づいて、複数の第1サンプルイメージブロック及び前記複数の第1サンプルイメージブロックに対応する複数の第2サンプルイメージブロックの関係を人工知能アルゴリズムを通じて学習して獲得されてよい。

【0027】

そして、前記分類するステップは、前記イメージブロックからグラディエントベクトル (gradient vector) を算出するステップと、複数のインデックスベクトルを含むインデックスマトリックス及び前記グラディエントベクトルに基づいて、前記複数のインデックスベクトルのそれぞれに対する前記イメージブロックの相関性を算出するステップと、前記算出された相関性に基づいて、前記イメージブロックを前記複数のイメージパターンのうち一つに分類するステップとを含み、前記複数のインデックスベクトルは、前記複数の第1サンプルイメージブロックから算出された複数のサンプルグラディエントベクトルに基づいて獲得され、前記複数のイメージパターンにそれぞれ対応されてよい。

【0028】

なお、前記グラディエントベクトルを算出するステップは、前記イメージブロックの水平方向性の強度が前記イメージブロックの垂直方向性の強度より大きい場合、前記イメージブロックから前記グラディエントベクトルを算出し、前記水平方向性の強度が前記垂直方向性の強度より小さい場合、前記イメージブロックをトランスポーズ (transpose) し、前記トランスポーズされたイメージブロックから前記グラディエントベクトルを算出してよい。

【0029】

そして、固有ベクトル (eigen vector) を用いて前記グラディエントベクトルの大きさを縮小させるステップを更に含み、前記相関性を算出するステップは、前記大きさの縮小されたグラディエントベクトルに基づいて、前記複数のインデックスベクトルのそれぞれに対する前記イメージブロックの相関性を算出し、前記固有ベクトルは、前記複数のサンプルグラディエントベクトルから主成分分析 (principal component analysis) を適用して生成されてよい。

【0030】

なお、前記相関性を算出するステップは、第1インデックスマトリックス及び前記グラディエントベクトルに基づいて、複数のインデックスベクトルグループのそれぞれに対する前記イメージブロックの第1相関性を算出するステップと、前記第1相関性に基づいて、前記複数のインデックスベクトルグループのうち一つのインデックスベクトルグループを獲得するステップと、複数の第2インデックスマトリックスのうち、前記獲得されたインデックスベクトルグループに対応する第2インデックスマトリックス及び前記グラディエントベクトルに基づいて、前記獲得されたインデックスベクトルグループに含まれた複数のインデックスベクトルのそれぞれに対する前記イメージブロックの第2相関性を算出するステップとを含み、前記最終イメージブロックを獲得するステップは、前記第2相関性に基づいて、前記複数のフィルタのうち少なくとも一つのフィルタを前記イメージブロックに適用して前記最終イメージブロックを獲得し、前記複数のインデックスベクトルグループは、前記複数のインデックスベクトルを予め設定された数のグループに区分して獲得され、前記第1インデックスマトリックスは、前記複数のインデックスベクトルグループのそれぞれを代表するインデックスベクトルを含み、前記複数の第2インデックスマトリックスのそれぞれは、前記複数のインデックスベクトルグループのそれぞれに対応する複数のインデックスベクトルを含んでよい。

【0031】

そして、前記相関性を算出するステップは、前記第2相関性に基づいて、前記獲得され

10

20

30

40

50

たインデックスベクトルグループに含まれた複数のインデックスベクトルのうち一つのインデックスベクトルを獲得するステップと、類似インデックスベクトル情報に基づいて、前記複数のインデックスベクトルグループのうち残りのグループに含まれ、前記獲得されたインデックスベクトルに対応する少なくとも一つの追加インデックスベクトルを獲得するステップと、前記獲得されたインデックスベクトル、前記獲得された追加インデックスベクトル及び前記グラディエントベクトルに基づいて、前記イメージブロックの第3相関性を算出するステップとを含み、前記最終イメージブロックを獲得するステップは、前記第3相関性に基づいて、前記複数のフィルタのうち少なくとも一つのフィルタを前記イメージブロックに適用して前記最終イメージブロックを獲得してよい。

【0032】

10

なお、前記最終イメージブロックを獲得するステップは、前記算出された複数の相関性に基づいて、前記複数のフィルタのうち少なくとも二つのフィルタを獲得するステップと、前記少なくとも二つのフィルタ及び前記少なくとも二つのフィルタのそれぞれに対応する相関性に基づいて最終フィルタを算出するステップと、前記算出された最終フィルタを前記イメージブロックに適用して前記最終イメージブロックを獲得するステップを含んでよい。

【0033】

そして、前記複数の第1サンプルイメージブロックのそれぞれは、対応する第2サンプルイメージブロックの解像度を縮小させたイメージであり、前記最終イメージブロックを獲得するステップは、前記複数のフィルタのうち、前記少なくとも一つのフィルタを前記イメージブロックに適用し、前記対象ピクセルの解像度を拡大させた前記最終イメージブロックを獲得してよい。

20

【0034】

なお、前記イメージブロックに非学習基盤の解像度拡大技術を適用し、前記対象ピクセルの解像度の拡大された追加イメージブロックを獲得するステップと、前記算出された複数の相関性のうち、大きさが最も大きい相関性及び前記追加イメージブロックに基づいて、前記最終イメージブロックをアップデートするステップとを更に含んでよい。

【0035】

そして、前記グラディエントベクトルを算出するステップは、前記対象ピクセル及び前記複数の周辺ピクセルのそれぞれに対する水平グラディエント及び垂直グラディエントを算出し、前記水平グラディエント及び前記垂直グラディエントに基づいて前記グラディエントベクトルを算出してよい。

30

【0036】

なお、前記複数のフィルタのそれぞれは、前記複数の第1サンプルイメージブロックのうち、前記複数のインデックスベクトルのうち一つのインデックスベクトルに対応する複数の第1サブサンプルイメージブロックを獲得し、前記複数の第2サンプルイメージブロックのうち、前記複数の第1サブサンプルイメージブロックに対応する複数の第2サブサンプルイメージブロックを獲得し、前記複数の第1サブサンプルイメージブロック及び前記複数の第2サブサンプルイメージブロックの関係を前記人工知能アルゴリズムを通じて学習して獲得されてよい。

40

【発明の効果】

【0037】

以上説明したように、本発明によれば、電子装置は、リアルタイムで映像処理を行うことができるため、多様な応用に利用することができ、学習基盤の映像処理を行って、非学習基盤の映像処理と比較して相対的に映像処理の品質を向上させることができる。

【図面の簡単な説明】

【0038】

【図1A】本発明の一実施形態に係る電子装置の構成を示すブロック図である。

【図1B】電子装置の細部構成の一例を示すブロック図である。

【図2】本発明の一実施形態に係るプロセッサの動作を概略に説明するための図である。

50

【図 3 A】本発明の一実施形態に係るイメージブロックの方向性の判断及びグラディエントベクトルを生成する方法を説明するための図である。

【図 3 B】本発明の一実施形態に係るイメージブロックの方向性の判断及びグラディエントベクトルを生成する方法を説明するための図である。

【図 3 C】本発明の一実施形態に係るイメージブロックの方向性の判断及びグラディエントベクトルを生成する方法を説明するための図である。

【図 3 D】本発明の一実施形態に係るイメージブロックの方向性の判断及びグラディエントベクトルを生成する方法を説明するための図である。

【図 3 E】本発明の一実施形態に係るイメージブロックの方向性の判断及びグラディエントベクトルを生成する方法を説明するための図である。

10

【図 4 A】本発明の一実施形態に係るグラディエントベクトルの次元削減を説明するための図である。

【図 4 B】本発明の一実施形態に係るグラディエントベクトルの次元削減を説明するための図である。

【図 5 A】本発明の一実施形態に係るインデックスマトリックスを用いたフィルタのサーチを説明するための図である。

【図 5 B】本発明の一実施形態に係るインデックスマトリックスを用いたフィルタのサーチを説明するための図である。

【図 6 A】本発明の一実施形態に係るフィルタのサーチ演算量を減少させる方法を説明するための図である。

20

【図 6 B】本発明の一実施形態に係るフィルタのサーチ演算量を減少させる方法を説明するための図である。

【図 6 C】本発明の一実施形態に係るフィルタのサーチ演算量を減少させる方法を説明するための図である。

【図 7 A】本発明の別の実施形態に係るフィルタのサーチ演算量を減少させる方法を説明するための図である。

【図 7 B】本発明の別の実施形態に係るフィルタのサーチ演算量を減少させる方法を説明するための図である。

【図 8 A】本発明の一実施形態に係るイメージブロックにフィルタを適用する方法を説明するための図である。

30

【図 8 B】本発明の一実施形態に係るイメージブロックにフィルタを適用する方法を説明するための図である。

【図 9 A】本発明の一実施形態に係るフィルタの学習方法を説明するための図である。

【図 9 B】本発明の一実施形態に係るフィルタの学習方法を説明するための図である。

【図 10】本発明の一実施形態に係るストリーミング動作を説明するための図である。

【図 11】本発明の一実施形態に係る電子装置の制御方法を説明するためのフローチャートである。

【発明を実施するための形態】

【0039】

以下に添付図面を参照しながら、本発明の好適な実施形態について詳細に説明する。

40

【0040】

図 1 A は、本発明の一実施形態に係る電子装置 100 の構成を示すブロック図である。図 1 A に示すように、電子装置 100 は、ストレージ 110 及びプロセッサ 120 を含む。

【0041】

電子装置 100 は、映像処理を行う装置であってよい。特に、電子装置 100 は、人工知能アルゴリズムを通じて学習されたデータを用いて映像処理を行う装置であってよい。例えば、電子装置 100 は、デスクトップパソコン、ノートパソコン、スマートフォン、タブレットパソコン、サーバ、冷蔵庫、洗濯機、サイネージなどであってよい。または、電子装置 100 は、クラウドインテグレーションコンピューティング環境が構築されたシステムそのも

50

のであってよい。ただ、それに限らずに、電子装置 100 は映像処理が可能な装置なら如何なる装置であってよい。

【0042】

ストレージ 110 は、複数のイメージパタンにそれぞれ対応する複数のフィルタを保存することができる。ここで、複数のイメージパターンは、イメージを特性に応じて分類されてよい。例えば、第 1 イメージパターンは、水平方向の線の多いイメージパターンであり、第 2 イメージパターンは、回転方向の線の多いイメージパターンであってよい。

【0043】

ストレージ 110 は、複数のインデックスベクトルを含むインデックスマトリックスを更に含んでよい。ここで、複数のインデックスベクトルは、複数の第 1 サンプルイメージブロックから算出された複数のサンプルグラディエントベクトルに基づいて獲得され、複数のイメージパターンにそれぞれ対応してよい。複数のフィルタは、複数のインデックスベクトルのそれぞれに基づいて、複数の第 1 サンプルイメージブロック及び複数の第 1 サンプルイメージブロックに対応する複数の第 2 サンプルイメージブロックの関係を人工知能アルゴリズムを通じて学習して獲得されてよい。

10

【0044】

複数のインデックスベクトル及び複数のフィルタは、電子装置 100 ではない、外部サーバによって生成されてよい。ただ、それに限るものではなく、複数のインデックスベクトル及び複数のフィルタは、電子装置 100 によって生成されてよい。この場合、ストレージ 110 は、複数の第 1 サンプルイメージブロック及び複数の第 2 サンプルイメージブロックを保存することができる。

20

【0045】

グラディエントベクトル、複数のインデックスベクトル及び複数のフィルタを生成する方法については後述する。

【0046】

ストレージ 110 は、少なくとも一つのイメージブロックを保存することができる。なお、ストレージ 110 は、複数の第 1 サンプルイメージブロック及び複数の第 2 サンプルイメージブロックを保存することもできる。その他に、ストレージ 110 は、非学習基盤のフィルタを保存することができ、その種類に限りはない。

【0047】

30

ストレージ 110 は、ハードディスク、非揮発性メモリ及び揮発性メモリなどで実現されてよく、データを保存できる構成なら如何なる構成でも可能である。

【0048】

プロセッサ 120 は、電子装置 100 の動作全般を制御する。

【0049】

一実施形態により、プロセッサ 120 は、デジタルシグナルプロセッサ (Digital Signal Processor: DSP)、マイクロプロセッサ (microprocessor)、TCN (Time controller) で実現されてよい。ただ、それに限定されるものではなく、中央処理装置 (central processing unit: CPU)、MCU (Micro Controller Unit)、MPU (Micro Processing Unit)、コントローラ (controller)、アプリケーションプロセッサ (Application Processor: AP)、またはコミュニケーションプロセッサ (Communication Processor: CP)、ARM プロセッサのうち、一つまたはそれ以上を含むか、当該用語で定義されてよい。なお、プロセッサ 120 は、プロセッシングアルゴリズムが内装された SoC (System on Chip)、LSI (Large Scale Integration) で実現されてよく、FPGA (Field Programmable Gate Array) 形態で実現されてよい。

40

【0050】

プロセッサ 120 は、対象ピクセル及び複数の周辺ピクセルを含むイメージブロックを

50

外部サーバから入力されてよい。この場合、プロセッサ120は、イメージブロックをストレージ110に保存することができる。または、プロセッサ120は、ストレージ110に保存されたイメージブロックを読み出すこともできる。または、プロセッサ120は、ストレージ110に保存されたイメージフレームで予め設定された大きさのイメージブロックを読み出すこともできる。例えば、プロセッサ120は、イメージフレームの左上 3×3 の第1イメージブロックを読み出し、第1イメージブロックをイメージ処理することができる。そして、プロセッサ120は、イメージフレームの左上から単位ピクセルの分だけ右側に移動し、 3×3 の第2イメージブロックを読み出し、第2イメージブロックをイメージ処理することができる。このような方式で、プロセッサ120は、イメージフレーム全体に対するイメージ処理を行うことができる。

10

【0051】

ここで、対象ピクセルは、後述のフィルタリングの対象になるピクセルであってよい。即ち、対象ピクセルは、複数の周辺ピクセルのピクセル値に基づいてフィルタリングされてよい。

【0052】

プロセッサ120は、対象ピクセル及び複数の周辺ピクセルを含むイメージブロック内のピクセル間の関係に基づいて、イメージブロックを複数のイメージパターンのうち一つに分類することができる。例えば、プロセッサ120は、水平方向に隣接したピクセル間のピクセル値の差が垂直方向に隣接したピクセル間のピクセル値の差より小さい場合、イメージブロックを垂直方向の特性を有するイメージパターンで分類することができる。

20

【0053】

ただ、それに限定されるものではなく、プロセッサ120は、いくらでも多様な方法でイメージブロック内のピクセル間の関係を獲得することもできる。

【0054】

そして、プロセッサ120は、複数のフィルタのうち分類されたイメージパターンに対応する少なくとも一つのフィルタをイメージブロックに適用し、対象ピクセルが映像処理された最終イメージブロックを獲得することができる。

【0055】

イメージブロックは、分類するための更に別の例として、プロセッサ120は、イメージブロックからグラディエントベクトル(Gradient Vector)を算出することができる。特に、プロセッサ120は、対象ピクセル及び複数の周辺ピクセルのそれぞれに対する水平グラディエント及び垂直グラディエントを算出し、水平グラディエント及び垂直グラディエントに基づいて、グラディエントベクトルを算出することができる。グラディエントベクトルは、各ピクセルを基準に予め設定された方向にあるピクセルに対する変化量を示すことができる。即ち、グラディエントベクトルを通じてイメージブロックの特性を検出することができる。

30

【0056】

例えば、プロセッサ120は、Sobel Operatorを用いて、 3×3 のイメージブロックに対して水平グラディエント及び垂直グラディエントを算出することができる。水平グラディエント及び垂直グラディエントは、それぞれ9つのエレメントを含んでよく、プロセッサ120は、水平グラディエント及び垂直グラディエントのそれぞれのエレメントを予め設定された順番に並べてベクトル形態に変換することができる。ここで、予め設定された順番は、いくらでも多様な方法があってよい。ただ、予め設定された順番は、後述の複数のインデックスベクトル及び複数のフィルタを生成する過程でグラディエントベクトルを算出するための順番と同一であってよい。

40

【0057】

プロセッサ120は、Sobel Operatorの他にも、多様な方法により、イメージブロックのグラディエントベクトルを算出することができ、その方法には特別な制限がない。なお、水平及び垂直の他にいくらでも別の角度のグラディエントベクトルを算出することもでき、後述の複数のインデックスベクトル及び複数のフィルタを生成する過

50

程において用いられる方法と同じ方法でグラディエントベクトルを算出するなら、如何なる方法でも構わない。以下では、説明の便宜のため、 $c \times 1$ のグラディエントベクトルが算出されるものとして説明する。ここで、 c は、イメージブロックの大きさに応じて異な

【0058】

プロセッサ120は、ストレージ110に保存されたインデックスマトリックス及びグラディエントベクトルに基づいて、複数のインデックスベクトルのそれぞれに対するイメージブロックの相関性を算出することができる。ここで、インデックスマトリックスは、複数のインデックスベクトルを含み、複数のインデックスベクトルは複数の第1サンプルイメージブロックから算出された複数のサンプルグラディエントベクトルに基づいて獲得

10

【0059】

例えば、1000000個の第1サンプルイメージブロックから算出された1000000個のサンプルグラディエントベクトルがイメージブロックの特性別に a 個のグループに区分された場合、複数のインデックスベクトルのそれぞれは、各グループを代表するベクトルであってよい。即ち、複数のインデックスベクトルのそれぞれに対するイメージブロックの相関性は、 a 個のグループのそれぞれに対するイメージブロックの類似性を意味することができる。なお、イメージブロックは、 a 個の相関性のうち、最も大きい値に対応するグループと類似する特性を有すると見なすことができる。

【0060】

20

ただ、それは一実施形態に過ぎず、第1サンプルイメージブロックの数及びグループの数はいくらかでも異なってもよい。なお、グループの数は、フィルタの種類によって異なってもよい。例えば、解像度拡大フィルタの場合には、グループの数が a 個や、シャープン（Sharpen）フィルタの場合には、グループの数が a 個ではなくてもよい。

【0061】

プロセッサ120は、算出された相関性に基づいて複数のフィルタのうち少なくとも一つのフィルタをイメージブロックに適用し、対象ピクセルが映像処理された最終イメージブロックを獲得することができる。ここで、フィルタは、解像度拡大フィルタ及びシャープンフィルタなどであってよく、映像処理に関連するフィルタなら如何なるフィルタでも

30

【0062】

そして、複数のフィルタは、複数のインデックスベクトルのそれぞれに基づいて、複数の第1サンプルイメージブロック及び複数の第1サンプルイメージブロックに対応する複数の第2サンプルイメージブロックの関係を人工知能アルゴリズムを通じて学習して獲得されてよい。

【0063】

具体的に、複数のフィルタのそれぞれは、複数の第1サンプルイメージブロックのうち、複数のインデックスベクトルのうちの一つのインデックスベクトルに対応する複数の第1サブサンプルイメージブロックを獲得し、複数の第2サンプルイメージブロックのうち、複数の第1サブサンプルイメージブロックに対応する複数の第2サブサンプルイメージブロックを獲得し、複数の第1サブサンプルイメージブロック及び複数の第2サブサンプルイメージブロックの関係を人工知能アルゴリズムを通じて学習して獲得されてよい。

40

【0064】

上述の例において、複数のフィルタのそれぞれは、 a 個のグループのうちの一つのイメージ特性を人工知能アルゴリズムを通じて学習して獲得された解像度拡大フィルタであってよい。より具体的に、第1イメージ特性は第1インデックスベクトルとして表現され、第1インデックスベクトルに対応する第1フィルタがあり、第2イメージ特性は第2インデックスベクトルとして表現され、第2インデックスベクトルに対応する第2フィルタがある場合、イメージブロックが第1イメージ特性との相関性が高いと、イメージブロックは第2フィルタを通じて解像度が拡大される場合より第1フィルタを通じて解像度が拡大さ

50

れる場合のほうが、向上した品質を見せることができる。それは、第1フィルタ及び第2フィルタのそれぞれは、第1イメージ特性及び第2イメージ特性に適するように学習されたフィルタであるためである。

【0065】

プロセッサ120は、イメージブロックの水平方向性の強度がイメージブロックの垂直方向性の強度より大きい場合、イメージブロックからグラディエントベクトルを算出し、水平方向性の強度が垂直方向性の強度より小さい場合、イメージブロックをトランスポートし、トランスポートされたイメージブロックからグラディエントベクトルを算出することができる。

【0066】

即ち、プロセッサ120は、垂直方向性が優勢のイメージブロックを水平方向性が優勢のイメージブロックにトランスポートし、水平方向性が優勢のイメージブロックからグラディエントベクトルを算出することができる。この場合、複数のインデックスベクトルの数を縮小させることができ、それにより、演算速度が向上する。

【0067】

例えば、水平方向性を有するイメージブロックがイメージ特性別にa個の第1グループに区分される場合、垂直方向性を有するイメージブロックもイメージ特性別にa個の第2グループに区分されてよい。それにより、イメージ特性別に計 $2 \times a$ 個のグループが形成されてよく、複数のインデックスベクトルは計 $2 \times a$ 個が生成されてよい。

【0068】

それに対し、プロセッサ120は、垂直方向性が優勢のイメージブロックをトランスポートする場合、トランスポートされたイメージブロックは水平方向性を有してよく、第1グループのうち一つに含まれてよい。即ち、プロセッサ120は、垂直方向性が優勢のイメージブロックをトランスポートすることで、第2グループのうち一つに属するイメージブロックを第1グループのうち一つに処理し、水平方向性が優勢のイメージブロックをトランスポートなしに第1グループのうち一つに処理することができる。よって、トランスポート動作によって、複数のインデックスベクトルの数を半分に縮小させることができ、演算速度が向上する。

【0069】

プロセッサ120は、フィルタをトランスポートされたイメージブロックに適用し、再びトランスポートして対象ピクセルが映像処理された最終イメージブロックを獲得することができる。トランスポートされていないイメージブロックの場合には、フィルタの適用後に再びトランスポートされる動作が省略されてよい。

【0070】

一方、以上では、プロセッサ120が、垂直方向性が優勢のイメージブロックをトランスポートするものとして説明したが、それは一実施形態に過ぎず、プロセッサ120は水平方向性が優勢のイメージブロックをトランスポートすることもできる。

【0071】

一方、プロセッサ120は、ストレージ110に保存された固有ベクトル (Eigen vector) を用いて、グラディエントベクトルの大きさを縮小させ、大きさの縮小されたグラディエントベクトルに基づいて複数のインデックスベクトルのそれぞれに対するイメージブロックの相関性を算出することもできる。ここで、固有ベクトルは、複数のサンプルグラディエントベクトルから主成分分析 (principal component analysis) を適用して生成されてよい。

【0072】

もし、a個のインデックスベクトルがある状態で、固有ベクトルを用いないなら、インデックスマトリックスは $a \times c$ の形態であってよい。それに対し、固有ベクトルを用いて $c \times 1$ のグラディエントベクトルを $c' \times 1$ のグラディエントベクトルに縮小するなら、インデックスマトリックスは $a \times c'$ の形態であってよい。具体的に、 $a \times c$ のインデックスマトリックスに含まれた複数のインデックスベクトルも、同じ固有ベクトルを用いて

10

20

30

40

50

次元が削減されてよく、次元の削減された複数のインデックスベクトルを含むインデックスマトリックスは $a \times c'$ の形態であってよい。ここで、固有ベクトルは、 $c' \times c$ の形態で、 $c' \times c$ より小さくてよい。

【0073】

$a \times c'$ のインデックスマトリックスを用いる場合は、 $a \times c$ のインデックスマトリックスを用いる場合より演算速度が向上する。

【0074】

一方、主成分分析は、多くの変数の分散方式のパターンを簡潔に表現する主成分を元の変数の線形結合として抽出する統計技法である。即ち、 p 個の変数がある場合、ここから得た情報を p より相当小さい k 個の変数に減少させることができる。以上の例では、 c 個の次元を c' 個の次元に削減させたものとして見なすことができる。ただ、それに限定されるものではなく、要約された次元の数はいくらかでも異なってよい。

【0075】

以下では、固有ベクトルを用いてインデックスマトリックス及びグラディエントベクトルの次元を削減させるものとして説明する。ただ、それに限定されるものではなく、固有ベクトルを用いない構成も、本発明の一実施形態に該当する。

【0076】

一方、プロセッサ120は、ストレージ110に保存された第1インデックスマトリックス及びグラディエントベクトルに基づいて、複数のインデックスベクトルグループのそれぞれに対するイメージブロックの第1相関性を算出し、第1相関性に基づいて複数のインデックスベクトルグループのうち一つのインデックスベクトルグループを獲得し、ストレージ110に保存された複数の第2インデックスマトリックスのうち、獲得されたインデックスベクトルグループに対応する第2インデックスマトリックスを獲得することができる。

【0077】

ここで、複数のインデックスベクトルグループは、複数のインデックスベクトルを予め設定された数のグループに区分して獲得されてよい。例えば、複数のインデックスベクトルグループは、特性に応じて計4つのグループに区分されてよく、4つのグループのそれぞれは、 b 個のインデックスベクトルを含んでよい。即ち、同一のグループ内の b 個のインデックスベクトルは相互類似してよい。

【0078】

第1インデックスマトリックスは、複数のインデックスグループのそれぞれを代表するインデックスベクトルを含んでよい。上述の例において、4つのグループのそれぞれは、 b 個のインデックスベクトルのうち一つのインデックスベクトルを代表に設定し、各グループを代表する4つのインデックスベクトルを用いて、第1インデックスマトリックスを形成することができる。ここで、第1インデックスマトリックスは、 $4 \times c'$ の形態であってよい。

【0079】

複数の第2インデックスマトリックスのそれぞれは、複数のインデックスベクトルグループのそれぞれに対応する複数のインデックスベクトルを含んでよい。例えば、複数のインデックスベクトルのそれぞれは、 $b \times c'$ の形態であってよい。

【0080】

上述の例において、プロセッサ120は、第1相関性に基づいてイメージブロックが複数のインデックスベクトルグループのうち如何なるグループに属するか判断し、複数の第2インデックスマトリックスのうち当該グループに対応する第2インデックスマトリックスを獲得することができる。

【0081】

プロセッサ120は、獲得された第2インデックスマトリックス及びグラディエントベクトルに基づいて、獲得されたインデックスベクトルグループに含まれた複数のインデックスベクトルのそれぞれに対するイメージブロックの第2相関性を算出し、第2相関性に

10

20

30

40

50

基づいて複数のフィルタのうち少なくとも一つのフィルタをイメージブロックに適用し、最終イメージブロックを獲得することができる。以上のような方法を通じ、演算速度を向上させることができる。

【0082】

ただ、それは一実施形態に過ぎず、複数のインデックスベクトルグループの数は、いくらかでも異なってよい。なお、複数のインデックスベクトルグループに含まれたインデックスベクトルの数は相互異なってよい。

【0083】

一方、以上の実施形態によると、計 a 個のインデックスベクトルのうち一部のインデックスベクトルに対してのみ相関性を算出するようになる。よって、残りのインデックスベクトルに対する相関性の算出が省略され、グループ化が不適切な場合、最も高い相関性を有するインデックスベクトルが検出されなくてよい。以下では、それに対する補完方法について説明する。

【0084】

プロセッサ 120 は、第 2 相関性に基づいて、獲得されたインデックスベクトルグループに含まれた複数のインデックスベクトルのうち一つのインデックスベクトルを獲得し、ストレージ 110 に保存された類似インデックスベクトル情報に基づいて、複数のインデックスベクトルグループのうち残りのグループに含まれ、獲得されたインデックスベクトルに対応する少なくとも一つの追加インデックスベクトルを獲得し、獲得されたインデックスベクトル、獲得された追加インデックスベクトル及びグラディエントベクトルに基づいて、イメージブロックの第 3 相関性を算出し、第 3 相関性に基づいて、複数のフィルタのうち少なくとも一つのフィルタをイメージブロックに適用して最終イメージブロックを獲得することもできる。

【0085】

即ち、ストレージ 110 は、インデックスベクトル別に異なるインデックスベクトルグループに含まれ、類似する特性を有する追加インデックスベクトルに対する情報である類似インデックスベクトル情報を更に保存することができる。

【0086】

プロセッサ 120 は、第 2 相関性に基づいて一つのインデックスベクトルが獲得されると、ストレージ 110 に保存された情報に基づいて獲得されたインデックスベクトルと類似する特性を有する追加インデックスベクトルに対するイメージブロックの相関性を算出することができる。プロセッサ 120 は、獲得されたインデックスベクトルに対するイメージブロックの相関性及び追加インデックスベクトルに対するイメージブロックの相関性に基づいて、少なくとも一つのフィルタを獲得することができる。

【0087】

この場合、追加インデックスベクトルに対するイメージブロックの相関性演算過程で追加乗算が行われ、以前の実施形態より速度は遅くなることがあるが、正確度を向上させることができる。なお、追加インデックスベクトルの数が多くない場合、速度の低下は微々たるものになる。

【0088】

プロセッサ 120 は、算出された複数の相関性に基づいて、複数のフィルタのうち少なくとも二つのフィルタを獲得し、少なくとも二つのフィルタ及び少なくとも二つのフィルタのそれぞれに対応する相関性に基づいて最終フィルタを算出し、算出された最終フィルタをイメージブロックに適用して最終イメージブロックを獲得することができる。

【0089】

例えば、プロセッサ 120 は、第 1 フィルタ及び第 2 フィルタを獲得し、第 1 フィルタ及び第 2 フィルタのそれぞれに対応する第 1 相関性及び第 2 相関性に基づいて第 1 フィルタ及び第 2 フィルタを加重合して最終フィルタを算出することができる。

【0090】

ただ、それに限定されるものではなく、プロセッサ 120 は、相関性を考慮せずに、第

10

20

30

40

50

1 フィルタ及び第2 フィルタから最終フィルタを算出することもできる。

【0091】

一方、複数の第1 サンプルイメージブロックのそれぞれは、対応する第2 サンプルイメージブロックの解像度を縮小させたイメージであり、プロセッサ120は、複数のフィルタのうち少なくとも一つのフィルタをイメージブロックに適用し、対象フィルタの解像度を拡大させた最終イメージブロックを獲得することができる。

【0092】

このとき、複数のフィルタは、複数の第1 サンプルイメージブロックのそれぞれから解像度が拡大された対応する第2 サンプルイメージブロックを導出するように人工知能アルゴリズムを通じて学習されて獲得されたフィルタであってよい。

10

【0093】

ここで、プロセッサ120は、イメージブロックに非学習基盤の解像度拡大技術を適用し、対象ピクセルの解像度が拡大された追加イメージブロックを獲得し、算出された複数の相関性のうち大きさが最も大きい相関性及び追加イメージブロックに基づいて最終イメージブロックをアップデートすることもできる。

【0094】

例えば、プロセッサ120は、算出された複数の相関性のうち大きさが最も大きい相関性を選択し、選択された相関性に基づいて最終イメージブロックの変更程度を決定することができる。具体的に、プロセッサ120は、選択された相関性が大きいほど、追加イメージブロックの影響を縮小して最終イメージブロックの変更を最小化し、選択された相関性が小さいほど、追加イメージブロックの影響を拡大して最終イメージブロックの変更を大きくすることができる。

20

【0095】

図1Bは、電子装置100の細部構成の一例を示すブロック図である。図1Bに示すように、電子装置100は、ストレージ110、プロセッサ（例えば、プロセッシング回路を含む）120、通信部（例えば、通信回路を含む）130、ディスプレイ140、ユーザインターフェース部150、オーディオ処理部（例えば、オーディオプロセッシング回路を含む）160、ビデオ処理部（例えば、ビデオプロセッシング回路を含む）170を含む。図1Bに示す構成要素のうち、図1Aに示す構成要素と重複する部分に対しては、詳細な説明を省略する。

30

【0096】

プロセッサ120は、多様なプロセッシング回路を含んでよく、ストレージ110に保存された各種プログラムを用いて電子装置100の動作全般を制御する。

【0097】

具体的に、プロセッサ120は、RAM121、ROM122、メインCPU123、グラフィック処理部123、第1ないしnインターフェース125-1～125-n、バス126を含む。

【0098】

RAM121、ROM122、メインCPU123、グラフィック処理部123、第1ないしnインターフェース125-1～125-nなどは、バス126を介して相互接続されてよい。

40

【0099】

第1ないしnインターフェース125-1ないし125-nは、上述の各種構成要素と接続される。インターフェースのうちの一つは、ネットワークを介して外部サーバと接続されるネットワークインターフェースであってよい。

【0100】

メインCPU123は、ストレージ110にアクセスし、ストレージ110に保存されたO/Sを用いてブートを行う。そして、ストレージ110に保存された各種プログラムなどを用いて多様な動作を行う。

【0101】

50

ROM 122には、システムブートのための命令語セットなどが保存される。ターンオン命令が入力されて電源が供給されると、メインCPU 123は、ROM 122に保存された命令語に応じてストレージ 110に保存されたO/SをRAM 121にコピーし、O/Sを実行させてシステムをブートさせる。ブートが完了すると、メインCPU 123は、ストレージ 110に保存された各種アプリケーションプログラムをRAM 121にコピーし、RAM 121にコピーされたアプリケーションプログラムを実行させて各種動作を行う。

【0102】

グラフィック処理部 124は、演算部（図示せず）及びレンダリング部（図示せず）を用いて、アイコン、イメージ、テキストなどのような多様な客体を含む画面を生成する。演算部（図示せず）は、受信された制御命令に基づいて、画面のレイアウトに応じて各客体の表示される座標値、形、大きさ、カラーなどのような属性値を演算する。レンダリング部（図示せず）は、演算部（図示せず）で演算した属性値に基づいて客体を含む多様なレイアウトの画面を生成する。レンダリング部（図示せず）から生成された画面は、ディスプレイ 140のディスプレイ領域内に表示される。

【0103】

一方、上述のプロセッサ 120の動作は、ストレージ 110に保存されたプログラムによって行われてよい。

【0104】

ストレージ 110は、電子装置 100を駆動させるためのO/S（Operation System）ソフトウェアモジュール、イメージブロック分析モジュール及びフィルタモジュールなどのような多様なデータを保存する。

【0105】

通信部 130は、多様な通信回路を含んでよく、多様な通信方式で多様な外部サーバと通信を行う構成である。通信部 130は、Wi-Fiチップ 131、ブルートゥース（登録商標）チップ 132、無線通信チップ 133、NFCチップ 134などを含む。プロセッサ 120は、通信部 130を用いて各種外部サーバと通信を行う。

【0106】

Wi-Fiチップ 131、ブルートゥースチップ 132は、Wi-Fi方式、ブルートゥース方式で通信を行う。Wi-Fiチップ 131やブルートゥースチップ 132を用いる場合には、SSID及びセッションキーのような各種接続情報を先に送受信し、それを用いて通信接続した後、各種情報を送受信することができる。無線通信チップ 133は、IEEE、Zigbee、3G（3rd Generation）、3GPP（3rd Generation Partnership Project）、LTE（Long Term Evolution）などのような多様な通信規格によって通信を行うチップを意味する。NFCチップ 134は、135kHz、13.56MHz、433MHz、860～960MHz、2.45GHzなどのような多様なRF-ID周波数帯域のうち、13.56MHz帯域を使用するNFC（Near Field Communication）方式で動作するチップを意味する。

【0107】

プロセッサ 120は、通信部 130を介して外部サーバからインデックスマトリックス、複数のフィルタなどを受信することができる。なお、プロセッサ 120は、通信部 130を介して外部サーバからイメージブロックなどをリアルタイムで受信することができる。

【0108】

ディスプレイ 140は、LCD（Liquid Crystal Display）、OLED（Organic Light Emitting Diodes）ディスプレイ、PDP（Plasma Display Panel）などのような多様なディスプレイで実現されてよい。ディスプレイ 140内には、a-si TFT、LTIPS（low temperature poly silicon）TFT、OTFT（org

10

20

30

40

50

an i c T F T) などのような形態で実現され得る駆動回路、バックライトユニットなども併せて含まれてよい。一方、ディスプレイ 140 は、タッチ検知部と組み合わせてタッチスクリーンで実現されてよい。

【0109】

プロセッサ 120 は、イメージブロック及び最終イメージブロックをディスプレイするようにディスプレイ 140 を制御することができる。

【0110】

ユーザインターフェース部 150 は、多様なユーザインタラクション (I n t e r a c t i o n) を受信する。ここで、ユーザインターフェース部 150 は、電子装置 100 の実現例によって多様な形態で実現可能である。例えば、ユーザインターフェース部 150 は、電子装置 100 に備えられたボタン、ユーザの音声を受信するマイク、ユーザのモーションを検知するカメラなどであってよい。または、電子装置 100 がタッチ基盤の電子装置で実現される場合、ユーザインターフェース 150 はタッチパッドと相互レイヤ構造を成すタッチスクリーンで実現されてよい。この場合、ユーザインターフェース部 150 は、上述のディスプレイ 140 として使用することができるようになる。

【0111】

オーディオ処理部 160 は、オーディオデータに対する処理を行う構成要素である。オーディオ処理部 160 では、オーディオデータに対するデコーディングや増幅、ノイズフィルタリングなどのような多様な処理が行われるようになる。

【0112】

ビデオ処理部 170 は、多様なビデオプロセッシング回路を含んでよく、ビデオデータに対する処理を行う構成要素である。ビデオ処理部 170 では、ビデオデータに対するデコーディング、スケーリング、ノイズフィルタリング、フレームレート変換、解像度変換などのような多様なイメージ処理を行うことができる。

【0113】

一方、上述のような外部サーバが提供するインデックスマトリックス及び複数のフィルタなどを含むモデルは、人工知能アルゴリズム基盤で学習された判断モデルとして、例えば、神経網 (N e u r a l N e t w o r k) を基盤とするモデルであってよい。学習された判断モデルは、人間の脳の構造をコンピュータ上で模倣するように設計されてよく、人間の神経網のニューロン (n e u r o n) を模倣する、加重値を有する複数のネットワークノードを含むことができる。複数のネットワークノードは、ニューロンがシナプス (s y n a p s e) を通じて信号のやり取りをするニューロンのシナプス性の (s y n a p t i c) 活動を模倣するようにそれぞれの接続関係を形成することができる。なお、学習された判断モデルは、一例として、神経網モデル、または神経網モデルから発展したディープラーニングモデルを含んでよい。ディープラーニングモデルで複数のネットワークノードは、相互異なる深さ (または、レイヤ) に位置し、コンボリューション (c o n v o l u t i o n) 接続関係によってデータのやり取りをすることができる。学習された判断モデルの例には、DNN (D e e p N e u r a l N e t w o r k) 、RNN (R e c u r r e n t N e u r a l N e t w o r k) 、BRDNN (B i d i r e c t i o n a l R e c u r r e n t D e e p N e u r a l N e t w o r k) などがあってよいが、それに限らない。

【0114】

なお、電子装置 100 は、上述のように、イメージブロックに対してフィルタが適用された最終イメージブロックを提供されるために、人工知能専用プログラム (または、人工知能エージェント、A r t i f i c i a l i n t e l l i g e n c e a g e n t) である個人秘書プログラムを利用することができる。このとき、個人秘書プログラムは、A I (A r t i f i c i a l I n t e r a c t i o n) 基盤のサービスを提供するための専用プログラムとして、従来の汎用プログラム (例えば、C P U) または別途の A I 専用プロセッサ (例えば、G P U など) によって実行されてよい。

【0115】

具体的に、予め設定されたユーザの入力（例えば、撮影ボタンの操作に応じたイメージ撮影など）が入力されたり、外部装置からイメージブロックが入力される場合、人工知能エージェントが動作（または、実行）されてよい。

【0116】

本発明の更に別の実施形態として、電子装置100は入力されたイメージブロックを外部サーバに伝送することもできる。外部サーバは、直接イメージブロックに対してフィルタを適用して最終イメージブロックを獲得し、獲得されたイメージブロックを電子装置100に伝送することもできる。

【0117】

以上のような方法により、プロセッサ120はリアルタイムで学習基盤の映像処理を行って映像処理の品質を向上させることができる。

10

【0118】

以下では、図面を通してプロセッサ120の動作をより具体的に説明する。

【0119】

図2は、本発明の一実施形態に係るプロセッサ120の動作を概略に説明するための図である。

【0120】

プロセッサ120は、イメージブロックが入力されると、まず、イメージブロックのグラディエント抽出（Gradient Extraction）210を行うことができる。具体的に、プロセッサ120は、イメージブロックの方向性の判断及びグラディエントベクトルを生成することができる。なお、プロセッサ120は、イメージブロックの方向性の判断結果に基づいてイメージブロックをトランスポートすることもできる。

20

【0121】

その後、プロセッサ120は、固有ベクトル（Eigen vector）260を用いて、グラディエントベクトルの次元削減（Feature Dimension Reduction）220を行うことができる。

【0122】

そして、プロセッサ120は、インデックスマトリックス（Index Matrix）270を用いて、次元の削減されたグラディエントベクトルに適用されるフィルタをサーチ（Filter Search）230することができる。

30

【0123】

その後、プロセッサ120は、フィルタデータベース（Filter DB）280に含まれた複数のフィルタのうち、サーチの結果に基づいて少なくとも一つのフィルタを獲得し、イメージブロックに少なくとも一つのフィルタを適用240することができる。

【0124】

ここで、フィルタデータベース280に含まれた複数のフィルタは、学習基盤のフィルタであってよい。具体的に、複数のフィルタは、複数の第1サンプルイメージブロック及び複数の第1サンプルイメージブロックに対応する複数の第2サンプルイメージブロックの関係を人工知能アルゴリズムを通じて学習して獲得されてよい。即ち、以上の動作は、イメージブロックに学習基盤のフィルタを適用するものとして見なすことができる。

40

【0125】

一方、プロセッサ120は、以上の動作とは別に、イメージブロックに非学習基盤のフィルタを適用250することができる。即ち、プロセッサ120は、同じイメージブロックに学習基盤のフィルタの適用及び非学習基盤のフィルタの適用を並列に行うことができる。

【0126】

そして、プロセッサ120は、学習基盤のフィルタの適用に応じた第1結果物及び非学習基盤のフィルタの適用に応じた第2結果物を加重合することができる。

【0127】

一方、固有ベクトル260、インデックスマトリックス270及びフィルタデータベー

50

ス 2 8 0 は、複数の第 1 サンプルイメージブロック及び複数の第 1 サンプルイメージブロックイメージブロックに対応する複数の第 2 サンプルイメージブロックを用いて予め生成されてよい。

【 0 1 2 8 】

図 2 において、方向性の判断結果に応じたイメージブロックのトランスポーズ、グラディエントベクトルの次元削減及び非学習基盤のフィルタの適用は、選択的な動作であり、省略されてよい。

【 0 1 2 9 】

図 3 A ないし図 3 E は、本発明の一実施形態に係るイメージブロックの方向性の判断及びグラディエントベクトルを生成する方法を説明するための図である。

10

【 0 1 3 0 】

図 3 A に示すように、プロセッサ 1 2 0 は、 S_x 及び S_y のようなマスクを用いて、イメージブロックの方向性を判断することができる。例えば、プロセッサ 1 2 0 は、 5×5 のイメージブロックとマスクを、下記のような数式 (1) に適用してイメージブロックの方向性を判断することができる。

【 0 1 3 1 】

【 数 1 】

$$\begin{aligned} G_V &= \sum \sum s_x(n, m) Y(i+n, j+m) \\ G_H &= \sum \sum s_y(n, m) Y(i+n, j+m) \end{aligned} \quad (1)$$

20

ここで、 G_V は、イメージブロックの垂直方向性、 G_H は、イメージブロックの水平方向性、 n 、 m は、ロー及びカラムを識別するためのインデックス、 i 、 j は、イメージフレームでイメージブロックの基準点を示す。

【 0 1 3 2 】

プロセッサ 1 2 0 は、垂直方向性の大きさ及び水平方向性の大きさを比較し、イメージブロックの方向性を獲得することができる。

30

【 0 1 3 3 】

プロセッサ 1 2 0 は、固有ベクトル、インデックスマトリックス及び複数のフィルタを生成する場合に用いられた方向性に基づいて、イメージブロックのトランスポーズ可否を決定することができる。例えば、固有ベクトル、インデックスマトリックス及び複数のフィルタの生成の際、水平方向性のみが用いられ、垂直方向性は用いられない場合、プロセッサ 1 2 0 は、イメージブロックの水平方向性の場合にはトランスポーズせずに、イメージブロックが垂直方向性である場合に、トランスポーズすることができる。または、固有ベクトル、インデックスマトリックス及び複数のフィルタの生成の際、垂直方向性のみが用いられ、水平方向性は用いられない場合、プロセッサ 1 2 0 は、イメージブロックの垂直方向性の場合にはトランスポーズせずに、イメージブロックが水平方向性である場合に、トランスポーズすることができる。

40

【 0 1 3 4 】

図 3 B において、ベースブロック (Base Block) は、固有ベクトル、インデックスマトリックス及び複数のフィルタを生成する場合に用いられた方向性を示す。

【 0 1 3 5 】

プロセッサ 1 2 0 は、図 3 B の上段のように、ベースブロックが垂直方向性を有する場合、左側の二つのイメージブロックのうち右側のイメージブロックのみをトランスポーズすることができる。または、プロセッサ 1 2 0 は、図 3 B の下段のように、ベースブロックが水平方向性を有する場合、左側の二つのイメージブロックのうち右側のイメージブ

50

ックのみをトランスポーズすることができる。

【0136】

垂直方向性及び水平方向性のうちいずれか一方を用いることで、固有ベクトル、インデックスマトリックス及び複数のフィルタのデータ量を減少させることができる。なお、イメージブロックの方向性の判断及びトランスポーズによる追加演算が発生することができるが、固有ベクトル、インデックスマトリックス及び複数のフィルタのデータ量の減少に応じて、その後の動作で演算量を減少させることができる。即ち、方向性の判断動作に応じて全体の演算量を縮小させることができる。

【0137】

一方、図3Aに示された S_x 及び S_y のようなマスクは、一実施形態に過ぎず、プロセッサ120は、いくらでも別の方法を用いてイメージブロックの方向性を判断することもできる。なお、図3Bにおいては、 5×5 のイメージブロックで 3×3 のピクセルのみを示しているが、それは方向性を示すためである。即ち、プロセッサ120は、 5×5 のイメージブロックと、図3Aのようなマスクを適用してイメージブロックの方向性を判断することができる。

10

【0138】

ただ、それに限定されるものではなく、演算速度の向上のために、プロセッサ120はイメージブロックの一部のピクセルのみを用いて、イメージブロックの方向性を判断することもできる。例えば、プロセッサ120は、 5×5 のイメージブロックでエッジ付近に位置するピクセルを除く 3×3 のピクセルに 3×3 の方向性の判断のためのマスクを適用し、イメージブロックの方向性を判断することもできる。

20

【0139】

以下では、説明の便宜のために、 3×3 のイメージブロックが入力されたものとして説明する。ただ、それに限らずに、プロセッサ120は別の大きさのイメージブロックに対しても、同様に動作することができる。なお、ストレージ120は、多様なイメージの大きさに対応するマスク、後述のグラディエント算出オペレータ、インデックスマトリックス及び複数のベクトルなどを保存することができる。

【0140】

プロセッサ120は、図3Cに示すように、ソーベルオペレータ (Sobel Operator) を用いて、 3×3 のイメージブロックに対して、水平グラディエント及び垂直グラディエントを算出することができる。具体的に、プロセッサ120は、図3Dに示すように、ソーベルオペレータ及び 3×3 のイメージブロックの乗算演算で 3×3 の水平グラディエント及び 3×3 の垂直グラディエントを獲得することができる。

30

【0141】

プロセッサ120は、図3Eに示すように、 3×3 の水平グラディエント及び 3×3 の垂直グラディエントから $c \times 1$ のグラディエントベクトルを算出することができる。

【0142】

以上では、イメージブロックのトランスポーズを行った後、グラディエントベクトルを算出したものとして説明したが、それに限らない。例えば、プロセッサ120は、イメージブロックの方向性のみを判断し、イメージブロックの水平グラディエント及び垂直グラディエントを算出することができる。そして、プロセッサ120は、トランスポーズが必要なイメージブロックなら、水平グラディエント及び垂直グラディエントからトランスポーズを反映してグラディエントベクトルを算出する手順を入れ替えることができる。

40

【0143】

図4A及び図4Bは、本発明の一実施形態に係るグラディエントベクトルの次元削減を説明するための図である。

【0144】

プロセッサ120は、図4Aに示すように、 $c' \times c$ の固有ベクトルを用いて、 $c \times 1$ のグラディエントベクトルの次元を削減させることができる。具体的に、プロセッサ120は、 $c' \times c$ の固有ベクトル及び $c \times 1$ のグラディエントベクトルの乗算演算を通じ、

50

$c' \times 1$ の次元の削減されたグラディエントベクトルを獲得することができる。

【0145】

図4Bは、次元の削減されたグラディエントベクトル (Gradient Vector) の一例を示す。

【0146】

固有ベクトルは、外部サーバから主成分の分析方法を通じて生成され、電子装置100は、外部サーバから固有ベクトルを受信し、ストレージ110に保存することができる。例えば、外部サーバは、10000個の第1サンプルイメージブロックのそれぞれのグラディエントベクトルを生成することができる。グラディエントベクトルの生成方法は、上述の方法と同様である。ここで、外部サーバは、第1サンプルイメージのそれぞれの方向性を判断し、判断された方向性に基づいてトランスポーズを行い、トランスポーズされた第1サンプルイメージブロックに対するグラディエントベクトルを算出することができる。その後、外部サーバは、算出された複数のサンプルグラディエントベクトルに対して主成分の分析方法を適用し、固有ベクトルを算出することができる。

10

【0147】

ただ、それに限定されるものではなく、プロセッサ120が、主成分の分析方法を通じて固有ベクトルを直接生成することもできる。この場合、ストレージ110は、複数の第1サンプルイメージブロックを保存してよい。

【0148】

以下では、説明の便宜のために、次元の削減されたグラディエントベクトルを用いるものとして説明する。ただ、上述のように、次元の削減は、選択的な動作であるため、グラディエントベクトルの次元削減なしに、以下の動作が実行されてよい。

20

【0149】

図5A及び図5Bは、本発明の一実施形態に係るインデックスマトリックスを用いたフィルタのサーチを説明するための図である。

【0150】

ストレージ110は、図5Aに示すように、 $a \times c'$ のインデックスマトリックスを保存することができる。インデックスマトリックスは、 $1 \times c'$ のインデックスベクトル a 個を含んでよい。ここで、インデックスベクトルは、イメージブロックの特性を示し、クラス及びグループとも称することができる。即ち、図5Aは、イメージブロックの特性を a 個のクラスまたはグループに区分し、各クラスまたはグループに対する特性を示すインデックスベクトルを含むインデックスマトリックスを示す。

30

【0151】

プロセッサ120は、 $a \times c'$ のインデックスマトリックス及び $c' \times 1$ の次元が削減されたグラディエントベクトルの乗算演算を行い、図5Bのような $a \times 1$ の相関性ベクトルを算出することができる。相関性ベクトルの各ローは、各クラスまたはグループに対するイメージブロックの相関性を示す。

【0152】

相関性ベクトルで数字が大きいほど高い相関性を示す。例えば、図5Bにおいて、0.9が最も大きい数である場合、プロセッサ120はイメージブロックが0.9に対応するクラスまたはグループの特性を有するものとして判断することができる。

40

【0153】

ここで、インデックスマトリックスは、外部サーバから生成され、電子装置100は、外部サーバからインデックスマトリックスを受信し、インデックスマトリックスをストレージ110に保存することができる。外部サーバは、非学習指導 (unsupervised learning) 技法の一つであるK-SVDまたはK-Meansアルゴリズムを使用し、複数の第1サンプルイメージブロックから算出された複数のサンプルグラディエントベクトルを代表できる a 個のインデックスベクトルを算出することができる。外部サーバは、 a 個のインデックスベクトルを含むインデックスマトリックスを生成することができる。

50

【 0 1 5 4 】

ただ、それに限定されるものではなく、プロセッサ 1 2 0 が複数の第 1 サンプルイメージブロックから算出された複数のサンプルグラディエントベクトルを代表できる a 個のインデックスベクトルを算出することもできる。

【 0 1 5 5 】

なお、以上では、イメージブロックの特性を a 個のクラスまたはグループに区分するものとして説明したが、それに限らずに、いくらでも別の数のクラスまたはグループで区分されてよい。ただ、説明の便宜のため、以下では、a 個のクラスまたはグループに区分されるものとして説明する。なお、以上では、インデックスベクトル、クラス及びグループを混用して使用しているが、以下ではイメージブロックの特性を示す概念としてクラスを用い、各クラスを示すものがインデックスベクトルとして説明する。

10

【 0 1 5 6 】

一方、クラスまたはグループの数は、フィルタの種類に応じて異なってよい。例えば、解像度拡大フィルタの場合には、イメージブロックの特性を a 個のクラスまたはグループで区分するが、シャープンフィルタの場合には、イメージブロックの特性を a 個とは異なるように区分することもできる。

【 0 1 5 7 】

図 6 A ないし図 6 C は、本発明の一実施形態に係るフィルタのサーチ演算量を減少させる方法を説明するための図である。

【 0 1 5 8 】

20

図 6 A は、複数のクラスを 4 つのグループ化した図であり、各グループ 6 1 0、6 1 1、6 1 2、6 1 3 には、各グループを代表するクラス 6 2 0 が指定されてよい。図 6 B は、各グループを代表するクラス 6 2 0 に対応する複数のインデックスベクトルで構成された第 1 インデックスマトリックス (Index Matrix 1) を示す。図 6 B は、4 つのグループのうち、一つに含まれたクラスに対応する複数のインデックスベクトルで構成された第 2 インデックスマトリックス (Index Matrix 2) を示す。即ち、第 2 インデックスマトリックスの数はグループの数と同一である。

【 0 1 5 9 】

第 1 インデックスマトリックス及び第 2 インデックスマトリックスは外部サーバから生成され、電子装置 1 0 0 は外部サーバから第 1 インデックスマトリックス及び第 2 インデックスマトリックスを受信し、第 1 インデックスマトリックス及び第 2 インデックスマトリックスをストレージ 1 1 0 に保存することができる。外部サーバは、a 個のインデックスベクトルに対して k - means clustering の方法などを用いてグループ化を行い、各グループを代表するインデックスベクトルを決定することができる。ただ、それに限定されるものではなく、外部サーバは各グループを代表する代表インデックスベクトルを算出することもでき、この場合、代表インデックスベクトルは当該グループ内の全てのインデックスベクトルと一致しなくてよい。

30

【 0 1 6 0 】

ただ、それに限定されるものではなく、プロセッサ 1 2 0 が以上のような方法で第 1 インデックスマトリックス及び第 2 インデックスマトリックスを算出し、ストレージ 1 1 0 に第 1 インデックスマトリックス及び第 2 インデックスマトリックスを保存することもできる。

40

【 0 1 6 1 】

プロセッサ 1 2 0 は、 $4 \times c'$ の第 1 インデックスマトリックス及び $c' \times 1$ の次元が削減されたグラディエントベクトルの乗算演算を行い、各グループに対する相関性を算出することができる。プロセッサ 1 2 0 は、各グループに対する相関性のうち、最も大きい値に基づいて一つのグループを獲得することができる。プロセッサ 1 2 0 は、獲得されたグループに対応する $b \times c'$ の第 2 インデックスマトリックス及び $c' \times 1$ の次元が削減されたグラディエントベクトルの乗算演算を行い、獲得されたグループ内に含まれたクラスのそれぞれに対する相関性を算出することができる。

50

【0162】

この場合、獲得されたグループを除く残りのグループに含まれた $b \times 3$ 個のクラスのうち、代表クラス3つを除くクラスに対する相関性演算は行われず、図5A及び図5Bと比較し、正確性が低下することがあるが、演算速度は改善される。

【0163】

グループの数を減らす場合、正確度をより向上させることができる。または、グループの数を増やして演算速度をより向上させることもできる。

【0164】

図7Aないし図7Bは、本発明の別の実施形態に係るフィルタのサーチ演算量を減少させる方法を説明するための図である。具体的に、図7A及び図7Bの方法は、図6Aないし図6Cの方法を全て実行した後、追加演算を通じて相関性がより高いクラスを選択するための方法である。

10

【0165】

プロセッサ120は、図7Aに示すように、第2インデックスマトリックスに対する相関性演算の結果、イメージブロックとの相関性が最も高いクラスとして三番目のグループのクラスA710を獲得することができる。

【0166】

ストレージ110は、図7Bのように、クラスA710に対する第3インデックスマトリックス (Index Matrix 3) を保存することができる。第3インデックスマトリックスは、クラスA710とグループが異なると同時に、クラスA710と類似する特性を有するクラスA'720-1、720-1、720-3に対応する複数のインデックスベクトルを含んでよい。なお、ストレージ110は、クラスA710ではない、残りのクラスのそれぞれに対する第3インデックスマトリックスを保存することができる。即ち、第3インデックスマトリックスの数は、クラスの数と同じであってよい。なお、複数の第3インデックスマトリックスの大きさは相互異なってよい。

20

【0167】

複数の第3インデックスマトリックスは、外部サーバから生成されてよく、プロセッサ120によって生成されてよい。

【0168】

プロセッサ120は、 $3 \times c'$ の第3インデックスマトリックス及び $c' \times 1$ の次元が削減されたグラディエントベクトルの乗算演算を行い、クラスA710と類似する特性を有するクラスA'720-1、720-1、720-3に対応する相関性を算出することができる。

30

【0169】

図7A及び図7Bの方法は、図6Aないし図6Cの方法より、第3インデックスマトリックスとの相関性を算出する演算が追加されるが、正確度が改善されてよい。

【0170】

図8A及び図8Bは、本発明の一実施形態に係るイメージブロックにフィルタを適用する方法を説明するための図である。図8Aでは、説明の便宜のため、 5×5 のイメージブロックを示している。

40

【0171】

プロセッサ120は、図5Aないし図7Bのような方法で算出された相関性に基づいて、複数のフィルタのうち、少なくとも一つをイメージブロックに適用することができる。例えば、プロセッサ120は、図5Bのように、全てのクラスに対する相関性が算出されると、相関性の高い順に0.9のクラスに対応する第1フィルタ、0.2のクラスに対応する第2フィルタ、及び0.1のクラスに対応する第3フィルタを獲得することができる。ここで、複数のフィルタのそれぞれは、複数のクラスのそれぞれに対応してよい。即ち、イメージブロックの特性に応じて、 a 個のクラスが生成された場合、 a 個のクラスのそれぞれに対応する1つのフィルタが生成され、計 a 個のフィルタが生成されてよい。フィルタの生成方法に対する具体的な説明は後述する。

50

【 0 1 7 2 】

プロセッサ 1 2 0 は、以下の数式 (2) により、複数のフィルタを一つのフィルタに変換することができる。

【 0 1 7 3 】

【 数 2 】

$$H_{fus} = \frac{C(1) \cdot H(1) + C(2) \cdot H(2) + C(3) \cdot H(3)}{C(1) + C(2) + C(3)} \quad (2)$$

10

ここで、 $H(1)$ 、 $H(2)$ 、 $H(3)$ のそれぞれは、第1フィルタ、第2フィルタ、第3フィルタを示し、 $C(1)$ 、 $C(2)$ 、 $C(3)$ のそれぞれは、第1フィルタ、第2フィルタ、第3フィルタのそれぞれに対するイメージブロックの相関性を示す。

【 0 1 7 4 】

ただ、それに限定されるわけではなく、プロセッサ 1 2 0 は、各フィルタの相関性を考慮せずに、複数のフィルタを一つのフィルタに変換することもできる。この場合、プロセッサ 1 2 0 は、数式 (2) において、 $C(1)$ 、 $C(2)$ 、 $C(3)$ を1に置き換えて複数のフィルタを一つのフィルタに変換することができる。

【 0 1 7 5 】

20

プロセッサ 1 2 0 は、図 8 A に示すように、 5×5 のイメージブロックにフィルタを適用し、対象ピクセル 8 1 0 に対する最終イメージブロック 8 2 0 を獲得することができる。図 8 A の右側は、計 6 つの対象ピクセルが映像処理された最終イメージブロックを示し、解像度拡大フィルタを適用した図である。即ち、一つの対象ピクセルが計 9 つのピクセルに拡大することができる。

【 0 1 7 6 】

プロセッサ 1 2 0 は、イメージブロックをベクトル化してフィルタを適用することができる。例えば、プロセッサ 1 2 0 は、 5×5 のイメージブロックをベクトル化し、フィルタを適用することができる。即ち、プロセッサ 1 2 0 は、フィルタ及びベクトルを乗算演算し、図 8 A の右側のように、 3×3 の最終イメージブロックを獲得することができる。イメージブロックのベクトル化及びベクトルから最終イメージブロックの獲得方法は、図 3 E における説明と同様であるため、重複する説明は省略する。

30

【 0 1 7 7 】

以上では、解像度拡大フィルタを用いるものとして説明したが、それに限定されるわけではない。例えば、シャープンフィルタが用いられてよく、この場合、解像度はそのまま維持され、対象ピクセルは、複数の周辺ピクセルに基づいてシャープンになるようにフィルタリングされてよい。シャープンフィルタも、人工知能アルゴリズムを通じて生成されてよく、解像度拡大フィルタとは学習過程で用いられるサンプルイメージが異なってよい。それに対する具体的な説明は後述する。

【 0 1 7 8 】

40

一方、プロセッサ 1 2 0 は、最初イメージブロックの方向性に応じて、イメージブロックがトランスポートされたかに対する情報をストレージ 1 1 0 に保存することができる。プロセッサ 1 2 0 は、トランスポートされたイメージブロックから最終イメージブロックを獲得すると、図 8 B に示すように、ストレージ 1 1 0 に保存された情報に基づいて最終イメージブロックを再びトランスポートすることができる。

【 0 1 7 9 】

一方、プロセッサ 1 2 0 は、イメージブロックに非学習基盤のフィルタを適用して追加イメージブロックを獲得し、算出された複数の相関性のうち、大きさが最も大きい相関性及び追加イメージブロックに基づいて、最終イメージブロックをアップデートすることができる。

50

【 0 1 8 0 】

具体的に、プロセッサ 1 2 0 は、以下の数式 (3) のように、最終イメージブロックをアップデートすることができる。

【 0 1 8 1 】

【 数 3 】

$$Y1' = w \cdot Y1 + (1 - w) \cdot Y2$$

$$w = k \cdot \frac{\min(c, 1024)}{1024} \quad (3)$$

10

ここで、 $Y1'$ は、アップデートされた最終イメージブロック、 $Y1$ は、最終イメージブロック、 $Y2$ は、追加イメージブロック、 w は、加重値、 c は、算出された複数の相関性のうち、大きさが最も大きい相関性、 k は、定数を示す。

【 0 1 8 2 】

フィルタの種類及びイメージ特性の種類に応じて、非学習基盤のフィルタが学習基盤のフィルタより優れた性能を見せることもできる。例えば、学習基盤の解像度拡大フィルタは、イメージ特性が明確な輪郭成分に対しては優れた性能を見せるが、イメージ特徴が明確ではない平坦な領域に対しては、雑音成分を見せるか、ディテールな表現の側面において低い性能を見せる。よって、数式 (3) のように、非学習基盤の解像度拡大フィルタによる追加イメージブロックで学習基盤の解像度拡大フィルタによる最終イメージブロックをアップデートする場合、イメージ特徴が明確ではない平坦な領域に対しても、優れたフィルタリング性能を提供することができる。

20

【 0 1 8 3 】

なお、アップデートの過程で、イメージブロックと学習基盤の解像度拡大フィルタとの相関性が加重値と考慮されるため、より性能が改善されてよい。例えば、イメージブロックがイメージ特徴が明確ではない平坦の領域である場合、複数のクラスとの相関性が低くなることもある。または、学習過程でイメージ特性が明確ではない平坦の領域を含むサンプルイメージブロックは学習から除外させることもできる。

30

【 0 1 8 4 】

一方、プロセッサ 1 2 0 は、非学習基盤の解像度拡大フィルタを学習基盤の解像度拡大フィルタと直列に接続されて学習されない倍率に対しても、解像度拡大を行うこともできる。

【 0 1 8 5 】

具体的に、学習基盤の解像度拡大フィルタは、学習された解像度拡大倍率に応じてのみ動作し、学習されていない解像度拡大倍率に対しては、動作ができない。ただ、プロセッサ 1 2 0 は、学習基盤の解像度拡大フィルタを用いて解像度を拡大し、その後に非学習基盤の解像度拡大フィルタを用いてリサンプリング (Resampling) を行って、所望の解像度拡大倍率に応じた結果物を獲得することができる。

40

【 0 1 8 6 】

一方、以上の数式 (2) では、3つのフィルタを加重合するものとして説明したが、それに限らない。例えば、プロセッサ 1 2 0 は、一つのフィルタのみを利用することもでき、複数のフィルタを用いる一方で加重値を異ならせて適用することもできる。

【 0 1 8 7 】

なお、プロセッサ 1 2 0 は、一つのフィルタを用いた最終イメージブロック及び複数のフィルタを加重値を異ならせて適用し、複数の最終イメージブロックを提供することができる。ユーザの選択によって、数式 (2) を変更することができる。例えば、プロセッサ 1

50

20が一つのフィルタを用いた最終イメージブロック及び数式(2)による複数のフィルタを用いた最終イメージブロックを提供し、ユーザが一つのフィルタを用いた最終イメージブロックを選択した場合、プロセッサ120はその後のフィルタ適用過程で一つのフィルタを用いることもできる。

【0188】

図9A及び図9Bは、本発明の一実施形態に係るフィルタの学習方法を説明するための図である。図9A及び図9Bでは、説明の便宜のため、解像度拡大フィルタの学習方法及び学習が外部サーバで行われるものとして説明する。

【0189】

外部サーバは、図9Aに示すように、高解像度イメージを保存することができる。外部サーバは、図9Bに示すように、高解像度イメージから複数の第2サンプルイメージブロックを読み出し、複数の第2サンプルイメージブロックのそれぞれの解像度を低下させ、複数の第1サンプルイメージを獲得することができる。または、外部サーバは、高解像度の複数の第2サンプルイメージブロック及びそれに対応する低解像度の複数の第1サンプルイメージブロックを保存することもできる。ここで、高解像度及び低解像度は、相対的な状態を指すための表現として、低解像度イメージブロックは、高解像度イメージブロックより解像度の低いイメージブロックを意味する。

【0190】

外部サーバは、複数の第1サンプルイメージから複数のサンプルグラディエントベクトルを獲得することができる。ここで、外部サーバは、複数の第1サンプルイメージの方向性を考慮し、トランスポーズを行うことができるが、それは選択的な動作であってよい。

【0191】

外部サーバは、複数のサンプルグラディエントベクトルから固有ベクトルを獲得し、複数のサンプルグラディエントベクトルの次元を削減させることができる。ただ、外部サーバは、次元の削減なしに学習を行うこともできる。

【0192】

外部サーバは、次元の削減された複数のサンプルグラディエントベクトルをイメージブロックの特性別に予め設定された数のグループに区分し、各グループを代表するインデックスベクトルを獲得することができる。ここで、各グループを代表するインデックスベクトルは、当該グループに対応する複数のサンプルグラディエントベクトルのうち一つと同一であってよく、同一でなくてよい。外部サーバは、複数のインデックスベクトルを含むインデックスマトリックスを獲得することができる。

【0193】

説明の便宜のため、外部サーバがイメージブロックの特性を垂直方向性及び水平方向性を有する二つのグループに区分するものとして説明する。この場合、外部サーバは、各グループを代表する二つのインデックスベクトルを獲得し、二つのインデックスベクトルを含むインデックスマトリックスを獲得することができる。

【0194】

そして、外部サーバは、第1サンプルイメージブロックを二つのグループのうち一つに分類することができる。例えば、外部サーバは、第1サンプルイメージブロックに対して、第1サンプルグラディエントベクトルを算出し、インデックスマトリックス及び第1サンプルグラディエントベクトルの乗算演算を通じて、二つのグループに対する第1サンプルイメージブロックの相関性を算出し、第1サンプルイメージブロックを相関性がより高いグループに分類することができる。外部サーバは、このような過程を第1サンプルイメージブロックの全てに対して行うことができる。その結果、例えば、1000000個の第1サンプルイメージブロックは354000個が水平方向性を有するグループに分類され、646000個の垂直方向性を有するグループに分類されてよい。

【0195】

外部サーバは、354000個の水平方向性を有する第1サンプルイメージブロック及びそれに対応する354000個の第2サンプルイメージブロックの関係を人工知能アル

ゴリズムを通じて学習し、第1フィルタを生成することができる。なお、外部サーバは、646000個の水平方向性を有する第1サンプルイメージブロック及びそれに対応する646000個の第2サンプルイメージブロックの関係を人工知能アルゴリズムを通じて学習し、第2フィルタを生成することができる。

【0196】

即ち、インデックスベクトルは、一つのイメージブロックの特性を示す指標としてみることができ、インデックスベクトルに対応するフィルタは、当該インデックスベクトルに対応するイメージブロックの特性に基づいて、第1サンプルイメージブロック及びそれに対応する第2サンプルイメージブロックを学習して獲得されてよい。

【0197】

外部サーバは、L2 Normエラーを最小化する方法、及びL1 Normエラーを最小化する方法を通じ、学習を行うことができる。例えば、外部サーバは、以下の数式(4)を通じ、L2 Normエラーを最小化する映像拡大フィルタMを算出することができる。

【0198】

【数4】

$$M_k = \operatorname{argmin} \|X_k - M_k Y_k\|_2^2 + \lambda \|M_k\|_2^2 \quad (4)$$

$$M_k = X_k Y_k^T (Y_k Y_k^T + \lambda I)^{-1}$$

ここで、Kは、クラスを意味し、Xは、高解像度サンプルイメージブロック、Yは、低解像度サンプルイメージブロックの映像値を示す。

【0199】

ただ、それは、一実施形態に過ぎず、いくらでも多様な学習方法が用いられてよい。

【0200】

なお、図9及び図9Bでは、高解像度イメージブロック及び低解像度イメージブロックを学習するものとして説明したが、それに限らない。例えば、外部サーバは、ぼんやりとしたイメージブロックと鮮明なイメージブロックを学習し、シャープンフィルタまたはブラー(Blur)フィルタを獲得することもできる。この場合、イメージブロックの解像度は変更されなくてよい。ここで、ぼんやりとしたイメージブロックは、鮮明なイメージブロックより鮮明度が相対的に低いイメージブロックを意味する。

【0201】

なお、外部サーバではない、電子装置100が直接学習を行うこともできる。この場合、ストレージ110は、第1サンプルイメージブロック及び第2サンプルイメージブロックを保存し、プロセッサ120は保存された情報に基づいて予め学習を行って、インデックスマトリックス及び複数のフィルタを獲得することができる。そして、プロセッサ120は、イメージブロックが入力されると、入力されたイメージブロックに対して少なくとも一つのフィルタを適用して最終イメージブロックを生成することができる。

【0202】

一方、以上のように、方向性の判断結果に応じたイメージブロックのトランスポーズ、グラディエントベクトルの次元削減及び非学習基盤のフィルタの適用は、選択的な動作として説明している。即ち、選択的な動作の実行有無に応じて、インデックスマトリックス及びフィルタも異なってくる。

【0203】

例えば、方向性の判断結果に応じたイメージブロックのトランスポーズを行うと、a×cのインデックスマトリックス(次元削減を行わない場合)が生成されてよい。一方、方

10

20

30

40

50

向性の判断結果に応じたイメージブロックのトランスポーズを行わなければ、 $2 \times a \times c$ のインデックスマトリックス（次元削減を行わない場合）が生成されてよい。それは、イメージ特性を a 個に区分した際、トランスポーズを行わないと、水平方向性及び垂直方向性の二つの場合が区分され、それにより、イメージ特性が 2 倍になるためである。

【0204】

または、グラディエントベクトルの次元削減を行うと、 $a \times c$ のインデックスマトリックス（トランスポーズを行う場合）が生成されてよい。一方、グラディエントベクトルの次元削減を行わないと、 $a \times c$ のインデックスマトリックス（トランスポーズを行う場合）が生成されてよい。

【0205】

図10は、本発明の一実施形態に係る映像伝送動作を説明するための図である。

【0206】

外部サーバ200は、電子装置100に映像を提供する装置であってよい。なお、外部サーバ200は、サーバだけでなく、デスクトップ、ノートパソコン、タブレット、スマートフォンなどであってよく、人工知能アルゴリズムを通じて学習を行うことができ、エンコーディングを行うことのできる装置なら、如何なる装置でも構わない。

【0207】

まず、外部サーバ200は、高解像度映像から低解像度映像を獲得することができる（S1010）。例えば、外部サーバ200は、8K動画から4K動画を獲得することができる。動画の解像度を低める方法は如何なる方法でも構わない。

【0208】

そして、外部サーバ200は、高解像度映像及び低解像度映像を学習してフィルタ情報を生成することができる（S1020）。具体的に、外部サーバ200は、高解像度映像の各フレームを予め設定されたイメージブロックに区分し、低解像度映像も同様の方法に区分することができる。このとき、高解像度映像から生成されるイメージブロックの数は低解像度映像から生成されるイメージブロックの数は、低解像度映像から生成されるイメージブロックの数と同一であってよい。なお、高解像度映像から生成されるイメージブロックのそれぞれは、低解像度映像から生成されるイメージブロックのうち一つに対応して解像度のみが異なってよい。以下では、高解像度映像から生成されるイメージブロック及び低解像度映像から生成されるイメージブロックのそれぞれを高解像度のイメージブロック及び低解像度のイメージブロックとして説明する。

【0209】

外部サーバ200は、低解像度のイメージブロックから対応する高解像度のイメージブロックを導出するための学習を行い、複数のフィルタを生成することができる。ここで、複数のフィルタを生成する方法は、図1Aないし図9Bにおいて説明したものと重複するため、省略する。

【0210】

そして、外部サーバ200は、低解像度映像をエンコーディングして圧縮することができる（S1030）。エンコーディング方法には、特に制限がない。

【0211】

外部サーバ200は、エンコーディングされた低解像度映像及びフィルタ情報を電子装置100に伝送することができる（S1040）。ここで、フィルタ情報は、インデックスマトリックス及び複数のフィルタを含んでよい。なお、実施形態によって、フィルタ情報は、固有ベクトルを更に含んでよい。なお、フィルタ情報は、低解像度映像の各フレームを予め設定された大きさのイメージブロックに区分する方法を含んでよい。

【0212】

電子装置100は、エンコーディングされた低解像度映像をデコーディングして低解像度映像を復元することができる（S1050）。デコーディング方法は、外部サーバ200のエンコーディング方法に対応できれば、特に制限はない。

【0213】

電子装置 100 は、低解像度映像にフィルタ情報を適用して高解像度映像を復元することができる (S1060)。具体的に、電子装置 100 は、フィルタ情報に含まれた低解像度映像の各フレームを予め設定された大きさのイメージブロックに区分する方法に基づいて、低解像度映像を複数のイメージブロックに区分することができる。そして、電子装置 100 は、インデックスマトリックス及び複数のフィルタに基づいて、各イメージブロックから高解像度イメージブロックを獲得することができる。高解像度イメージブロックを獲得する方法は、図 1 A ないし図 9 B において説明したものと重複するため、省略する。電子装置 100 は、複数の高解像度イメージブロックから高解像度映像を獲得することができる。

【0214】

10

現在のエンコーディング技術のみでは、8 K 映像の伝送が困難だが、以上のような方法を通じ、8 K 映像の伝送も可能であってよい。具体的に、外部サーバ 200 は、4 K 映像をエンコーディングし、エンコーディングされた 4 K 映像を電子装置 100 に伝送する。そして、電子装置 100 は、受信された情報をデコーディングして 4 K 映像を復元し、4 K 映像から 8 K 映像を導出するために、人工知能アルゴリズムを通じて学習された学習データを用いて、4 K 映像から 8 K 映像を生成することができる。

【0215】

ここで、外部サーバ 200 から電子装置 100 に伝送されるフィルタ情報は、4 K 映像から 8 K 映像を導出するためのツールに過ぎず、映像情報とは異なると見なしてよい。即ち、フィルタ情報の容量は、8 K 映像を直接伝送する際の容量より非常に小さくてよく、以上のように、フィルタ情報を用いる場合は 8 K 映像のストリーミングが可能であってよい。

20

【0216】

図 11 は、本発明の一実施形態に係る電子装置の制御方法を説明するためのフローチャートである。

【0217】

まず、対象ピクセル及び複数の周辺ピクセルを含むイメージブロック内のピクセル間の関係に基づいて、イメージブロックを複数のイメージパターンのうち一つに分類する (S1110)。そして、複数のイメージパターンのそれぞれに対応する複数のフィルタのうち、分類されたイメージパターンに対応する少なくとも一つのフィルタをイメージブロックに適用し、対象ピクセルが映像処理された最終イメージブロックを獲得する (S1120)。ここで、複数のフィルタは、複数のイメージパターンのそれぞれに基づいて、複数の第 1 サンプルイメージブロック及び複数の第 1 サンプルイメージブロックに対応する複数の第 2 サンプルイメージブロックの関係を人工知能アルゴリズムを通じて学習して獲得されてよい。

30

【0218】

ここで、分類するステップ (S1110) は、イメージブロックからグラディエントベクトルを算出するステップ、複数のインデックスベクトルを含むインデックスマトリックス及びグラディエントベクトルに基づいて、複数のインデックスベクトルのそれぞれに対するイメージブロックの相関性を算出するステップと、算出された相関性に基づいてイメージブロックを複数のイメージパターンのうち一つに分類するステップとを含み、複数のインデックスベクトルは、複数の第 1 サンプルイメージブロックから算出された複数のサンプルグラディエントベクトルに基づいて獲得され、複数のイメージパターンにそれぞれ対応してよい。

40

【0219】

なお、グラディエントベクトルを算出するステップは、イメージブロックの水平方向性の強度がイメージブロックの垂直方向性の強度より大きい場合、イメージブロックからグラディエントベクトルを算出し、水平方向性の強度が垂直方向性の強度より小さい場合、イメージブロックをトランスポーズして、トランスポーズされたイメージブロックからグラディエントベクトルを算出することができる。

50

【0220】

一方、固有ベクトルを用いて、グラディエントベクトルの大きさを縮小させるステップを更に含み、相関性を算出するステップは、大きさが縮小されたグラディエントベクトルに基づいて、複数のインデックスベクトルのそれぞれに対するイメージブロックの相関性を算出し、固有ベクトルは、複数のサンプルグラディエントベクトルから主成分分析 (principal component analysis) を適用して生成されてよい。

【0221】

なお、相関性を算出するステップは、第1インデックスマトリックス及びグラディエントベクトルに基づいて、複数のインデックスベクトルグループのそれぞれに対するイメージブロックの第1相関性を算出するステップと、第1相関性に基づいて複数のインデックスベクトルグループのうち一つのインデックスベクトルグループを獲得するステップと、複数の第2インデックスマトリックスのうち、獲得されたインデックスベクトルグループに対応する第2インデックスマトリックスを獲得するステップと、獲得された第2インデックスマトリックス及びグラディエントベクトルに基づいて獲得されたインデックスベクトルグループに含まれた複数のインデックスベクトルのそれぞれに対するイメージブロックの第2相関性を算出するステップとを含み、最終イメージブロックを獲得するステップ (S1120) は、第2相関性に基づいて複数のフィルタのうち、少なくとも一つのフィルタをイメージブロックに適用して最終イメージブロックを獲得し、複数のインデックスベクトルグループは、複数のインデックスベクトルを予め設定された数のグループに区分して獲得され、第1インデックスマトリックスは、複数のインデックスベクトルグループのそれぞれを代表するインデックスベクトルを含み、複数の第2インデックスマトリックスのそれぞれは、複数のインデックスベクトルグループのそれぞれに対応する複数のインデックスベクトルを含んでよい。

【0222】

ここで、相関性を算出するステップは、第2相関性に基づいて獲得されたインデックスベクトルグループに含まれた複数のインデックスベクトルのうち一つのインデックスベクトルを獲得するステップと、類似インデックスベクトル情報に基づいて、複数のインデックスベクトルグループのうち、残りのグループに含まれ、獲得されたインデックスベクトルに対応する少なくとも一つの追加インデックスベクトルを獲得するステップと、獲得されたインデックスベクトル、獲得された追加インデックスベクトル及びグラディエントベクトルに基づいて、イメージブロックの第3相関性を算出するステップとを含み、最終イメージブロックを獲得するステップ (S1120) は、第3相関性に基づいて、複数のフィルタのうち、少なくとも一つのフィルタをイメージブロックに適用して最終イメージブロックを獲得することができる。

【0223】

一方、最終イメージブロックを獲得するステップ (S1120) は、算出された複数の相関性に基づいて複数のフィルタのうち、少なくとも二つのフィルタを獲得するステップと、少なくとも二つのフィルタ及び少なくとも二つのフィルタのそれぞれに対応する相関性に基づいて最終フィルタを算出するステップと、算出された最終フィルタをイメージブロックに適用して最終イメージブロックを獲得するステップとを含んでよい。

【0224】

なお、複数の第1サンプルイメージブロックのそれぞれは、対応する第2サンプルイメージブロックの解像度を縮小させたイメージであり、最終イメージブロックを獲得するステップ (S1120) は、複数のフィルタのうち、少なくとも一つのフィルタをイメージブロックに適用し、対象ピクセルの解像度を拡大させた最終イメージブロックを獲得することができる。

【0225】

ここで、イメージブロックに非学習基盤の解像度拡大技術を適用し、対象ピクセルの解像度が拡大された追加イメージブロックを獲得するステップと、算出された複数の相関性

のうち大きさが最も大きい相関性及び追加イメージブロックに基づいて、最終イメージブロックをアップデートするステップを更に含んでよい。

【0226】

一方、グラディエントベクトルを算出するステップ(S1110)は、対象ピクセル及び複数の周辺ピクセルのそれぞれに対する水平グラディエント及び垂直グラディエントを算出し、水平グラディエント及び垂直グラディエントに基づいてグラディエントベクトルを算出することができる。

【0227】

そして、複数のフィルタのそれぞれは、複数の第1サンプルイメージブロックのうち、複数のインデックスベクトルのうち一つのインデックスベクトルに対応する複数の第1サブサンプルイメージブロックを獲得し、複数の第2サンプルイメージブロックのうち、複数の第1サブサンプルイメージブロックに対応する複数の第2サンプルイメージブロックを獲得し、複数の第1サブサンプルイメージブロック及び複数の第2サブサンプルイメージブロックの関係を人工知能アルゴリズムを通じて学習して獲得することができる。

10

【0228】

以上のような本発明の多様な実施形態によると、電子装置は、リアルタイムで映像処理を行うことができ、多様な応用に用いられてよく、学習基盤の映像処理を行って非学習基盤の映像処理と比較し、相対的に映像処理の品質を向上させることができる。

【0229】

一方、プロセッサは、イメージブロックのピクセル別にフィルタを適用することができる。または、プロセッサは、イメージブロックで各ピクセルのサブピクセル別にフィルタを適用することができる。この場合、プロセッサは、一部のサブピクセルのみにフィルタを適用することもできる。または、プロセッサは、イメージブロックで各ピクセルの色差成分と輝度成分とを区分し、色差成分及び輝度成分のうち少なくとも一つにフィルタを適用することもできる。

20

【0230】

一方、本発明の一実施形態によると、以上で説明された多様な実施形態は、機器(machine)(例えば、コンピュータ)で読み取れる保存媒体(machine-readable storage media)に保存された命令語を含むソフトウェアで実現されてよい。機器は、保存媒体から保存された命令語を呼び出し、呼び出された命令語に応じて動作が可能な装置として、開示された実施形態に係る電子装置(例えば、電子装置(A))を含んでよい。命令がプロセッサによって実行される場合、プロセッサが直接、またはプロセッサの制御下に異なる構成要素を用いて命令に該当する機能を行うことができる。命令は、コンパイラまたはインタープリターによって生成または実行されるコードを含んでよい。機器で読み取れる保存媒体は、非一時的(non-transitory)保存媒体で提供されてよい。ここで、「非一時的」とは、保存媒体が信号(signal)を含まずに、実在(tangible)することを意味するだけで、データが保存媒体に半永久的または一時的に保存されることを区分しない。

30

【0231】

なお、本発明の一実施形態によると、以上で説明した多様な実施形態に係る方法は、コンピュータプログラム製品(computer program product)に含まれて提供されてよい。コンピュータプログラム製品は、商品として販売者及び購入者間で取引されてよい。コンピュータプログラム製品は、機器で読み取れる保存媒体(例えば、compact disc read only memory: CD-ROM)の形態で、またはアプリケーションストア(例えば、プレイストア™)を通じてオンラインで配布できる。オンライン配布の場合に、コンピュータプログラム製品の少なくとも一部は、製造元のサーバ、アプリケーションストアのサーバ、または中継サーバのメモリのような保存媒体に少なくとも一時保存されるか、一時的に生成されてよい。

40

【0232】

なお、本発明の一実施形態によると、以上で説明された多様な実施形態は、ソフトウェ

50

ア、ハードウェアまたはこれらの組み合わせを用いてコンピュータまたはそれと類似する装置で読み取れる記録媒体内で実現されてよい。一部の場合において、本明細書で説明される実施形態がプログラムそのもので実現されてよい。ソフトウェア的な実現によると、本明細書で説明される手続き及び機能のような実施形態は、別途のソフトウェアモジュールで実現されてよい。ソフトウェアモジュールのそれぞれは、本明細書で説明される一つ以上の機能及び動作を行うことができる。

【0233】

一方、上述の多様な実施形態による機器のプロセッシング動作を行うためのコンピュータ命令語 (computer instructions) は、非一時的なコンピュータ読み取り可能な媒体 (non-transitory computer-readable medium) に保存されてよい。このような非一時的なコンピュータ読み取り可能な媒体に保存されたコンピュータ命令語は、特定機器のプロセッサによって実行された際、上述の多様な実施形態に係る機器における処理動作を特定機器が行うようにする。非一時的なコンピュータ読み取り可能な媒体とは、レジスタ、キャッシュ、メモリなどのように、短い間データを保存する媒体ではなく、半永久的にデータを保存し、機器によって読み取りが可能な媒体を意味する。非一時的なコンピュータ読み取り可能な媒体の具体的な例としては、CD、DVD、ハードディスク、ブルーレイディスク、USB、メモリカード、ROM等があってよい。

【0234】

なお、上述の多様な実施形態による構成要素 (例えば、モジュールまたはプログラム) のそれぞれは、単数または複数の個体で構成されてよく、上述の当該サブ構成要素のうち一部のサブ構成要素が省略されたり、または別のサブ構成要素が多様な実施形態に更に含まれてよい。代替的にまたは追加的に、一部の構成要素 (例えば、モジュールまたはプログラム) は、一つの個体で統合され、統合される前のそれぞれの当該構成要素によって行われる機能を同一または類似するように行うことができる。多様な実施形態に係るモジュール、プログラムまたは別の構成要素によって行われる動作は、順次に、並列に、繰り返し、またはヒューリスティックスに実行されるか、少なくとも一部の動作が異なる手順で実行されたり、省略されたり、または別の動作が追加されてよい。

【0235】

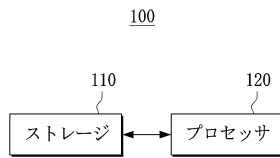
以上、添付図面を参照しながら本発明の好適な実施形態について詳細に説明したが、本発明は以上の実施形態に限定されない。本発明の属する技術の分野における通常の知識を有する者であれば、特許請求の範囲に記載された技術的趣旨の範疇内において、各種の変更例または修正例に想到し得ることは明らかであり、これらについても、当然に本発明の技術的範囲に属するものと了解される。

10

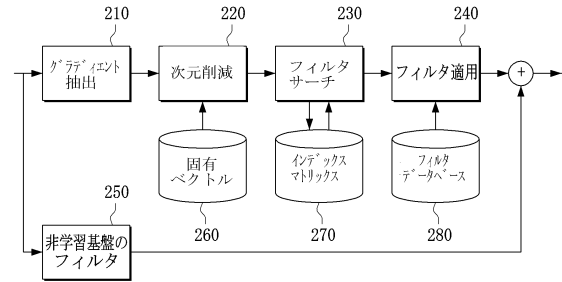
20

30

【図 1 A】



【図 2】



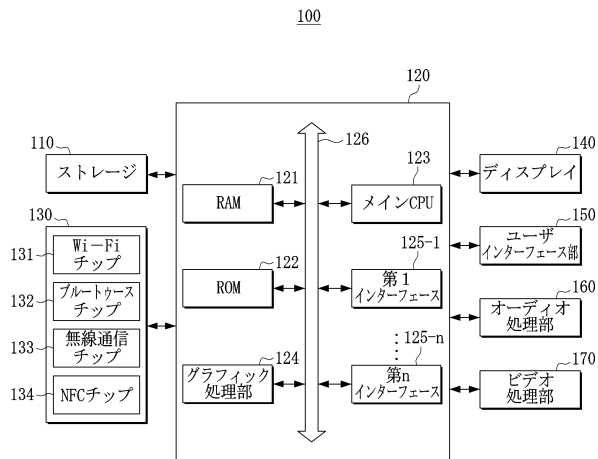
【図 3 A】

[Fig. 3a]

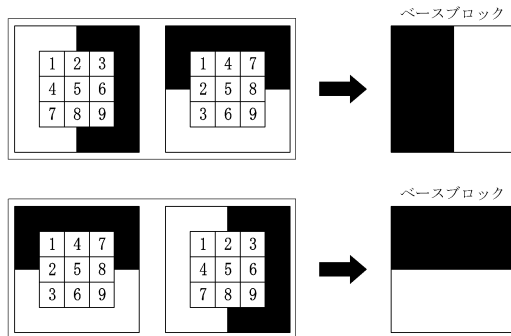
$$S_x = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 & -2 & -1 \\ 4 & 8 & 0 & -8 & -4 \\ 6 & 12 & 0 & -12 & -6 \\ 4 & 8 & 0 & -8 & -4 \\ 1 & 2 & 0 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

$$S_y = \begin{bmatrix} -1 & -4 & -6 & -4 & -1 \\ -2 & -8 & -12 & -8 & -2 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 2 & 8 & 12 & 8 & 2 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{bmatrix}$$

【図 1 B】



【図 3 B】



【図 3 D】

[Fig. 3d]

$$G_x = S_0x \times Y = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} \\ x_{31} & x_{32} & x_{33} \end{bmatrix}$$

$$G_y = S_0y \times Y = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & y_{13} \\ y_{21} & y_{22} & y_{23} \\ y_{31} & y_{32} & y_{33} \end{bmatrix}$$

【図 3 C】

[Fig. 3c]

$$S_0x = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

$$S_0y = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}$$

【図 3 E】

$$\text{Gradient Vector} = \begin{bmatrix} x_{11} \\ \vdots \\ y_{33} \end{bmatrix} \quad c$$

【図 4 A】

$$\text{固有ベクトル} = \begin{bmatrix} B1, 1 & \cdots & B1, c \\ \vdots & & \vdots \\ Bc', 1 & \cdots & Bc', c \end{bmatrix}$$

【図 4 B】

$$\text{グラディエントベクトル} = \begin{bmatrix} g1 \\ \vdots \\ gc' \end{bmatrix} \quad c'$$

【図 5 A】

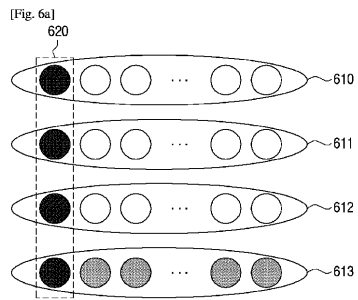
$$\text{インデックスマトリックス} = \begin{bmatrix} I1, 1 & \cdots & I1, c' \\ \vdots & & \vdots \\ Ia, 1 & \cdots & Ia, c' \end{bmatrix}$$

【図 5 B】

[Fig. 5b]

$$\begin{bmatrix} 0.1 \\ \vdots \\ 0.9 \\ \vdots \\ 0.2 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad a$$

【図 6 A】



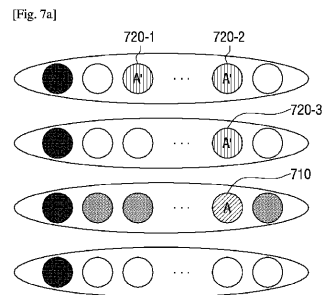
【図 6 C】

$$\text{インデックスマトリックス 2} = \begin{bmatrix} I''1, 1 & \cdots & I''1, c' \\ \vdots & & \vdots \\ I''b, 1 & \cdots & I''b, c' \end{bmatrix}$$

【図 6 B】

$$\text{インデックスマトリックス 1} = \begin{bmatrix} I'1, 1 & \cdots & I'1, c' \\ I'2, 1 & \cdots & I'2, c' \\ I'3, 1 & \cdots & I'3, c' \\ I'4, 1 & \cdots & I'4, c' \end{bmatrix}$$

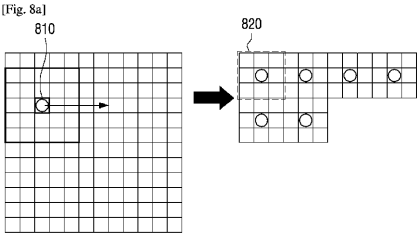
【図 7 A】



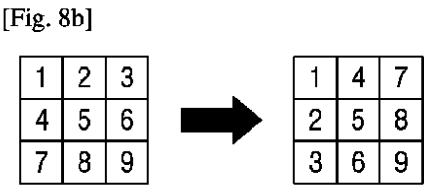
【図 7 B】

インデックスマトリクス 3 =
$$\begin{bmatrix} I'''1,1 & \cdots & I'''1,d \\ I'''2,1 & \cdots & I'''2,d \\ I'''3,1 & \cdots & I'''3,d \end{bmatrix}$$

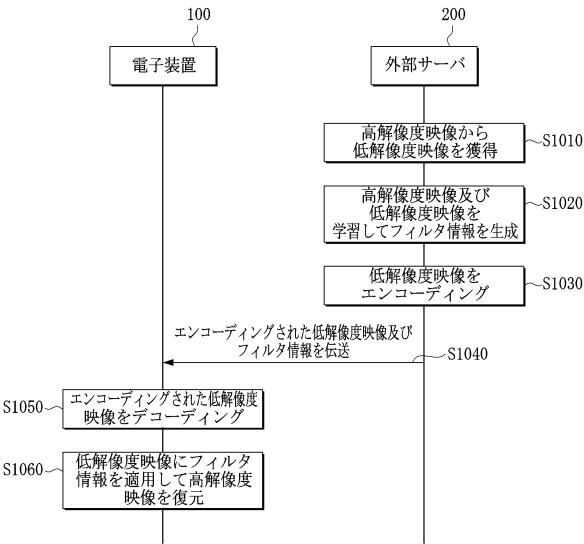
【図 8 a】



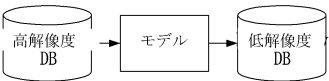
【図 8 b】



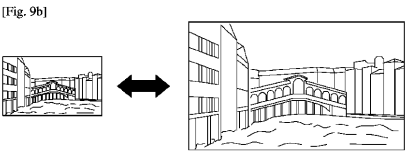
【図 1 0】



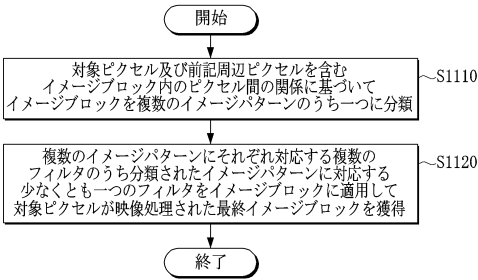
【図 9 A】



【図 9 B】



【図 1 1】



フロントページの続き

早期審査対象出願

(72)発明者 イ, ヒョン - スン

大韓民国 05813 ソウル ソンパ - グ ソンパ - デーロ 8 - ギル 42 1201 - 501

(72)発明者 キム, ドン - ヒョン

大韓民国 13532 キョンギ - ド ソンナム - シ プンダン - グ パンギョヨク - ロ 102511 - 504

(72)発明者 ムン, ヨン - ス

大韓民国 07981 ソウル ヤンチョン - グ モクドンソ - ロ 70 215 - 1203

(72)発明者 アン, テ - ギョン

大韓民国 16951 キョンギ - ド ヨンイン - シ キフン - グ フンドク 2 - ロ 118ボン - ギル 25 804 - 303

審査官 岡本 俊威

(56)参考文献 特開2013 - 026659 (JP, A)

国際公開第2011 / 111819 (WO, A1)

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)

G06T 3 / 40

H04N 7 / 01