

(19)日本国特許庁(JP)

(12)特許公報(B2)

(11)特許番号
特許第7513087号
(P7513087)

(45)発行日 令和6年7月9日(2024.7.9)

(24)登録日 令和6年7月1日(2024.7.1)

(51)国際特許分類	F I	
H 0 5 B 47/105 (2020.01)	H 0 5 B 47/105	
G 0 9 G 5/00 (2006.01)	G 0 9 G 5/00	5 1 0 B
G 0 9 G 5/10 (2006.01)	G 0 9 G 5/10	B
H 0 4 N 5/74 (2006.01)	G 0 9 G 5/00	5 5 0 C
	H 0 4 N 5/74	Z
請求項の数 24 (全36頁)		

(21)出願番号	特願2022-524301(P2022-524301)	(73)特許権者	000002185 ソニーグループ株式会社 東京都港区港南1丁目7番1号
(86)(22)出願日	令和3年3月26日(2021.3.26)	(74)代理人	100093241 弁理士 宮田 正昭
(86)国際出願番号	PCT/JP2021/013002	(74)代理人	100101801 弁理士 山田 英治
(87)国際公開番号	WO2021/235093	(74)代理人	100095496 弁理士 佐々木 榮二
(87)国際公開日	令和3年11月25日(2021.11.25)	(74)代理人	100086531 弁理士 澤田 俊夫
審査請求日	令和6年2月2日(2024.2.2)	(74)代理人	110000763 弁理士法人大同特許事務所
(31)優先権主張番号	特願2020-88603(P2020-88603)	(72)発明者	田原 寛之 東京都港区港南1丁目7番1号 ソニー
(32)優先日	令和2年5月21日(2020.5.21)		最終頁に続く
(33)優先権主張国・地域又は機関	日本国(JP)		

(54)【発明の名称】 画像表示装置、学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法、並びにコンピュータプログラム

(57)【特許請求の範囲】

【請求項1】

目標強度分布に対応する位相変調分布を推定する学習済みニューラルネットワークモデルと、

入射光に対して、前記学習済みニューラルネットワークモデルにより推定された位相変調分布に基づいて位相変調を行う位相変調部と、
を具備する照明装置。

【請求項2】

前記学習済みニューラルネットワークモデルは、前記目標強度分布に対応する光線密度分布を実現する位相変調分布を直接推定する、
請求項1に記載の照明装置。

【請求項3】

前記位相変調部の出射光に対して輝度変調を行う輝度変調部をさらに備え、
前記目標強度分布は、前記輝度変調部の出射光が表示すべき目標画像に基づいて算出される目標強度分布であり、

前記輝度変調部は、前記目標画像と前記位相変調分布に基づいて算出される輝度変調分布を用いて輝度変調を行う、
請求項1に記載の照明装置。

【請求項4】

前記位相変調部の出射光を受光する受光部をさらに備え、

前記目標強度分布は、前記受光部の受光信号の処理結果に基づいて設定される、
請求項 1 に記載の照明装置。

【請求項 5】

前記学習済みニューラルネットワークモデルは、ニューラルネットワークモデルに入力する強度分布と教師データとなる位相変調分布のセットで構成される学習用データに基づいて学習されたものである、
請求項 2 に記載の照明装置。

【請求項 6】

前記ニューラルネットワークモデルは、ニューラルネットワークモデルに入力される強度分布と、前記ニューラルネットワークモデルが推定した位相変調分布から伝搬計算に基づいて算出した強度分布との誤差に基づいて教師なし学習されたものである、
請求項 2 に記載の照明装置。

10

【請求項 7】

前記ニューラルネットワークモデルは、ニューラルネットワークモデルに入力される強度分布の逆数と、前記ニューラルネットワークモデルが推定した位相変調分布から伝搬計算に基づいて算出した強度分布の逆数との誤差に基づいて教師なし学習されたものである、
請求項 2 に記載の照明装置。

【請求項 8】

前記学習済みニューラルネットワークモデルは、前記目標強度分布に対応する光線の配置を推定し、

20

前記光線の配置に基づいて位相変調分布を計算する計算部をさらに備える、
請求項 1 に記載の照明装置。

【請求項 9】

前記計算部は、勾配場から曲面を復元するアルゴリズムを用いて、前記光線の配置から前記位相変調分布を計算する、
請求項 8 に記載の照明装置。

【請求項 10】

前記学習済みニューラルネットワークモデルは、ニューラルネットワークモデルに入力する強度分布と教師データとなる光線の配置のセットで構成される学習用データに基づいて学習されたものである、
請求項 8 に記載の照明装置。

30

【請求項 11】

前記学習済みニューラルネットワークモデルは、ニューラルネットワークモデルに入力される強度分布と、前記ニューラルネットワークモデルが推定した光線の配置から光線光学モデルに基づいて算出した強度分布との誤差に基づいて教師なし学習されたものである、
請求項 8 に記載の照明装置。

【請求項 12】

前記学習済みニューラルネットワークモデルは、ニューラルネットワークモデルに入力される強度分布の逆数と、前記ニューラルネットワークモデルが推定した光線の配置から光線光学モデルに基づいて算出した強度分布の逆数との誤差に基づいて教師なし学習されたものである、
請求項 8 に記載の照明装置。

40

【請求項 13】

目標強度分布に対応する位相変調分布を推定する学習済みニューラルネットワークモデルを生成する生成方法であって、

ニューラルネットワークモデルに強度分布を入力する入力ステップと、

前記ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した位相変調分布を評価する評価ステップと、

前記評価結果に基づいて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う学習ステップと、

50

を有する学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

【請求項 1 4】

前記評価ステップでは、前記ニューラルネットワークモデルが強度分布から推定した位相変調分布と、前記強度分布に対応する教師データとなる位相変調分布との誤差に基づく損失関数を計算し、

前記学習ステップでは、前記損失関数を用いて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う、

請求項 1 3 に記載の学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

【請求項 1 5】

前記評価ステップでは、ニューラルネットワークモデルに入力された強度分布と、前記ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した位相変調分布から伝搬計算に基づいて算出した強度分布との誤差を計算し、

前記学習ステップでは、前記誤差に基づく損失関数を用いて前記ニューラルネットワークモデルの教師なし学習を行う、

請求項 1 3 に記載の学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

【請求項 1 6】

前記評価ステップでは、ニューラルネットワークモデルに入力された強度分布の逆数と、前記ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した位相変調分布から伝搬計算に基づいて算出した強度分布の逆数との誤差に基づく損失関数を計算し、

前記学習ステップでは、前記損失関数を用いて前記ニューラルネットワークモデルの教師なし学習を行う、

請求項 1 3 に記載の学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

【請求項 1 7】

目標強度分布に対応する光線の配置を推定する学習済みニューラルネットワークモデルを生成する生成方法であって、

ニューラルネットワークモデルに強度分布を入力する入力ステップと、

前記ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した光線の配置を評価する評価ステップと、

前記評価結果に基づいて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う学習ステップと、

を有する学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

【請求項 1 8】

前記評価ステップでは、前記ニューラルネットワークモデルが強度分布から推定した光線の配置と、前記強度分布に対応する教師データとなる光線の配置との誤差に基づく損失関数を計算し、

前記学習ステップでは、前記損失関数を用いて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う、

請求項 1 7 に記載の学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

【請求項 1 9】

ある強度分布を目標強度分布として任意の位相変調分布の計算アルゴリズムを用いて算出される位相変調分布から勾配場計算により教師データとなる光線の配置を取得し、さらにその光線の配置から光線光学モデルに基づいて算出した強度分布を等間隔のグリッド点上でリサンプリングして学習用データを収集する収集ステップをさらに有し、

前記入力ステップでは前記学習用データを前記ニューラルネットワークモデルに入力し、

前記評価ステップでは前記ニューラルネットワークモデルが入力された前記学習用データから推定した光線の配置を前記教師データとなる光線配置と比較した結果に基づいて評価する、

請求項 1 8 に記載の学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

【請求項 2 0】

前記評価ステップでは、ニューラルネットワークモデルに入力された強度分布と、前記

10

20

30

40

50

ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した光線の配置から光線光学モデルに基づいて算出した強度分布との誤差に基づく損失関数を計算し、

前記学習ステップでは、前記損失関数を用いて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う、

請求項 17 に記載の学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

【請求項 2 1】

前記評価ステップでは、ニューラルネットワークモデルに入力される強度分布の逆数と、前記ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した光線の配置から光線光学モデルに基づいて算出した強度分布の逆数との誤差に基づく損失関数を計算し、

前記学習ステップでは、前記損失関数を用いて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う、

10

請求項 17 に記載の学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

【請求項 2 2】

前記学習ステップでは、光線の配置の回転場の各成分の大きさの平均を表す正規化項を含む損失関数を用いて、前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う、

請求項 20 に記載の学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

【請求項 2 3】

目標強度分布に対応する位相変調分布を推定する学習済みニューラルネットワークモデルを生成するための処理をコンピュータ上で実行するようにコンピュータ可読形式で記述されたコンピュータプログラムであって、前記コンピュータプログラムはコンピュータを、

20

ニューラルネットワークモデルに強度分布を入力する入力部、

前記ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した位相変調分布を評価する評価部、

前記評価結果に基づいて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う学習部、

として機能させるコンピュータプログラム。

【請求項 2 4】

目標強度分布に対応する位相変調分布を推定する学習済みニューラルネットワークモデルを生成するための処理をコンピュータ上で実行するようにコンピュータ可読形式で記述されたコンピュータプログラムであって、前記コンピュータプログラムはコンピュータを、

30

ニューラルネットワークモデルに強度分布を入力する入力部、

前記ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した光線の配置を評価する評価部、

前記評価結果に基づいて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う学習部、

として機能させるコンピュータプログラム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

本明細書で開示する技術（以下、「本開示」とする）は、位相変調技術を利用して高コントラストの画像を投影する画像表示装置、学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法、並びにコンピュータプログラムに関する。

40

【背景技術】

【0002】

スクリーンに映像を投影するプロジェクション技術は古くから知られており、複数人に対して同じ映像を同時に提示できるなどの利点がある。最近では、4Kや8Kなどコンテンツの高画質化に伴って、HDR（High Dynamic Range）対応のプロジェクタも出現している。例えば、光源から照射された均一な光を、空間位相変調器（Spatial Light Modulator：SLM）により波面制御することにより、高輝度の領域により多くの光線が集まるような所望の強度分布を得て、HDRを実現するプロジェクタについて提案がなされている（例えば、特許文献1を参照のこと）。空間位相変調器を駆動するのに適した滑らかな位相分布関数を得る方法として、フリーフォーム

50

法が知られている。

【先行技術文献】

【特許文献】

【0003】

【文献】特開2017-520022号公報

【非特許文献】

【0004】

【文献】R. T. Frankot, R. Chellapa 共著 "A method for enforcing integrability in shape from shading algorithms," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intelligence, 10(4): 439-451, 1988. 10

【文献】A. Agrawal, R. Raskar, R. Chellappa 共著 "What is the range of surface reconstructions from a gradient field?" in ECCV, 2006, pp. 578-591.

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0005】

本開示の目的は、位相変調技術を利用して高コントラストの画像を投影する画像表示装置、学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法、並びにコンピュータプログラムを提供することにある。 20

【課題を解決するための手段】

【0006】

本開示の第1の側面は、出力目標画像に対応する位相変調分布を推定する学習済みニューラルネットワークモデルと、

入射光に対して、前記学習済みニューラルネットワークモデルにより推定された位相変調分布に基づいて位相変調を行う位相変調部と、

前記位相変調部から出力される位相変調光に対して輝度変調を行う輝度変調部と、

前記位相変調及び前記輝度変調が行われた入射光を所定の位置に出力する制御部と、を具備する画像表示装置である。 30

【0007】

前記学習済みニューラルネットワークモデルは、ニューラルネットワークモデルに入力する強度分布と教師データとなる位相変調分布のセットで構成される学習用データに基づいて学習されたものである。あるいは、前記ニューラルネットワークモデルは、ニューラルネットワークモデルに入力される強度分布と、前記ニューラルネットワークモデルが推定した位相変調分布から光線光学モデルに基づいて算出した強度分布との誤差に基づいて教師なし学習されたものである。

【0008】

また、本開示の第2の側面は、目標強度分布に対応する位相変調分布を推定する学習済みニューラルネットワークモデルを生成する生成方法であって、 40

ニューラルネットワークモデルに強度分布を入力する入力ステップと、

前記ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した位相変調分布を評価する評価ステップと、

前記評価結果に基づいて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う学習ステップと、

を有する学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法である。

【0009】

また、本開示の第3の側面は、目標強度分布に対応する光線の配置を推定する学習済みニューラルネットワークモデルを生成する生成方法であって、 50

ニューラルネットワークモデルに強度分布を入力する入力ステップと、
 前記ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した光線の配置を評価する
 評価ステップと、
 前記評価結果に基づいて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う学習ステップ
 と、
 を有する学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法である。

【0010】

また、本開示の第4の側面は、所望の強度分布に対応する位相変調分布を推定する学習
 済みニューラルネットワークモデルを生成するための処理をコンピュータ上で実行するよ
 うにコンピュータ可読形式で記述されたコンピュータプログラムであって、前記コンピ
 ュータプログラムはコンピュータを、

10

ニューラルネットワークモデルに強度分布を入力する入力部、
 前記ニューラルネットワークモデルが強度分布から推定した結果を評価する評価部、
 評価結果に基づいて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う学習部、
 として機能させるコンピュータプログラムである。

また、本開示の第5の側面は、目標強度分布に対応する位相変調分布を推定する学習済
 みニューラルネットワークモデルを生成するための処理をコンピュータ上で実行するよ
 うにコンピュータ可読形式で記述されたコンピュータプログラムであって、前記コンピ
 ュータプログラムはコンピュータを、

20

ニューラルネットワークモデルに強度分布を入力する入力部、
 前記ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した光線の配置を評価する
 評価部、
 前記評価結果に基づいて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う学習部、
 として機能させるコンピュータプログラムである。

【0011】

本開示の第4及び第5の各側面に係るコンピュータプログラムは、コンピュータ上で所
 定の処理を実現するようにコンピュータ可読形式で記述されたコンピュータプログラムを
 定義したものである。換言すれば、本開示の第4及び第5の各側面に係るコンピ
 ュータプログラムをコンピュータにインストールすることによって、コンピュータ上では協働的作
 用がそれぞれ発揮され、本開示の第2及び第3の各側面に係る学習済みニューラルネット
 ワークモデルの生成方法と同様の作用効果を得ることができる。

30

【発明の効果】

【0012】

本開示によれば、学習済みニューラルネットワークモデルを用いて出力目標画像に対応
 する位相変調分布を推定して、リアルタイムで高コントラスト化を実現する画像表示装置
 、学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法、並びにコンピュータプログラムを
 提供することができる。

【0013】

なお、本明細書に記載された効果は、あくまでも例示であり、本開示によりもたらされ
 る効果はこれに限定されるものではない。また、本開示が、上記の効果以外に、さらに付
 加的な効果を奏する場合もある。

40

【0014】

本開示のさらに他の目的、特徴や利点は、後述する実施形態や添付する図面に基づくよ
 り詳細な説明によって明らかになるであろう。

【図面の簡単な説明】

【0015】

【図1】図1は、プロジェクタ100の構成例を示した図である。

【図2】図2は、学習済みニューラルネットワークを用いたフリーフォーム推定部を備え
 たプロジェクタ100の構成例を示した図である。

【図3A】図3Aは、位相変調分布の一例を示した図である。

50

【図 3 B】図 3 B は、S L M に平行で均一な分布で入射した光線群が図 3 A に示す位相変調分布により曲げられた結果としてイメージ面上で実現される非等間隔な光線グリッドを示した図である。

【図 4 A】図 4 A は、位相変調分布から再生される強度分布の図 3 B に示す非等間隔な光線グリッド上のサンプリング値を示した図である。

【図 4 B】図 4 B は、位相変調分布から再生される強度分布の等間隔なグリッド上のサンプリング値を示した図である。

【図 5】図 5 は、位相変調分布から強度分布の計算と強度分布から位相変調分布の計算を示した図である。

【図 6】図 6 は、フリーフォーム法による光伝搬のモデルを示した図である。

10

【図 7】図 7 は、S L M 面上のグリッドとイメージ面上のグリッドの対応関係の一例を示した図である。

【図 8】図 8 は、出力目標の強度分布からフリーフォームを直接推定するニューラルネットワーク 8 0 0 の構造の一例を示した図である。

【図 9】図 9 は、強度分布からニューラルネットワークを用いて光線のグリッド配置を推定し、後処理によりフリーフォームを復元する計算フローを示した図である。

【図 1 0】図 1 0 は、出力目標の強度分布から光線のグリッド配置を推定するニューラルネットワーク 9 0 1 の構造の一例を示した図である。

【図 1 1】図 1 1 は、強度分布から光線のグリッド配置を推定するニューラルネットワーク 9 0 1 の教師あり学習の仕組みを示した図である。

20

【図 1 2】図 1 2 は、強度分布とグリッド配置のセットからなる学習用データの収集方法を示した図である。

【図 1 3】図 1 3 は、強度分布からフリーフォームを推定するニューラルネットワーク 8 0 0 の教師あり学習の仕組みを示した図である。

【図 1 4】図 1 4 は、強度分布とフリーフォームのセットからなる学習用データの収集方法を示した図である。

【図 1 5】図 1 5 は、強度分布から光線のグリッド配置を推定するニューラルネットワーク 9 0 1 の教師なし学習の仕組みを示した図である。

【図 1 6】図 1 6 は、光線光学モデルを用いてグリッド配置 $u(u_x, u_y)$ から強度分布 $I(u_x, u_y)$ を計算するフローを示した図である。

30

【図 1 7】図 1 7 は、光線光学モデルを用いてグリッド配置 $u(u_x, u_y)$ と入射光の位相変調パネルにおける強度分布 $I^{(incident)}$ から強度分布 $I(u_x, u_y)$ を計算するフローを示した図である。

【図 1 8】図 1 8 は、Reciprocal 関数を修正する様子を示した図である。

【図 1 9】図 1 9 は、強度分布から光線のグリッド配置を推定するニューラルネットワーク 9 0 1 の教師なし学習の仕組みを示した図である。

【図 2 0】図 2 0 は、光線光学モデルを用いてグリッド配置 $u(u_x, u_y)$ から強度分布 $I(u_x, u_y)$ の逆数を計算するフローを示した図である。

【図 2 1】図 2 1 は、光線光学モデルを用いてグリッド配置 $u(u_x, u_y)$ と入射光の位相変調パネルにおける強度分布 $I^{(incident)}$ から強度分布 $I(u_x, u_y)$ の逆数を計算するフローを示した図である。

40

【図 2 2】図 2 2 は、強度分布からフリーフォームを推定するニューラルネットワーク 8 0 0 の教師なし学習の仕組みを示した図である。

【図 2 3】図 2 3 は、強度分布からフリーフォームを推定するニューラルネットワーク 8 0 0 の教師なし学習の仕組みを示した図である。

【図 2 4】図 2 4 は、照明装置 2 4 0 0 の構成例を示した図である。

【図 2 5】図 2 5 は、T o F センサ 2 5 0 0 の構成例を示した図である。

【発明を実施するための形態】

【0 0 1 6】

以下、図面を参照しながら本開示の実施形態について、以下の順に従って詳細に説明す

50

る。

【 0 0 1 7 】

A . プロジェクタの構成

B . 位相変調技術

C . フリーフォーム法

D . 光線光学モデルにおける強度分布の表式

E . フリーフォーム計算におけるバリエーション

F . 強度分布からニューラルネットワークを用いてフリーフォームを直接推定する場合の計算フロー

G . 強度分布からニューラルネットワークを用いて光線のグリッド配置を推定し、後処理によりフリーフォームを復元する場合の計算フロー

10

H . ニューラルネットワークの学習方法

H - 1 . 教師あり学習

H - 1 - 1 . 強度分布から光線のグリッド配置を推定するニューラルネットワークの教師あり学習

H - 1 - 2 . 強度分布からフリーフォームを推定するニューラルネットワークの教師あり学習

H - 2 . 教師なし学習

H - 2 - 1 . 強度分布から光線のグリッド配置を推定するニューラルネットワークの教師なし学習

20

H - 2 - 2 . 強度分布からフリーフォームを推定するニューラルネットワークの教師なし学習

I . 他の応用例

【 0 0 1 8 】

A . プロジェクタの構成

図 1 には、本開示が適用される H D R 対応のプロジェクタ 1 0 0 の構成例を模式的に示している。プロジェクタ 1 0 0 は、均一な光を照射する光源（図示しない）と、位相変調パネル 1 0 1 と、輝度変調パネル 1 0 2 と、拡大投影光学系 1 0 3 と、位相変調パネル 1 0 1 及び輝度変調パネル 1 0 2 の駆動を制御する制御部 1 1 0 を備えている。光源から位相変調パネル 1 0 1 へ、極力均一な強度分布を持った光が入射される。均一な光とは、光線の分布が均一な光を意味する。位相変調パネル 1 0 1 及び輝度変調パネル 1 0 2 を通過した光が拡大投影光学系 1 0 3 を介してスクリーン 1 0 4 上に投影される。

30

【 0 0 1 9 】

H D R 非対応のプロジェクタは、位相変調パネル 1 0 1 を使用しないで、光源からの均一な光が直接輝度変調パネル 1 0 2 に入射されるように構成されている。輝度変調パネル 1 0 2 には、目標画像の各画素の輝度成分に基づいた強度分布のパターンが形成されており、輝度変調パネル 1 0 2 を通過した光がスクリーン 1 0 4 に照射されて、目標画像の投影像が形成される。この場合、制御部 1 1 0 は、目標画像に基づいて、輝度変調パネル 1 0 2 の駆動（すなわち、輝度変調パネル 1 0 2 上に形成すべき輝度変調分布）を制御する。

【 0 0 2 0 】

これに対し、H D R 対応のプロジェクタ 1 0 0 では、位相変調パネル 1 0 1 が、入射光に対して、輝度変調パネル 1 0 2 の強度分布に応じた光線の分布となるように位相変調をかける。この結果、輝度変調パネル 1 0 2 には、高輝度の領域により多くの光線が集中する光線分布の光が入射されるので、投影画像の H D R 化が実現される。H D R 対応のプロジェクタ 1 0 0 は、高エネルギー効率で、高コントラストの画像を投影することができる。

40

【 0 0 2 1 】

H D R 対応の場合、制御部 1 1 0 は、目標画像に基づいて、位相変調パネル 1 0 1 及び輝度変調パネル 1 0 2 の駆動を制御する。具体的には、制御部 1 1 0 は、以下の手順に従って、位相変調パネル 1 0 1 における位相変調分布の形成、及び輝度変調パネル 1 0 2 における輝度変調分布の形成を制御する。

50

【 0 0 2 2 】

(ステップ 1) 目標画像の設定

最終的にスクリーン 1 0 4 に表示したい目標画像を設定する。

【 0 0 2 3 】

(ステップ 2) 輝度変調における目標強度分布の設定

スクリーン 1 0 4 上に目標画像が表示されるように、輝度変調パネル 1 0 2 の出射光 (輝度変調パネル 1 0 2 が図 1 に示すように透過型であれば輝度変調パネル 1 0 2 の透過光、反射型であれば輝度変調パネル 1 0 2 の反射光) が輝度変調パネル 1 0 2 の出射面 1 0 2 a に形成すべき目標強度分布を決定する。

【 0 0 2 4 】

(ステップ 3) 位相変調における目標強度分布の設定

この処理ステップでは、位相変調パネル 1 0 1 の出射光の所定のイメージ面における目標強度分布を設定する。図 1 に示す H D R 対応プロジェクタの場合、「所定のイメージ面」は、輝度変調パネル 1 0 2 の入射面 1 0 2 b に相当する。したがって、この処理ステップでは、輝度変調パネル 1 0 2 の出射面 1 0 2 a における上記の目標強度分布を形成できるように、位相変調パネル 1 0 1 からの出射光が輝度変調パネル 1 0 2 の入射面 1 0 2 b において形成すべき目標強度分布を決定する。

【 0 0 2 5 】

(ステップ 4) 位相変調分布の計算

位相変調パネル 1 0 1 からの出射光が上記ステップ 3 で決定した目標強度分布を形成するような、位相変調パネル 1 0 1 に表示すべき位相変調分布を計算する。本開示では、学習済みニューラルネットワークモデルを用いて、目標強度分布に対応する位相変調分布を計算する。学習済みニューラルネットワークモデルは、位相変調パネル 1 0 1 から出射される光線密度分布が、輝度変調パネル 1 0 2 の入射面 1 0 2 b 上で目標強度分布に近くなるようなフリーフォーム位相変調分布を直接推定する点に主な特徴があるが、この点の詳細については後述に譲る。

【 0 0 2 6 】

(ステップ 5) 輝度変調分布の計算

スクリーン 1 0 4 上の目標画像と上記ステップ 4 で算出した位相変調分布に基づいて、輝度変調パネル 1 0 2 に表示すべき輝度変調分布を計算する。具体的には、上記ステップ 4 で算出した位相変調分布を位相変調パネル 1 0 1 に表示した際に、位相変調パネル 1 0 1 からの出射光が輝度変調パネル 1 0 2 上で実際に形成する強度分布を予測し、その予測結果に基づいて、輝度変調パネル 1 0 2 からの出射光がスクリーン 1 0 4 上で投影された画像が目標画像に近くなるような、輝度変調分布を計算する。

【 0 0 2 7 】

B. 位相変調技術

位相変調パネルは、画素毎に入射光の位相を変調できる素子であり、空間光変調器 (S L M) とも呼ばれる。画素毎に屈折率を変えることで位相変調を行う液晶型の位相変調パネルと、画素毎にマイクロミラーをパネルの垂直方向に変位させることで位相変調を行う M E M S (M i c r o E l e c t r o M e c h a n i c a l S y s t e m s) 型の位相変調パネルなどがある。

【 0 0 2 8 】

光波を空間位相変調器で位相変調して、伝搬先のイメージ面で生じる強度分布のムラとして画を描くことが可能である。図 3 A には、位相変調分布の一例を示している。また、図 3 B には、S L M に平行で均一な分布で入射した光線群が図 3 A に示す位相変調分布により曲げられた結果としてイメージ面上で実現される非等間隔な光線グリッドを示している。図 1 に示すプロジェクタ 1 0 0 では、位相変調パネル 1 0 1 を駆動制御して、図 3 A に示すような位相変調分布を形成することができる。図 4 A には、位相変調分布から再生される強度分布の図 3 B に示す非等間隔な光線グリッド上のサンプリング値を示している。図 4 A に示すサンプリング値は、図 3 B に示す非等間隔な光線グリッドの密度分布とし

10

20

30

40

50

て計算される。また、図 4 B には、位相変調分布から再生される強度分布の等間隔なグリッド上のサンプリング値を示している。図 4 B に示すサンプリング値は、図 4 A に示す強度分布を等間隔なグリッド上でサンプリングすることで計算される。なお、図 4 A 及び図 4 B に示す強度分布は、図 3 A に示す位相変調分布によるイメージ面上の再生像を、光線光学に基づき光線密度分布として計算したものであり、実際の再生像は干渉の影響により図 4 A 及び図 4 B に示す強度分布よりもぼけたものになる傾向がある。図 3 A に示すようなムラのある位相変調分布を形成した位相変調パネル 1 0 1 に均一な光を入射させると、図 3 B に示すような非等間隔な光線グリッドになる。

【 0 0 2 9 】

ある位相変調分布から再生される強度分布は、光の伝搬モデルを用いて計算することができる。例えば、図 3 A に示す位相変調分布から図 4 に示す強度分布が再生されることを、光の伝搬モデルを用いて計算することができる。なお、出力目標画像（スクリーン 1 0 4 の投影画像の原画像）に対応する強度分布を計算することは可能である（但し、出力目標画像に対応する強度分布を計算する方法は、本開示で解決しようとする課題とは直接関連しないので、本明細書ではこれ以上説明しない）。

【 0 0 3 0 】

任意の画を再生しようとする場合、上記とは逆に、ある強度分布を実現するような位相変調分布を、計算する必要がある。すなわち、図 4 に示す強度分布を再生するための位相変調分布を計算する必要がある。

【 0 0 3 1 】

強度分布から位相変調分布を厳密に解くことはできないので、近似的な位相変調分布の推定が行われるのが一般的である。位相変調分布の推定方法として、波動光学に基づく計算機合成ホログラム（Computer - Generated Hologram : CGH）と、光線光学に基づくフリーフォーム法を挙げることができる（図 5 を参照のこと）。CGH は、干渉現象を考慮した位相推定を行うので、コヒーレント光を入射光源に用いた際の描画に優れるが、細かいサンプリング間隔で計算領域を離散化するため、計算時間がかかり、計算コストが高い。一方、フリーフォーム法は、コヒーレント光源の下で、計算に考慮しない干渉の影響が表れるので、高周波成分の繊細な描画を行うことはできない。例えば特許文献 1 では、フリーフォーム法を用いて位相変調分布を高速計算可能なアルゴリズムが提案されているが、反復計算を必要とし計算コストが高く、また、このアルゴリズムを用いて生成した位相変調分布から再生される強度分布が低コントラストになる傾向がある。

【 0 0 3 2 】

そこで、本開示では、ニューラルネットワークを用いて強度分布から位相変調分布のフリーフォーム推定を行うことで、再生される強度分布の高コントラスト化を実現する。位相変調技術をプロジェクタ 1 0 0 に適用することを想定した場合、位相推定のリアルタイム性が必須である。また、本開示によれば、ニューラルネットワークを用いることで位相推定の高速化を実現して、リアルタイム性も満足することができる。

【 0 0 3 3 】

C . フリーフォーム法

フリーフォーム法は、光線光学モデルを用いて位相推定を行う方法である。図 6 には、フリーフォーム法による光伝搬のモデルを模式的に示している。同図において、参照番号 6 0 1 は、位相変調パネル 1 0 1（空間位相変調器）の S L M 面を示し、参照番号 6 0 2 は、輝度変調パネル 1 0 2 のイメージ面を示している。

【 0 0 3 4 】

S L M 面 6 0 1 には、平行で均一に光線が分布した光線群が入射される。同図中、光線を矢印で示している。位相変調パネル 1 0 1 は、画素毎に屈折率を変える液晶型であり、出射側は位相変調分布 6 1 1 に応じた滑らかな自由曲面を描いている。入射光線群は、S L M 面 6 0 1 における位相変調分布 6 1 1 によって、その波面を連続的で滑らかに歪められ、各光線の向きは波面の法線方向にそれぞれ曲げられる。その結果、イメージ面 6 0 2

10

20

30

40

50

では、光線は非等間隔な分布となり、この光線密度分布が輝度変調パネル 1 0 2 から出力される光の強度分布 6 1 2 となる。

【 0 0 3 5 】

フリーフォーム法は、光線密度分布が再生したい強度分布にできるだけ近くなるような波面の曲げ方を、強度分布から計算することである。但し、回折を無視した屈折現象として、光の伝搬をモデル化する。以下では、このような光線光学的な考え方に基づいて計算される位相変調分布そのもの、あるいは位相変調パネル 1 0 1 に入力される駆動用の信号のことを、以下では「フリーフォーム」とも呼ぶ。

【 0 0 3 6 】

D. 光線光学モデルにおける強度分布の表式

10

ここでは、SLMにおける位相変調分布 $P(x, y)$ と、伝搬先のイメージ面における強度分布 I との関係をも、光線光学に基づいて定式化する。以下では、SLMへの入射光は平面波とし、SLM面上の等間隔なグリッド点 $x = (x, y)^T$ に垂直に入射する光線群を考える。この光線群がSLMから距離 f だけ離れたイメージ面を貫くグリッド点 $u = (u_x, u_y)^T$ は、SLMにおける位相変調分布 $P(x, y)$ を用いて下式(1)のように表される。

【 0 0 3 7 】

【数1】

$$u = x + f \cdot \nabla P(x, y) \quad \dots(1)$$

20

【 0 0 3 8 】

SLM面上の等間隔なグリッド点とイメージ面上のグリッド点との変位 u は、下式(2)のように表される。

【 0 0 3 9 】

【数2】

$$\Delta u = \begin{pmatrix} \Delta u_x \\ \Delta u_y \end{pmatrix} = f \cdot \nabla P(x, y) = \begin{pmatrix} f \frac{\partial}{\partial x} P(x, y) \\ f \frac{\partial}{\partial y} P(x, y) \end{pmatrix} \quad \dots(2)$$

30

【 0 0 4 0 】

すなわち、位相変調分布 $P(x, y)$ とグリッド点の変位 u は、スカラー場とその勾配場との関係にある。

【 0 0 4 1 】

図7を参照しながら、位相変調パネル 1 0 1 のSLM面上に均一に分布した各グリッド点とその隣接のグリッド点で囲われる正方形の微小領域 7 0 1 について考える。このSLM面上の微小領域 7 0 1 に対応する、輝度変調パネル 1 0 2 のイメージ面上の微小領域 7 0 2 は、平行四辺形となる。SLMへの入射光線群はSLMの波面制御により光線の向きが曲げられ、イメージ面上では非等間隔な分布となるため、イメージ面上のグリッド点は非等間隔である。微小領域 7 0 1 に対する微小領域 7 0 2 の面積拡大率 $m(u_x, u_y)$ は、下式(3)に示す計算式により算出される。

40

【 0 0 4 2 】

【数3】

50

$$m(ux, uy) = \frac{\partial u}{\partial x} \times \frac{\partial u}{\partial y}$$

$$= 1 + f\nabla^2 P(x, y) + f^2 \frac{\partial^2}{\partial x^2} P(x, y) \cdot \frac{\partial^2}{\partial y^2} P(x, y) - f^2 \left(\frac{\partial^2}{\partial x \partial y} P(x, y) \right)^2 \quad \dots (3)$$

【 0 0 4 3 】

上式 (3) に示す面積拡大率 $m(ux, uy)$ は、上式 (2) を用いて、下式 (4) に示すようにグリッド点変位 $(ux, uy)^T$ によって表すこともできる。

10

【 0 0 4 4 】

【数 4】

$$m(ux, uy) = 1 + \frac{\partial}{\partial x} \Delta ux + \frac{\partial}{\partial y} \Delta uy + \frac{\partial}{\partial x} \Delta ux \cdot \frac{\partial}{\partial y} \Delta uy - \left(\frac{\partial}{\partial y} \Delta ux \right)^2 \quad \dots (4)$$

【 0 0 4 5 】

イメージ面上のグリッド点 (ux, uy) における電場強度 $I(ux, uy)$ を光線密度分布 $1/m(ux, uy)$ として計算すると、下式 (5)、(6) に示す通りとなる。

【 0 0 4 6 】

20

【数 5】

$$I(ux, uy) = \frac{1}{1 + f\nabla^2 P(x, y) + f^2 \frac{\partial^2}{\partial x^2} P(x, y) \cdot \frac{\partial^2}{\partial y^2} P(x, y) - f^2 \left(\frac{\partial^2}{\partial x \partial y} P(x, y) \right)^2} \quad \dots (5)$$

$$= \frac{1}{1 + \frac{\partial}{\partial x} \Delta ux + \frac{\partial}{\partial y} \Delta uy + \frac{\partial}{\partial x} \Delta ux \cdot \frac{\partial}{\partial y} \Delta uy - \left(\frac{\partial}{\partial y} \Delta ux \right)^2} \quad \dots (6)$$

【 0 0 4 7 】

上式 (5) は、位相変調分布 $P(x, y)$ から強度分布 $I(ux, uy)$ を算出する光線光学モデルである。また、上式 (6) は、光線のグリッド配置 $u(ux, uy)$ から強度分布 $I(ux, uy)$ を算出する光線光学モデルである。

30

【 0 0 4 8 】

ここで、 $I(ux, uy)$ は、SLM面上のグリッド点 (x, y) に対応するイメージ面上のグリッド点 (ux, uy) における強度値を表す。数値計算の際に、SLM面上の座標を等間隔なグリッド点 (x, y) でサンプリングした場合でも、 $I(ux, uy)$ はイメージ面上では等間隔でないグリッド点 (ux, uy) における強度分布のサンプリング値となることに留意されたい。SLMへの入射光線群はSLMの波面制御により光線の向きが曲げられ、イメージ面上では非等間隔な分布となるからである。

【 0 0 4 9 】

40

不均一な強度分布 $I(\text{Incident})$ を持った入射光を想定したいときは、上式 (5) 又は式 (6) における分子の 1 を、下式 (7) 又は (8) に示すように、入射光線毎に不均一な重み $I(\text{Incident})$ に変更すればよい。

【 0 0 5 0 】

【数 6】

50

$$I(ux, uy) = \frac{j^{incident}}{1 + f \nabla^2 P(x, y) + f^2 \frac{\partial^2 P(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 P(x, y)}{\partial y^2} - f^2 \left(\frac{\partial^2 P(x, y)}{\partial x \partial y} \right)^2} \quad \dots (7)$$

$$= \frac{j^{incident}}{1 + \frac{\partial}{\partial x} \Delta u x + \frac{\partial}{\partial y} \Delta u y + \frac{\partial}{\partial x} \Delta u x \frac{\partial}{\partial y} \Delta u y - \left(\frac{\partial}{\partial y} \Delta u x \right)^2} \quad \dots (8)$$

【 0 0 5 1 】

上式 (7) は、上式 (5) と同様に、位相変調分布 $P (x , y)$ から強度分布 $I (u x , u y)$ を算出する光線光学モデルである。また、上式 (8) は、上式 (6) と同様に、光線のグリッド配置 $u (u x , u y)$ から強度分布 $I (u x , u y)$ を算出する光線光学モデルである。

10

【 0 0 5 2 】

また、上式 (1) に示したイメージ面上のグリッド点 u を、下式 (9) のように変形できる。

【 0 0 5 3 】

【 数 7 】

$$u = x + (f/a) \cdot \nabla P\{a(x, y)\} \quad \dots (9)$$

20

【 0 0 5 4 】

上式 (9) において、 a は正の整数である。上式 (9) は、ある位相変調分布 P を a 倍すると、 $1 / a$ 倍の投影距離の面において元の位相変調分布と同じ光線のグリッド点の配置を実現することを表す。よって、ある投影距離を想定して計算された位相変調分布を、後から定数倍することで再生像の投影距離を変更することができる。

【 0 0 5 5 】

E . フリーフォーム計算におけるバリエーション

本開示では、学習済みニューラルネットワークを用いて強度分布から位相変調分布のフリーフォーム推定を行う。ニューラルネットワークを用いることで位相推定の高速化を実現して、リアルタイム性も満足することができる。また、ニューラルネットワークを用いて強度分布から位相変調分布のフリーフォーム推定を行うことで、再生される強度分布の高コントラスト化を実現する。

30

【 0 0 5 6 】

図 2 には、学習済みニューラルネットワークを用いたフリーフォームの推定を行うように構成されたプロジェクタ 1 0 0 の構成例を示している。図 2 に示すプロジェクタ 1 0 0 は、位相変調パネル 1 0 1、輝度変調パネル 1 0 2、拡大光学系 1 0 3、及びスクリーン 1 0 4 の他に、目標強度分布計算部 2 0 1 と、フリーフォーム推定部 2 0 2 と、輝度変調分布計算部 2 0 3 を備えている。位相変調パネル 1 0 1、輝度変調パネル 1 0 2、拡大光学系 1 0 3、及びスクリーン 1 0 4 については既に説明したので、ここでは詳細を省略する。

40

【 0 0 5 7 】

目標強度分布計算部 2 0 1 は、位相変調における目標強度分布、すなわち、位相変調パネル 1 0 1 の出射光の輝度変調パネル 1 0 2 の入射面 1 0 2 b において形成すべき目標強度分布を、最終的にスクリーン 1 0 4 上に表示すべき目標画像に基づいて計算する。

【 0 0 5 8 】

フリーフォーム推定部 2 0 2 は、位相変調パネル 1 0 1 からの出射光が目標強度分布計算部 2 0 1 した目標強度分布を形成するような、位相変調パネル 1 0 1 に表示すべき位相変調分布すなわちフリーフォームを推定する。本開示では、フリーフォーム推定部 2 0 2

50

は学習済みニューラルネットワークモデルを用いてフリーフォームを推定する。学習済みニューラルネットワークモデルは、位相変調パネル101から出射される光線密度分布が、輝度変調パネル102の入射面102b上で目標強度分布に近くなるようなフリーフォーム位相変調分布を直接推定する点に主な特徴があるが、この点の詳細については後述に譲る。フリーフォーム推定部202は、例えば、図1に示した制御部110内に組み込まれる。

【0059】

輝度変調分布計算部203は、スクリーン104上の目標画像と、フリーフォーム推定部202が推定したフリーフォームに基づいて、輝度変調パネル102に表示すべき輝度変調分布を計算する。具体的には、フリーフォーム推定部202で学習済みニューラルネットワークモデルが推定したフリーフォームを位相変調パネル101に表示した際に、位相変調パネル101からの出射光が輝度変調パネル102上で実際に形成する強度分布を予測し、その予測結果に基づいて、輝度変調パネル102からの出射光がスクリーン104上で投影された画像が目標画像に近くなるような、輝度変調分布を計算する。ここで、輝度変調分布計算部203が輝度変調分布の計算にフリーフォームを用いる理由は、フリーフォームを位相変調パネル101に表示した際に輝度変調パネル102の入射面102b上で実際にどのような強度分布が形成されるのかをシミュレーションしてその結果を考慮する必要があるからである。強度分布計算部203は、例えば、図1に示した制御部110内に組み込まれる。

【0060】

フリーフォーム推定部202において適用される、フリーフォームの計算に関するバリエーションを以下に挙げる。

【0061】

(1) フリーフォーム計算フローに関するバリエーション

(1-1) 出力目標の強度分布から、ニューラルネットワークを用いてフリーフォームを直接推定する。

(1-2) 出力目標の強度分布から、ニューラルネットワークを用いて、光線のグリッド配置を推定する。光線のグリッド配置は、位相変調分布と等価なデータである(位相変調分布はスカラー場であり、グリッド配置はこのスカラー場に対応する勾配場である)。後処理として、推定された光線のグリッド配置から、位相変調分布を復元する。

【0062】

(2) ニューラルネットワークの学習方法に関するバリエーション

(2-1) 教師あり学習

(2-1-1) SLM面上のグリッド配置を推定するニューラルネットワークを教師あり学習する。

(2-1-2) フリーフォームを直接出力するニューラルネットワークを教師あり学習する。

(2-2) 教師なし学習

光線光学モデルをガイドとして、ニューラルネットワークを教師なし学習する。

(2-2-1) SLM面上のグリッド配置を推定するニューラルネットワークを教師なし学習する場合：

(2-2-1-1) 光線光学モデルの出力を強度分布とする。

(2-2-1-2) 光線光学モデルの出力を強度分布の逆数とする。

(2-2-2) フリーフォームを直接出力するニューラルネットワークを教師なし学習する場合：

(2-2-2-1) 光線光学モデルの出力を強度分布とする。

(2-2-2-2) 光線光学モデルの出力を強度分布の逆数とする。

【0063】

以下では、上記の各バリエーションでフリーフォームを計算する方法について、順に説明する。

10

20

30

40

50

【 0 0 6 4 】

F. 強度分布からニューラルネットワークを用いてフリーフォームを直接推定する場合の計算フロー

図 8 には、出力目標の強度分布からフリーフォームを直接推定するニューラルネットワーク 8 0 0 の構造の一例を示している。ニューラルネットワーク 8 0 0 は、平均強度値がある定数（例えば 1）になるように規格化された強度分布を入力とし、フリーフォーム（位相変調パネル 1 0 1 に入力される駆動用の信号）を出力とするように定める。なお、以降の説明で、ニューラルネットワークに入力される強度分布は、特に言及しない限り、規格化された強度分布を意味するものとする。

【 0 0 6 5 】

例えば、計算解像度を $M \times N$ とした場合、図 8 に例示するように、ニューラルネットワーク 8 0 0 への入力は $M \times N$ の 1 チャンネル配列、ニューラルネットワーク 8 0 0 からの出力は $M \times N$ の 1 チャンネル配列としてもよい。あるいは、ニューラルネットワーク 8 0 0 の入出力を 1 次元化して、入力を $MN \times 1$ ベクトル、出力を $MN \times 1$ ベクトルとしてもよい。ニューラルネットワーク 8 0 0 の隠れ層のネットワーク構造は特に限定されない（畳み込み型でもよいし、全結合型でもよい）。

【 0 0 6 6 】

G. 強度分布からニューラルネットワークを用いて光線のグリッド配置を推定し、後処理によりフリーフォームを復元する場合の計算フロー

図 9 には、ニューラルネットワーク 9 0 1 を用いて出力目標の強度分布から光線のグリッド配置に関する情報を推定し、推定された光線のグリッド配置に関する情報に基づいて位相変調分布を後処理で復元する計算フローを示している。

【 0 0 6 7 】

ニューラルネットワーク 9 0 1 から出力される、光線のグリッド配置に関する情報は、SLM 面上の等間隔なグリッド点 (x, y) とイメージ面上の対応するグリッド点 (u_x, u_y) との変位 $u(u_x, u_y)$ 、又は、SLM 面上のグリッド点 (x, y) に対応するイメージ面上のグリッド点 (u_x, u_y) のいずれであってもよい。以下では、光線のグリッド配置に関する情報はグリッド点 (x, y) の変位 $u(u_x, u_y)$ として説明し、変位 $u(u_x, u_y)$ をグリッド配置と呼ぶことにする。

【 0 0 6 8 】

上記 D 項でも説明したように、フリーフォーム（又は、位相変調分布 $P(x, y)$ ）とグリッド配置 u は、スカラー場とその勾配場の関係にある。したがって、ニューラルネットワーク 9 0 1 が出力したグリッド配置 $u(u_x, u_y)$ からフリーフォームを計算する後処理部 9 0 2 は、勾配場から曲面を復元するアルゴリズム（例えば、非特許文献 1 及び 2 を参照のこと）を用いればよい。

【 0 0 6 9 】

図 1 0 には、出力目標の強度分布から光線のグリッド配置を推定するニューラルネットワーク 9 0 1 の構造の一例を示している。ニューラルネットワーク 9 0 1 は、強度分布を入力とし、光線のグリッド配置を出力とするように定める。

【 0 0 7 0 】

例えば、計算解像度を $M \times N$ とした場合、図 1 0 に例示するように、ニューラルネットワーク 9 0 1 への入力は $M \times N$ の 1 チャンネル配列、ニューラルネットワーク 9 0 1 からの出力は $M \times N$ の 2 チャンネル配列（各チャンネルがグリッド点変位 u_x 、 u_y を表す）としてもよい。あるいは、ニューラルネットワーク 9 0 1 の入出力を 1 次元化して、入力を $MN \times 1$ ベクトル、出力を $2MN \times 1$ ベクトルとしてもよい。ニューラルネットワーク 9 0 1 の隠れ層のネットワーク構造は特に限定されない（畳み込み型でもよいし、全結合型でもよい）。

【 0 0 7 1 】

H. ニューラルネットワークの学習方法H - 1. 教師あり学習

10

20

30

40

50

H - 1 - 1 . 強度分布から光線のグリッド配置を推定するニューラルネットワークの教師あり学習

図 1 1 には、強度分布から光線のグリッド配置を推定するニューラルネットワーク 9 0 1 (図 1 0 を参照のこと) の教師あり学習の仕組みを示している。強度分布 (ニューラルネットワーク 9 0 1 への入力データ) とグリッド配置 (教師データ) のセットからなる学習用データを事前に収集する。学習用データの入力データである強度分布をニューラルネットワーク 9 0 1 に入力すると、ニューラルネットワーク 9 0 1 からグリッド配置の予測値 $u^{(predict)}$ ($u_x^{(predict)}$, $u_y^{(predict)}$) が出力される。ニューラルネットワーク 9 0 1 が予測したグリッド配置と教師データのグリッド配置との誤差に基づく損失関数を定義して、損失関数が最小となるように、バックプロパゲーション (誤差逆伝播) に

10

【 0 0 7 2 】

損失関数には、ニューラルネットワーク 9 0 1 が予測したグリッド配置 $u^{(predict)}$ ($u_x^{(predict)}$, $u_y^{(predict)}$) と教師データのグリッド配置 u (u_x , u_y) との誤差の指標となるものを用いる。例えば、下式 (1 0) に示す平均二乗誤差 (Mean Square Error : MSE) L_{MSE} や、下式 (1 1) に示す平均絶対誤差 (Mean Absolute Error : MAE) L_{MAE} を損失関数に用いることができる。

【 0 0 7 3 】

【 数 8 】

$$L_{MSE} = \frac{1}{N} \sum_n \sum_k \left\{ \left| \Delta u_{n,k}^{(predict)} - \Delta u_{n,k} \right|^2 + \left| \Delta u_{n,k}^{(predict)} - \Delta u_{n,k} \right|^2 \right\} \quad \dots (10)$$

20

【 0 0 7 4 】

【 数 9 】

$$L_{MAE} = \frac{1}{N} \sum_n \sum_k \left\{ \left| \Delta u_{n,k}^{(predict)} - \Delta u_{n,k} \right| + \left| \Delta u_{n,k}^{(predict)} - \Delta u_{n,k} \right| \right\} \quad \dots (11)$$

【 0 0 7 5 】

上式 (1 0) 及び上式 (1 1) において、 n は各学習ステップにおいて学習用データから選択したミニバッチ内の個々のデータサンプルを表すインデックスであり、 k は配列データ又はベクトルデータの各用紙を表すインデックスである。また、 N はミニバッチサイズである。

30

【 0 0 7 6 】

強度分布とグリッド配置のセットからなる学習用データは膨大量であることが好ましい。学習用データの作成には、任意のフリーフォーム計算アルゴリズムを用いてもよいし、先にランダムにフリーフォームを設定してそのフリーフォームから計算されるグリッド配置と強度分布のセットを収集するようにしてもよい。これらのいずれの方法においても、光線光学モデルに関する上式 (6) 又は上式 (8) を用いてグリッド配置から強度分布を計算してもよい。なお、上記 D 項でも説明したように、光線光学モデルにより計算され強度分布 I (u_x , u_y) はイメージ面上で等間隔でないグリッド点 (u_x , u_y) のサンプリング値であるため、これらをイメージ面上の等間隔なグリッド点でサンプリングし直したものを入力データとする必要がある。

40

【 0 0 7 7 】

図 1 2 には、強度分布とグリッド配置のセットからなる学習用データの収集方法の一例を示している。

【 0 0 7 8 】

事前に収集した出力目標強度分布 1 2 0 1 から、任意のフリーフォーム計算アルゴリズム 1 2 0 2 を用いてフリーフォーム 1 2 0 3 を計算する。そして、算出したフリーフォー

50

ム 1 2 0 3 の勾配場計算によって、グリッド配置 1 2 0 4 を算出する。

【 0 0 7 9 】

フリーフォーム 1 2 0 3 の計算に使用するフリーフォーム計算アルゴリズム 1 2 0 2 によつては、出力目標強度分布 1 2 0 1 とグリッド配置 1 2 0 4 のセットの対応関係が物理的に正しい対応関係から大きくずれる場合がある。したがって、出力目標強度分布 1 2 0 1 とグリッド配置 1 2 0 4 のセットは、学習用データとして望ましくない。

【 0 0 8 0 】

そこで、上式 (6) 又は上式 (8) に示した光線光学モデル 1 2 0 5 を用いて、グリッド配置 1 2 0 4 から強度分布 1 2 0 6 を計算する。また、光線光学モデル 1 2 0 5 により計算され強度分布 1 2 0 6 はイメージ面上で等間隔でないグリッド点 (u_x, u_y) のサンプリング値であるため、イメージ面上の等間隔なグリッド点 (x, y) でリサンプリングした強度分布 1 2 0 7 を求める。そして、リサンプリングした強度分布 1 2 0 7 (入力データ) とグリッド配置 1 2 0 4 (教師データ) のセットを、ニューラルネットワーク 9 0 1 の学習用データとする。

【 0 0 8 1 】

H - 1 - 2 . 強度分布からフリーフォームを推定するニューラルネットワークの教師あり学習

図 1 3 には、強度分布からフリーフォームを推定するニューラルネットワーク 8 0 0 (図 8 を参照のこと) の教師あり学習の仕組みを示している。強度分布 (ニューラルネットワーク 8 0 0 への入力データ) とフリーフォーム (教師データ) のセットからなる学習用データを事前に収集する。学習用データの入力データである強度分布をニューラルネットワーク 8 0 0 に入力すると、ニューラルネットワーク 8 0 0 からフリーフォームの予測値が出力される。ニューラルネットワーク 8 0 0 が予測したフリーフォームと教師データのフリーフォームとの誤差に基づく損失関数を定義し、損失関数が最小となるように、バックプロパゲーションによりニューラルネットワーク 8 0 0 の学習を行う。

【 0 0 8 2 】

損失関数には、ニューラルネットワーク 8 0 0 が予測したフリーフォーム $P(\text{predict})$ と教師データのフリーフォーム P との誤差の指標となるものを用いる。例えば、下式 (1 2) に示す平均二乗誤差 L_{MSE} や、下式 (1 3) に示す平均絶対誤差 L_{MAE} を損失関数に用いることができる。

【 0 0 8 3 】

【 数 1 0 】

$$L_{MSE} = \frac{1}{N} \sum_n \sum_k \left\{ \left| P_{n,k}^{(predict)} - P_{n,k} \right|^2 \right\} \quad \dots (12)$$

【 0 0 8 4 】

【 数 1 1 】

$$L_{MAE} = \frac{1}{N} \sum_n \sum_k \left\{ \left| P_{n,k}^{(predict)} - P_{n,k} \right| \right\} \quad \dots (13)$$

【 0 0 8 5 】

強度分布とフリーフォームのセットからなる学習用データは膨大量であることが好ましい。学習用データの作成には、任意のフリーフォーム計算アルゴリズムを用いてもよいし、先にランダムに設定したフリーフォームとそのフリーフォームから計算される強度分布のセットを収集するようにしてもよい。これらいずれの方法においても、光線光学モデルに関する上式 (5) 又は上式 (7) を用いてフリーフォームから強度分布を計算してもよい。

【 0 0 8 6 】

10

20

30

40

50

図 1 4 には、強度分布とフリーフォームのセットからなる学習用データの収集方法の一例を示している。

【 0 0 8 7 】

事前に収集した出力目標強度分布 1 4 0 1 から、任意のフリーフォーム計算アルゴリズム 1 4 0 2 を用いてフリーフォーム 1 4 0 3 を計算する。

【 0 0 8 8 】

フリーフォーム 1 4 0 3 の計算に使用するフリーフォーム計算アルゴリズム 1 4 0 2 によっては、出力目標強度分布 1 4 0 1 とフリーフォーム 1 4 0 3 のセットの対応関係が物理的に正しい対応関係から大きくずれる場合がある。したがって、出力目標強度分布 1 4 0 1 とフリーフォーム 1 4 0 3 のセットは、学習用データとして望ましくない。

10

【 0 0 8 9 】

そこで、上式 (5) 又は上式 (7) に示した光線光学モデル 1 4 0 4 を用いて、フリーフォーム 1 4 0 3 から強度分布 1 4 0 5 を計算する。また、光線光学モデル 1 4 0 4 により計算され強度分布 1 4 0 5 はイメージ面上で等間隔でないグリッド点 (u_x, u_y) のサンプリング値であるため、イメージ面上の等間隔なグリッド点 (x, y) でリサンプリングした強度分布 1 4 0 6 を求める。そして、リサンプリングした強度分布 1 4 0 6 (入力データ) とフリーフォーム 1 4 0 3 (教師データ) のセットを、ニューラルネットワーク 8 0 0 の学習用データとする。

【 0 0 9 0 】

H - 2 . 教師なし学習

20

光線光学モデルをガイドとすることで、ニューラルネットワークの教師なし学習を行うことができる。

H - 2 - 1 . 強度分布から光線のグリッド配置を推定するニューラルネットワークの教師なし学習

【 0 0 9 1 】

ガイドに用いる光線光学モデルの出力を強度分布とする方法と強度分布の逆数とする方法が考えられる。まず、ガイドに用いる光線光学モデルの出力を強度分布として、ニューラルネットワークの教師なし学習を行う方法について説明する。

【 0 0 9 2 】

図 1 5 には、強度分布から光線のグリッド配置を推定するニューラルネットワーク 9 0 1 (図 1 0 を参照のこと) の教師なし学習の仕組み (光線光学モデルの出力を強度分布とする場合) を示している。

30

【 0 0 9 3 】

学習用データの入力データである強度分布 $I(x, y)$ をニューラルネットワーク 9 0 1 に入力すると、ニューラルネットワーク 9 0 1 からグリッド配置の予測値 $u^{(predict)}(u_x^{(predict)}, u_y^{(predict)})$ が出力される。そして、上式 (6) 又は上式 (8) に示した光線光学モデル 1 5 0 1 をガイドに用いて、グリッド配置の予測値 $u^{(predict)}(u_x^{(predict)}, u_y^{(predict)})$ から強度分布 $I_{reconstruct}(u_x, u_y)$ を再構築する。

【 0 0 9 4 】

40

光線光学モデル 1 5 0 1 により再構築され強度分布 $I_{reconstruct}(u_x, u_y)$ はイメージ面上で等間隔でないグリッド点 (u_x, u_y) のサンプリング値である。そこで、入力データである強度分布 $I(x, y)$ を、ニューラルネットワーク 9 0 1 が推定したグリッド点 $u(u_x, u_y)$ 上でリサンプリングした強度分布 $I(u_x, u_y)$ を求める。そして、リサンプリングした入力データの強度分布 $I(u_x, u_y)$ と、ニューラルネットワーク 9 0 1 から出力されたグリッド配置の予測値 $u^{(predict)}(u_x^{(predict)}, u_y^{(predict)})$ から再構築した強度分布 $I_{reconstruct}(u_x, u_y)$ との誤差に基づく損失関数を計算して、損失関数が最小となるように、バックプロパゲーションによりニューラルネットワーク 9 0 1 の学習を行う。損失関数には、再構築された強度分布 $I_{reconstruct}(u_x, u_y)$ と、グリッド点 $u(u_x, u_y)$ 上でリサンプリングした入力強度分布 I

50

(u x , u y) との誤差の指標となるものを用いればよい。

【 0 0 9 5 】

なお、光線光学モデル 1 5 0 1 を用いて再構築された強度分布 I reconstruct (u x , u y) を等間隔なグリッド点 (x , y) でリサンプリングすると、誤差逆伝播できなくなるので、この方法を採用することはできない。

【 0 0 9 6 】

図 1 6 には、光線光学モデルに関する上式 (6) を用いて、グリッド配置 u (u x , u y) から強度分布 I (u x , u y) を計算するフローを示している。また、図 1 7 には、光線光学モデルに関する上式 (8) を用いて、グリッド配置 u (u x , u y) と入射光の位相変調パネルにおける強度分布 I (incident) から強度分布 I (u x , u y) を計算するフローを示している。図 1 6 又は図 1 7 に示す計算フローに、グリッド配置の予測値 u (predict) (u x (predict) , u y (predict)) を入力すれば、再構築した強度分布 I reconstruct (u x , u y) が出力される。

10

【 0 0 9 7 】

図 1 6 及び図 1 7 中の微分演算 / x、 / y は、それぞれ図中に示すフィルターによる畳み込み演算として実装することができる。また、図 1 6 及び図 1 7 中の g (·) は、R e c i p r o c a l 関数 g (z) = 1 / z である。R e c i p r o c a l は「逆数」の意味である。R e c i p r o c a l 関数 g (z) は、z = 0 で不連続となる。このため、図 1 8 に示すように、z で微分係数が一定となるように、下式 (1 4) に示すように修正した R e c i p r o c a l 関数を用いることが望ましい (但し、 は正の定数とする) 。

20

【 0 0 9 8 】

【数 1 2 】

$$g(z) = \frac{1}{\varepsilon + \text{ReLU}(z - \varepsilon)} + \frac{1}{\varepsilon^2} \text{ReLU}(-z + \varepsilon) \dots (14)$$

【 0 0 9 9 】

上式 (1 4) において、正の定数 は、0 . 0 1 から 0 . 1 の範囲で設定するのが望ましい。また、上式 (1 4) 中の R e L U 関数は、下式 (1 5) で定義される。

30

【 0 1 0 0 】

【数 1 3 】

$$\text{ReLU}(z) = \begin{cases} z, & z \geq 0 \\ 0, & z < 0 \end{cases} \dots (15)$$

【 0 1 0 1 】

図 1 5 に示すような学習の枠組みでは、グリッドの密度分布が入力データに近くなるようなグリッド配置が出力されるように、ニューラルネットワーク 9 0 1 が学習される。しかしながら、ニューラルネットワーク 9 0 1 から出力されたグリッド配置 u (predict) (u x (predict) , u y (predict)) を勾配場として与えるようなスカラー場であるフリーフォーム P (x , y) が存在するとは限らない。なぜならば、ベクトル解析における恒等式の 1 つとして、任意のスカラー場 に対してその勾配の回転が常にゼロであること (すなわち、 x () = 0) が知られているが、図 1 5 に示す学習の枠組みでは、この恒等式を成立させる仕組みが組み込まれていない。

40

【 0 1 0 2 】

スカラー場であるフリーフォーム P (x , y) が存在する条件は、その勾配場であるグリッド配置 u (predict) (u x (predict) , u y (predict)) の回転場 (ローターション) が至る所でゼロになることである。グリッド配置 u (predict) (u x (predict) , u y (predict)) の回転場は、下式 (1 6) に示す通りである。

50

【 0 1 0 3 】

【 数 1 4 】

$$\text{rot} \begin{pmatrix} \Delta u_x^{(\text{predict})} \\ \Delta u_y^{(\text{predict})} \end{pmatrix} = \frac{\partial}{\partial x} \Delta u_y^{(\text{predict})} - \frac{\partial}{\partial y} \Delta u_x^{(\text{predict})} \quad \dots (16)$$

【 0 1 0 4 】

したがって、スカラー場の勾配の回転がゼロであること、すなわち、上式 (1 6) に示す回転場がゼロ又は限りなくゼロに近くなるグリッド配置 $u^{(\text{predict})} (u_x^{(\text{predict})}, u_y^{(\text{predict})})$ を出力するように、ニューラルネットワーク 9 0 1 を学習する必要がある。

10

【 0 1 0 5 】

そこで、損失関数には、再構築された強度分布 $I_{\text{reconstruct}} (u_x, u_y)$ と、グリッド点 $u (u_x, u_y)$ 上でリサンプリングした入力強度分布 $I (u_x, u_y)$ との誤差の指標となるもの (前述) に加えて、グリッド配置の回転場の各成分の大きさの平均を表す正則化項を導入する。これによって、フリーフォームを再生したときに生じる復元後処理 (図 9 を参照のこと) 由来の再生像の歪みを低減することができる。グリッド配置の回転場に関する正則化項は、例えば下式 (1 7) で定義される平均二乗誤差や、下式 (1 8) で定義される平均絶対誤差などでよい。

20

【 0 1 0 6 】

【 数 1 5 】

$$L_{MSE}^{\text{rot}} = \frac{1}{N} \sum_n \sum_k \left\{ \left| \frac{\partial}{\partial x} \Delta u_{n,k}^{(\text{predict})} - \frac{\partial}{\partial y} \Delta u_{n,k}^{(\text{predict})} \right|^2 \right\} \quad \dots (17)$$

【 0 1 0 7 】

【 数 1 6 】

$$L_{MAE}^{\text{rot}} = \frac{1}{N} \sum_n \sum_k \left\{ \left| \frac{\partial}{\partial x} \Delta u_{n,k}^{(\text{predict})} - \frac{\partial}{\partial y} \Delta u_{n,k}^{(\text{predict})} \right| \right\} \quad \dots (18)$$

30

【 0 1 0 8 】

続いて、ガイドに用いる光線光学モデルの出力を強度分布の逆数として、ニューラルネットワークの教師なし学習を行う方法について説明する。

【 0 1 0 9 】

図 1 9 には、強度分布から光線のグリッド配置を推定するニューラルネットワーク 9 0 1 (図 1 0 を参照のこと) の教師なし学習の仕組み (光線光学モデルの出力を強度分布の逆数とする場合) を示している。

【 0 1 1 0 】

40

学習用データの入力データである強度分布 $I (x, y)$ をニューラルネットワーク 9 0 1 に入力すると、ニューラルネットワーク 9 0 1 からグリッド配置の予測値 $u^{(\text{predict})} (u_x^{(\text{predict})}, u_y^{(\text{predict})})$ が出力される。そして、上式 (6) 又は上式 (8) に示した光線光学モデル 1 9 0 1 をガイドに用いて、グリッド配置の予測値 $u^{(\text{predict})} (u_x^{(\text{predict})}, u_y^{(\text{predict})})$ から強度分布 $I_{\text{reconstruct}} (u_x, u_y)$ の逆数を再構築する。

【 0 1 1 1 】

図 1 5 に示した学習の場合と同様に、入力データである強度分布 $I (x, y)$ をグリッド点 $u (u_x, u_y)$ 上でリサンプリングした強度分布 $I (u_x, u_y)$ を求める。そして、リサンプリングした入力データの強度分布 $I (u_x, u_y)$ の逆数を計算して、ニュー

50

ーラルネットワーク 901 から出力されたグリッド配置の予測値 $u^{(\text{predict})}(u_x^{(\text{predict})}, u_y^{(\text{predict})})$ から再構築した強度分布 $I^{\text{reconstruct}}(u_x, u_y)$ の逆数との誤差に基づく損失関数を計算して、損失関数が最小となるように、バックプロパゲーションによりニューラルネットワーク 901 の学習を行う。

【0112】

損失関数には、再構築された強度分布 $I^{\text{reconstruct}}(u_x, u_y)$ と、グリッド点 $u(u_x, u_y)$ 上でリサンプリングした入力強度分布 $I(u_x, u_y)$ との誤差の指標となるものを用いればよい。また、図 15 に示した学習の場合と同様に、グリッド配置の回転場に関する正則化項（上式 (17) 及び上式 (18) を参照のこと）を損失関数に加えることが望ましい。

10

【0113】

図 20 には、光線光学モデルに関する上式 (6) を用いて、グリッド配置 $u(u_x, u_y)$ から強度分布 $I(u_x, u_y)$ の逆数を計算するフローを示している。また、図 21 には、光線光学モデルに関する上式 (8) を用いて、グリッド配置 $u(u_x, u_y)$ と入射光の位相変調パネルにおける強度分布 $I^{(\text{incident})}$ から強度分布 $I(u_x, u_y)$ を計算するフローを示している。図 20 又は図 21 に示す計算フローに、グリッド配置の予測値 $u^{(\text{predict})}(u_x^{(\text{predict})}, u_y^{(\text{predict})})$ を入力すれば、再構築した強度分布 $I^{\text{reconstruct}}(u_x, u_y)$ の逆数が出力される。

【0114】

H-2-2. 強度分布からフリーフォームを推定するニューラルネットワークの教師なし学習

20

【0115】

ガイドに用いる光線光学モデルの出力を強度分布とする方法と強度分布の逆数とする方法が考えられる。まず、ガイドに用いる光線光学モデルの出力を強度分布として、ニューラルネットワークの教師なし学習を行う方法について説明する。

【0116】

図 22 には、強度分布からフリーフォームを推定するニューラルネットワーク 800（図 8 を参照のこと）の教師なし学習の仕組み（光線光学モデルの出力を強度分布とする場合）を示している。

【0117】

学習用データの入力データである強度分布 $I(x, y)$ をニューラルネットワーク 800 に入力すると、ニューラルネットワーク 800 からフリーフォームの予測値 $P^{(\text{predict})}(x, y)$ が出力される。そして、上式 (5) 又は上式 (7) に示した光線光学モデル 2201 をガイドに用いて、ニューラルネットワーク 800 が予測したフリーフォーム $P^{(\text{predict})}(x, y)$ から強度分布 $I^{\text{reconstruct}}(u_x, u_y)$ を再構築する。

30

【0118】

また、上式 (1) を用いて、ニューラルネットワーク 800 が予測したフリーフォーム $P^{(\text{predict})}(x, y)$ から、位相変調パネル 101 に入射した光線群がこのフリーフォームによって屈折されて輝度変調パネル 102 のイメージ面を貫くグリッド点 $u(u_x, u_y)$ を計算する。

40

【0119】

図 15 に示した学習の場合と同様に、入力データである強度分布 $I(x, y)$ をグリッド点 $u(u_x, u_y)$ 上でリサンプリングした強度分布 $I(u_x, u_y)$ を求める。そして、リサンプリングした入力データの強度分布 $I(u_x, u_y)$ と、ニューラルネットワーク 800 から出力されたフリーフォームの予測値 $P^{(\text{predict})}(x, y)$ から再構築した強度分布 $I^{\text{reconstruct}}(u_x, u_y)$ との誤差に基づく損失関数を計算して、損失関数が最小となるように、バックプロパゲーションによりニューラルネットワーク 800 の学習を行う。損失関数には、再構築された強度分布 $I^{\text{reconstruct}}(u_x, u_y)$ と、グリッド点 $u(u_x, u_y)$ 上でリサンプリングした入力強度分布 $I(u_x, u_y)$ との誤差の指標となるものを用いればよい。

50

【 0 1 2 0 】

なお、ニューラルネットワーク 800 は、スカラー場であるフリーフォーム $P(x, y)$ を予測するので、グリッド配置を勾配場として与えるスカラー場が存在しないという問題は生じない。したがって、グリッド配置の回転場に関する正則化項（上式（17）及び上式（18）を参照のこと）を損失関数に加える必要はない。

【 0 1 2 1 】

続いて、ガイドに用いる光線光学モデルの出力を強度分布の逆数として、ニューラルネットワークの教師なし学習を行う方法について説明する。

【 0 1 2 2 】

図 23 には、強度分布からフリーフォームを推定するニューラルネットワーク 800 の教師なし学習の仕組み（光線光学モデルの出力を強度分布の逆数とする場合）を示している。

10

【 0 1 2 3 】

学習用データの入力データである強度分布 $I(x, y)$ をニューラルネットワーク 800 に入力すると、ニューラルネットワーク 800 からフリーフォームの予測値 $P^{(predict)}(x, y)$ が出力される。そして、上式（5）又は上式（7）に示した光線光学モデル 2301 をガイドに用いて、ニューラルネットワーク 800 が予測したフリーフォーム $P^{(predict)}(x, y)$ から強度分布 $I^{reconstruct}(u_x, u_y)$ の逆数を再構築する。

【 0 1 2 4 】

また、上式（1）を用いて、ニューラルネットワーク 800 が予測したフリーフォーム $P^{(predict)}(x, y)$ から、位相変調パネル 101 に入射した光線群がこのフリーフォームによって屈折されて輝度変調パネル 102 のイメージ面を貫くグリッド点 $u(u_x, u_y)$ を計算する。

20

【 0 1 2 5 】

図 15 に示した学習の場合と同様に、入力データである強度分布 $I(x, y)$ をグリッド点 $u(u_x, u_y)$ 上でリサンプリングした強度分布 $I(u_x, u_y)$ を求める。そして、リサンプリングした入力データの強度分布 $I(u_x, u_y)$ の逆数を計算して、ニューラルネットワーク 800 から出力されたフリーフォームの予測値 $P^{(predict)}(x, y)$ から再構築した強度分布 $I^{reconstruct}(u_x, u_y)$ の逆数との誤差に基づく損失関数を計算して、損失関数が最小となるように、バックプロパゲーションによりニューラルネットワーク 800 の学習を行う。損失関数には、再構築された強度分布 $I^{reconstruct}(u_x, u_y)$ の逆数と、グリッド点 $u(u_x, u_y)$ 上でリサンプリングした入力強度分布 $I(u_x, u_y)$ の逆数との誤差の指標となるものを用いればよい。

30

【 0 1 2 6 】

なお、ニューラルネットワーク 800 は、スカラー場であるフリーフォーム $P(x, y)$ を予測するので、グリッド配置の回転場に関する正則化項（上式（17）及び上式（18）を参照のこと）を損失関数に加える必要はない。

【 0 1 2 7 】

I. 他の応用例

上記では、本開示に係る学習済みニューラルネットワークモデルを用いたフリーフォーム推定技術を HDR 対応プロジェクトに適用した実施例を中心に説明してきた。本開示は、強度分布を動的に変更する照明装置全般に適用することができる。

40

【 0 1 2 8 】

図 24 には、本開示が適用される照明装置 2400 の構成例を模式的に示している。照明装置 2400 は、均一な光を照射する光源（図示しない）と、光源からの均一光に位相変調をかけて所定のイメージ面 2403 上に出射する位相変調パネル 2401 と、制御部 2402 を備えている。位相変調パネル 2401 に表示すべき位相変調分布は、制御部 2402 によって制御されるものとする。

【 0 1 2 9 】

イメージ面 2403 は、図 1 に示したプロジェクト 100 における輝度変調パネル 10

50

2の入射面102bに対応する。図24に示す照明装置2400の場合、位相変調パネル2401の出射光がそのまま照明光として用いられるので、イメージ面2403は投影面そのものとなる。なお、図24では、説明の便宜上、照明装置2400を簡略化して描いているが、位相変調分布を計算した後に定数倍してから位相変調パネル2401に表示することで、位相変調パネル2401とイメージ面2403の距離は可変とすることもできる。

【0130】

制御部2402は、照明装置2400が出射する目標画像に基づいて、位相変調パネル2401の駆動を制御する。具体的には、制御部2402は、以下の手順に従って、位相変調パネル2401における位相変調分布の形成を制御する。

10

【0131】

(ステップ1) 目標画像の設定

イメージ面2403に表示したい(言い換えれば、照明したい)目標画像を設定する。

【0132】

(ステップ2) 位相変調における目標強度分布の設定

位相変調パネル2401の出射光のイメージ面2403における目標強度分布を設定する。

【0133】

(ステップ3) 位相変調分布の計算

位相変調パネル2401からの出射光が上記ステップ2で決定した目標強度分布を形成するような、位相変調パネル3401に表示すべき位相変調分布を計算する。本開示では、学習済みニューラルネットワークモデルを用いて、目標強度分布に対応する位相変調分布を計算する。学習済みニューラルネットワークモデルは、位相変調パネル2401から出射される光線密度分布が目標強度分布に近くなるようなフリーフォーム位相変調分布を直接推定するが、詳細は既に説明した通りである(上記C、D、F~H項を参照のこと)。

20

【0134】

図25には、本開示に係る照明装置を適用したToF(Time Of Flight)センサ2500の構成例を示している。ToFセンサは、投光した光が対象物で反射して戻ってくるまでの時間を計測して、その時間を対象物までの距離に換算する測距する方式の距離センサである。図示のToFセンサ2500は、投光部2510と、受光部2520と、信号処理部2530と、目標強度分布計算部2540と、フリーフォーム推定部2550を備えている。

30

【0135】

投光部2510と、受光部2520と、信号処理部2530は、ToFセンサ2500において距離測定を行うための基本構成要素であり、投光部2510から光を出射し、対象物からの反射光を受光部2520で受光し、信号処理部2530で受光信号の信号処理を行って、距離画像(Depth Map)を生成する。

【0136】

投光部2510は、光源2511と、コリメートレンズ2512と、位相変調パネル2513と、拡大投影レンズ2514を備えている。光源2511は、信号処理部2530からの光源制御信号に基づいて明滅して、光(パルス光)を出力する。コリメートレンズ2512は、光源2511の光を平行光にして、位相変調パネル2513に集光する。位相変調パネル2513は、反射型であり、後述するフリーフォーム推定部2550から与えられたフリーフォーム(位相分布)に基づいて、コリメートレンズ2512からの平行光を反射して、目標強度分布を持つ反射光を出射する。そして、拡大投影レンズ2514は、位相変調パネル2513からの反射光を拡大投影して出射する。

40

【0137】

受光部2520は、結像レンズ2521と受光センサ2522を備えている。結像レンズ2521は、投光部2510から出射された光の反射光を集光して、受光センサ2522の受光面に結像させる。受光センサ2522は、例えば光の強度に応じた電気信号を生

50

成するセンサ素子をアレイ状に配置して構成され、各センサ素子の電気信号からなる受光信号を出力する。

【 0 1 3 8 】

信号処理部 2 5 3 0 は、光源 2 5 1 1 に光源制御信号を出力して、投光部 2 5 1 0 から光を出射させるとともに、受光センサ 2 5 2 2 からの受光信号の信号処理を行って、投光及び受光間の時間を距離に換算して距離画像 (D e p t h M a p) を生成する。上述したような投光部 2 5 1 0、受光部 2 5 2 0、及び信号処理部 2 5 3 0 による動作が、一般的な T o F センサの動作である。

【 0 1 3 9 】

目標強度分布計算部 2 5 4 0 は、距離画像に基づいて、位相変調パネル 2 5 1 3 が拡大投影レンズ 2 5 1 4 の入射面において形成すべき目標強度分布、又は拡大投影レンズ 2 5 1 4 の拡大投影像において形成すべき目標強度分布を計算する。目標強度分布計算部 2 5 4 0 は、例えば、距離画像のうち反射光の強度が不十分なために距離データの S N 比が悪くなっている領域を検出して、十分な反射光強度が得られるように、目標強度分布を計算する。

10

【 0 1 4 0 】

フリーフォーム推定部 2 5 5 0 は、位相変調パネル 2 5 1 3 からの出射光が目標強度分布計算部 2 5 4 0 した目標強度分布を形成するような、位相変調パネル 2 5 1 3 に表示すべき位相変調分布すなわちフリーフォームを推定する。本開示では、フリーフォーム推定部 2 5 5 0 は学習済みニューラルネットワークモデルを用いてフリーフォームを推定する。学習済みニューラルネットワークモデルは、位相変調パネル 2 5 1 3 から出射される光線密度分布が、目標強度分布に近くなるようなフリーフォーム位相変調分布を直接推定する点に主な特徴があるが、この点の詳細は上記 C、D、F ~ H 項で既に説明した通りである。

20

【 産業上の利用可能性 】

【 0 1 4 1 】

以上、特定の実施形態を参照しながら、本開示について詳細に説明してきた。しかしながら、本開の要旨を逸脱しない範囲で当業者が該実施形態の修正や代用を成し得ることは自明である。

【 0 1 4 2 】

本明細書では、本開示を H D R 対応のプロジェクト又はプロジェクト用の画像表示装置に適用した実施形態を中心に説明してきたが、本開示の要旨はこれに限定されるものではない。本開示は、入射光に対して空間位相変調器を用いて波面制御を行うさまざまな技術に適用することができる。例えば、本開示は T o F センサの発光部を始めさまざまな照明装置に適用して、強度分布を動的に変更することができる。

30

【 0 1 4 3 】

要するに、例示という形態により本開示について説明してきたのであり、本明細書の記載内容を限定的に解釈するべきではない。本開示の要旨を判断するためには、特許請求の範囲を参酌すべきである。

【 0 1 4 4 】

なお、本開示は、以下のような構成をとることも可能である。

【 0 1 4 5 】

(1) 目標強度分布に対応する位相変調分布を推定する学習済みニューラルネットワークモデルと、

入射光に対して、前記学習済みニューラルネットワークモデルにより推定された位相変調分布に基づいて位相変調を行う位相変調部と、
を具備する照明装置。

40

【 0 1 4 6 】

(2) 前記学習済みニューラルネットワークモデルは、前記目標強度分布に対応する光線密度分布を実現する位相変調分布を直接推定する、

50

上記(1)に記載の照明装置。

【0147】

(3)前記位相変調部の出射光に対して輝度変調を行う輝度変調部をさらに備え、

前記目標強度分布は、前記輝度変調部の出射光が表示すべき目標画像に基づいて算出される目標強度分布であり、

前記輝度変調部は、前記目標画像と前記位相変調分布に基づいて算出される輝度変調分布を用いて輝度変調を行う、

上記(1)又は(2)のいずれかに記載の照明装置。

【0148】

(4)前記位相変調部の出射光を受光する受光部をさらに備え、

前記目標強度分布は、前記受光部の受光信号の処理結果に基づいて設定される、

上記(1)又は(2)のいずれかに記載の照明装置。

【0149】

(5)前記学習済みニューラルネットワークモデルは、ニューラルネットワークモデルに入力する強度分布と教師データとなる位相変調分布のセットで構成される学習用データに基づいて学習されたものである、

上記(2)に記載の照明装置。

【0150】

(6)前記ニューラルネットワークモデルは、ニューラルネットワークモデルに入力される強度分布と、前記ニューラルネットワークモデルが推定した位相変調分布から伝搬計算に基づいて算出した強度分布との誤差に基づいて教師なし学習されたものである、

上記(2)に記載の照明装置。

【0151】

(7)前記ニューラルネットワークモデルは、ニューラルネットワークモデルに入力される強度分布の逆数と、前記ニューラルネットワークモデルが推定した位相変調分布から伝搬計算に基づいて算出した強度分布の逆数との誤差に基づいて教師なし学習されたものである、

上記(2)に記載の照明装置。

【0152】

(8)前記学習済みニューラルネットワークモデルは、前記目標強度分布に対応する光線の配置を推定し、

前記光線の配置に基づいて位相変調分布を計算する計算部をさらに備える、

上記(1)に記載の照明装置。

【0153】

(9)前記計算部は、勾配場から曲面を復元するアルゴリズムを用いて、前記光線の配置から前記位相変調分布を計算する、

上記(8)に記載の照明装置。

【0154】

(10)前記学習済みニューラルネットワークモデルは、ニューラルネットワークモデルに入力する強度分布と教師データとなる光線の配置のセットで構成される学習用データに基づいて学習されたものである、

上記(8)に記載の照明装置。

【0155】

(11)前記学習済みニューラルネットワークモデルは、ニューラルネットワークモデルに入力される強度分布と、前記ニューラルネットワークモデルが推定した光線の配置から光線光学モデルに基づいて算出した強度分布との誤差に基づいて教師なし学習されたものである、

上記(8)に記載の照明装置。

【0156】

(12)前記学習済みニューラルネットワークモデルは、ニューラルネットワークモデル

10

20

30

40

50

に入力される強度分布の逆数と、前記ニューラルネットワークモデルが推定した光線の配置から光線光学モデルに基づいて算出した強度分布の逆数との誤差に基づいて教師なし学習されたものである、

上記(8)に記載の照明装置。

【0157】

(13) 目標強度分布に対応する位相変調分布を推定する学習済みニューラルネットワークモデルを生成する生成方法であって、

ニューラルネットワークモデルに強度分布を入力する入力ステップと、

前記ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した位相変調分布を評価する評価ステップと、

前記評価結果に基づいて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う学習ステップと、

を有する学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

【0158】

(14) 前記評価ステップでは、前記ニューラルネットワークモデルが強度分布から推定した位相変調分布と、前記強度分布に対応する教師データとなる位相変調分布との誤差に基づく損失関数を計算し、

前記学習ステップでは、前記損失関数を用いて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う、

上記(13)に記載の学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

【0159】

(15) 前記評価ステップでは、ニューラルネットワークモデルに入力された強度分布と、前記ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した位相変調分布から伝搬計算に基づいて算出した強度分布との誤差を計算し、

前記学習ステップでは、前記誤差に基づく損失関数を用いて前記ニューラルネットワークモデルの教師なし学習を行う、

上記(13)に記載の学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

【0160】

(16) 前記評価ステップでは、ニューラルネットワークモデルに入力された強度分布の逆数と、前記ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した位相変調分布から伝搬計算に基づいて算出した強度分布の逆数との誤差に基づく損失関数を計算し、

前記学習ステップでは、前記損失関数を用いて前記ニューラルネットワークモデルの教師なし学習を行う、

上記(13)に記載の学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

【0161】

(17) 目標強度分布に対応する光線の配置を推定する学習済みニューラルネットワークモデルを生成する生成方法であって、

ニューラルネットワークモデルに強度分布を入力する入力ステップと、

前記ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した光線の配置を評価する評価ステップと、

前記評価結果に基づいて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う学習ステップと、

を有する学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

【0162】

(18) 前記評価ステップでは、前記ニューラルネットワークモデルが強度分布から推定した光線の配置と、前記強度分布に対応する教師データとなる光線の配置との誤差に基づく損失関数を計算し、

前記学習ステップでは、前記損失関数を用いて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う、

上記(17)に記載の学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

10

20

30

40

50

【 0 1 6 3 】

(1 9) ある強度分布を目標強度分布として任意の位相変調分布の計算アルゴリズムを用いて算出される位相変調分布から勾配場計算により教師データとなる光線の配置を取得し、さらにその光線の配置から光線光学モデルに基づいて算出した強度分布を等間隔のグリッド点上でリサンプリングして学習用データを収集する収集ステップをさらに有し、

前記入力ステップでは前記学習用データを前記ニューラルネットワークモデルに入力し、

前記評価ステップでは前記ニューラルネットワークモデルが入力された前記学習用データから推定した光線の配置を前記教師データとなる光線配置と比較した結果に基づいて評価する、

上記(1 8)に記載の学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

10

【 0 1 6 4 】

(2 0) 前記評価ステップでは、ニューラルネットワークモデルに入力された強度分布と、前記ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した光線の配置から光線光学モデルに基づいて算出した強度分布との誤差に基づく損失関数を計算し、

前記学習ステップでは、前記損失関数を用いて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う、

上記(1 7)に記載の学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

【 0 1 6 5 】

(2 1) 前記評価ステップでは、ニューラルネットワークモデルに入力される強度分布の逆数と、前記ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した光線の配置から光線光学モデルに基づいて算出した強度分布の逆数との誤差に基づく損失関数を計算し、

前記学習ステップでは、前記損失関数を用いて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う、

上記(1 7)に記載の学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

20

【 0 1 6 6 】

(2 2) 前記学習ステップでは、光線の配置の回転場の各成分の大きさの平均を表す正則化項を含む損失関数を用いて、前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う、

上記(2 0)又は(2 1)のいずれかに記載の学習済みニューラルネットワークモデルの生成方法。

【 0 1 6 7 】

(2 3) 目標強度分布に対応する位相変調分布を推定する学習済みニューラルネットワークモデルを生成するための処理をコンピュータ上で実行するようにコンピュータ可読形式で記述されたコンピュータプログラムであって、前記コンピュータプログラムはコンピュータを、

ニューラルネットワークモデルに強度分布を入力する入力部、

前記ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した位相変調分布を評価する評価部、

前記評価結果に基づいて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う学習部、
として機能させるコンピュータプログラム。

30

【 0 1 6 8 】

(2 4) 目標強度分布に対応する位相変調分布を推定する学習済みニューラルネットワークモデルを生成するための処理をコンピュータ上で実行するようにコンピュータ可読形式で記述されたコンピュータプログラムであって、前記コンピュータプログラムはコンピュータを、

ニューラルネットワークモデルに強度分布を入力する入力部、

前記ニューラルネットワークモデルが前記強度分布から推定した光線の配置を評価する評価部、

前記評価結果に基づいて前記ニューラルネットワークモデルの学習を行う学習部、
として機能させるコンピュータプログラム。

40

【 符号の説明 】

50

【 0 1 6 9 】

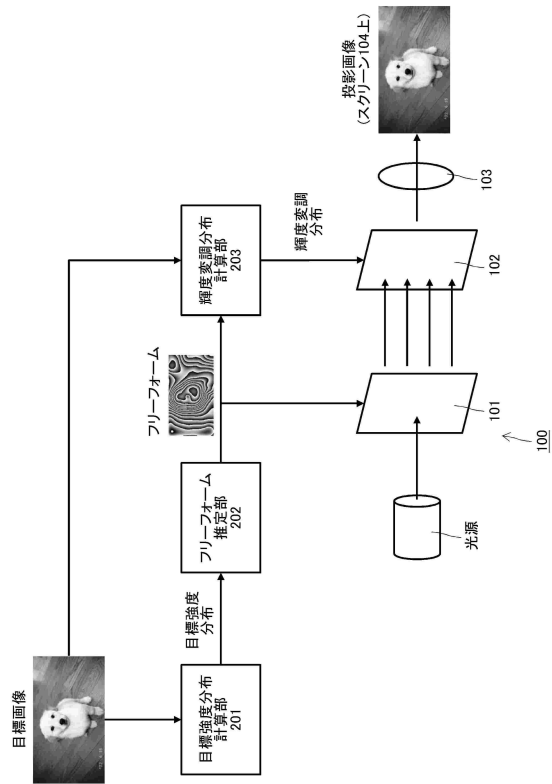
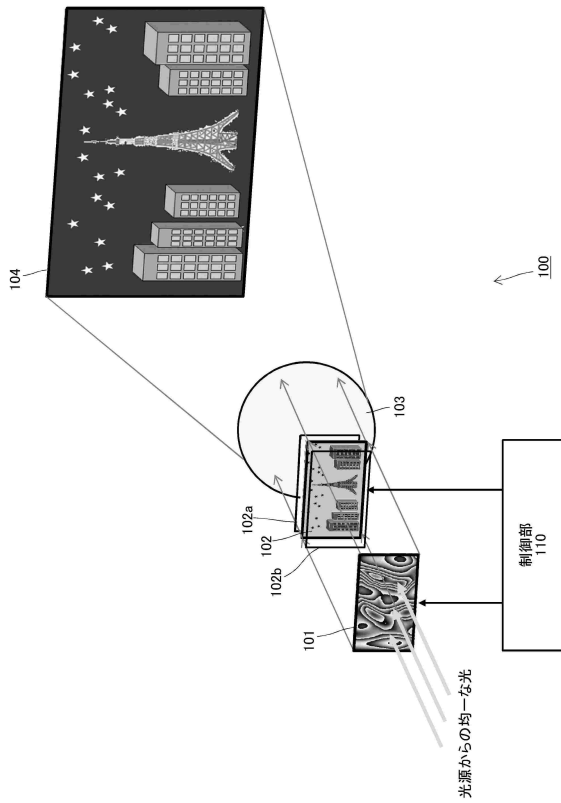
- 1 0 0 ... プロジェクタ、 1 0 1 ... 位相変調パネル
- 1 0 2 ... 輝度変調パネル、 1 0 3 ... 拡大光学系、 1 0 4 ... スクリーン
- 2 0 1 ... 目標強度分布計算部、 2 0 2 ... フリーフォーム推定部
- 2 0 3 ... 輝度変調分布計算部
- 2 4 0 0 ... 照明装置、 2 4 0 1 ... 位相変調パネル、 2 4 0 2 ... 制御部
- 2 5 0 0 ... T o F センサ、 2 5 1 0 ... 投光部、 2 5 1 1 ... 光源
- 2 5 1 2 ... コリメートレンズ、 2 5 1 3 ... 位相変調パネル
- 2 5 1 4 ... 拡大投影レンズ、 2 5 2 0 ... 受光部、 2 5 2 1 ... 結像レンズ
- 2 5 2 2 ... 受光センサ、 2 5 3 0 ... 信号処理部
- 2 5 4 0 ... 目標強度分布計算部、 2 5 5 0 ... フリーフォーム推定部

10

【 図 面 】

【 図 1 】

【 図 2 】



20

30

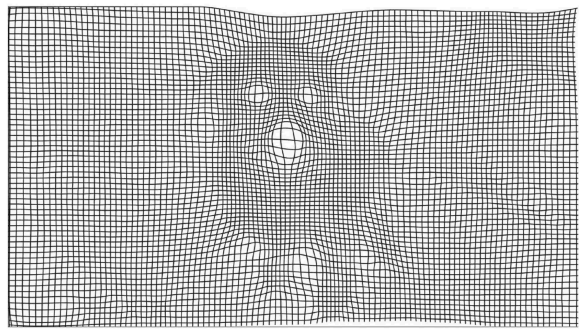
40

50

【図 3 A】



【図 3 B】



10

【図 4 A】



【図 4 B】



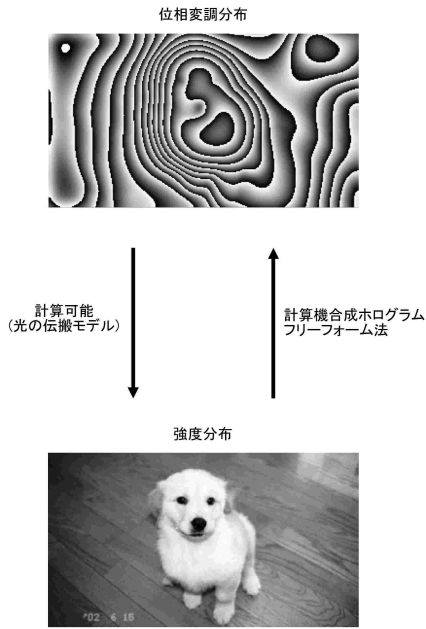
20

30

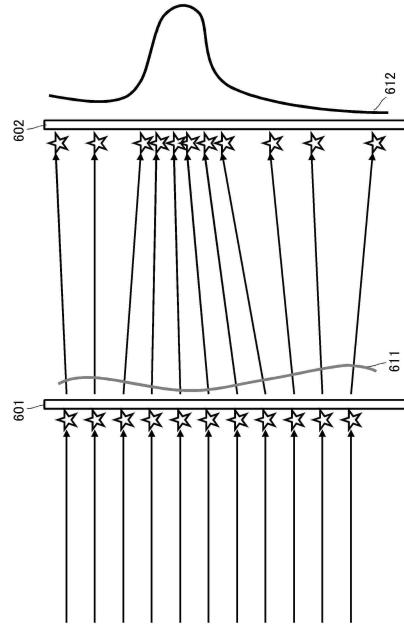
40

50

【 図 5 】



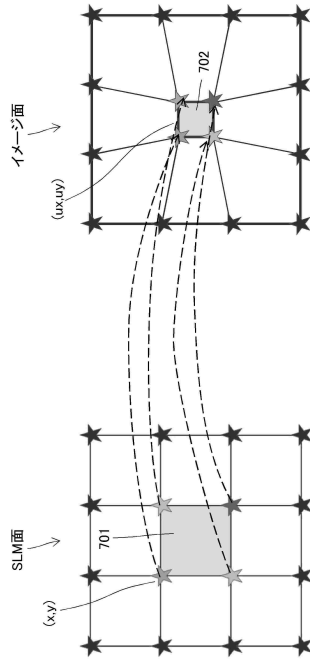
【 図 6 】



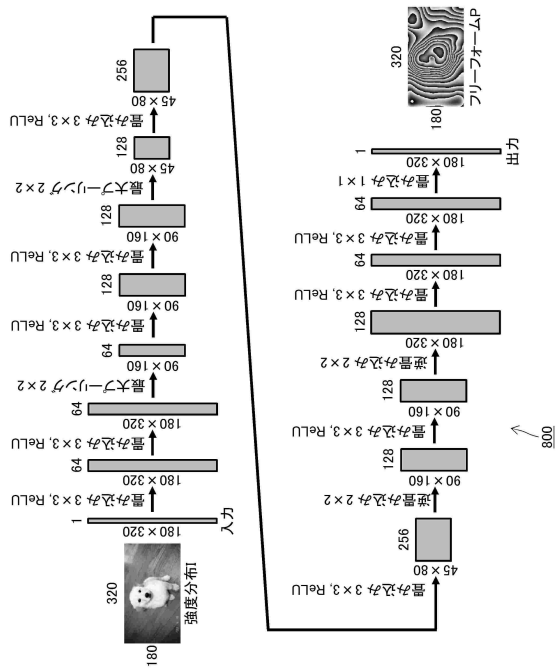
10

20

【 図 7 】



【 図 8 】

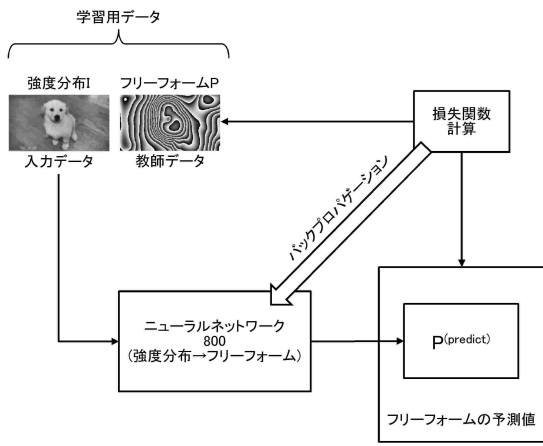


30

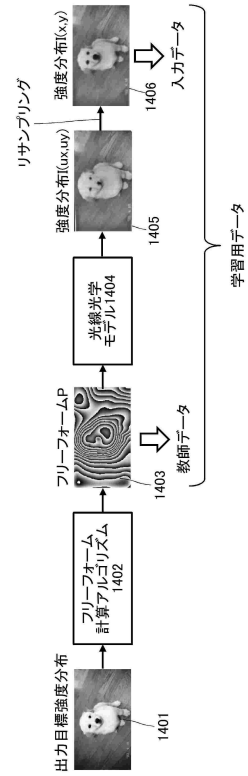
40

50

【 図 1 3 】



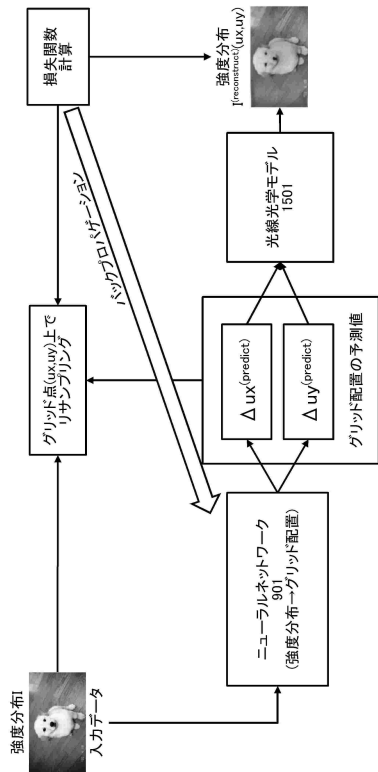
【 図 1 4 】



10

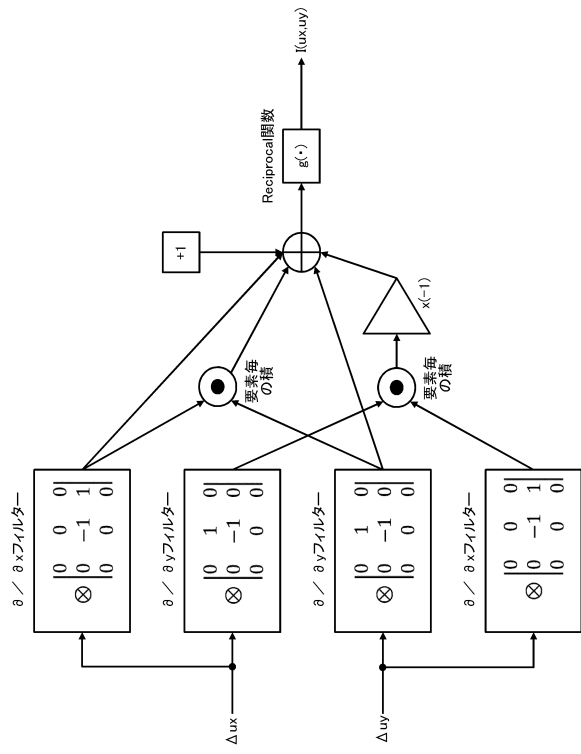
20

【 図 1 5 】



30

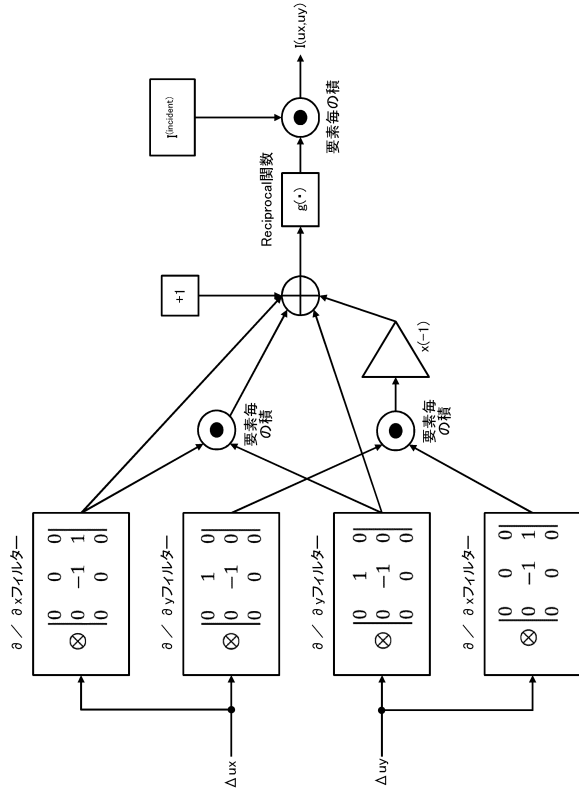
【 図 1 6 】



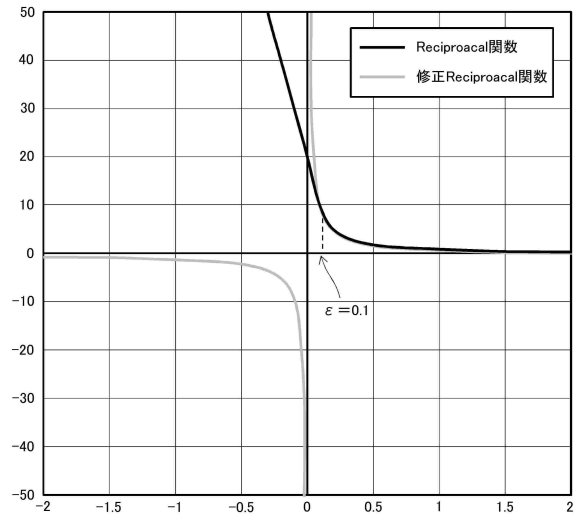
40

50

【 図 1 7 】



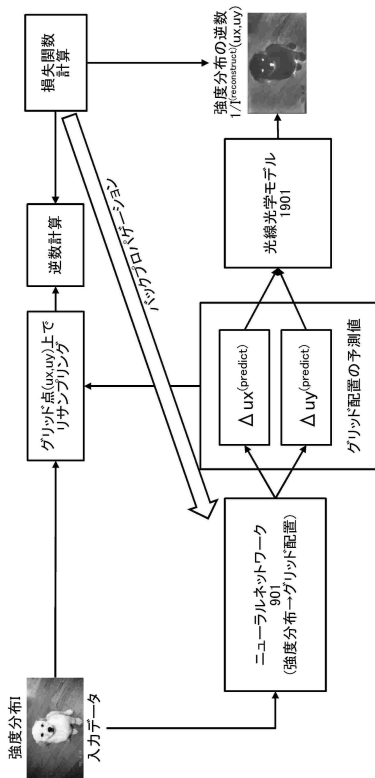
【 図 1 8 】



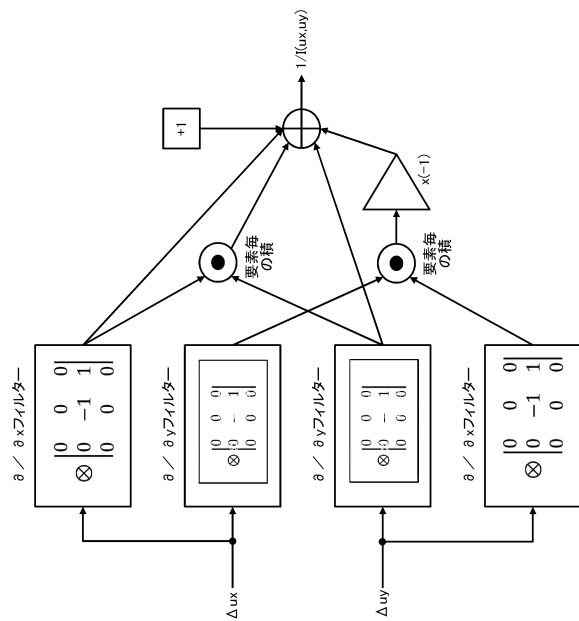
10

20

【 図 1 9 】



【 図 2 0 】

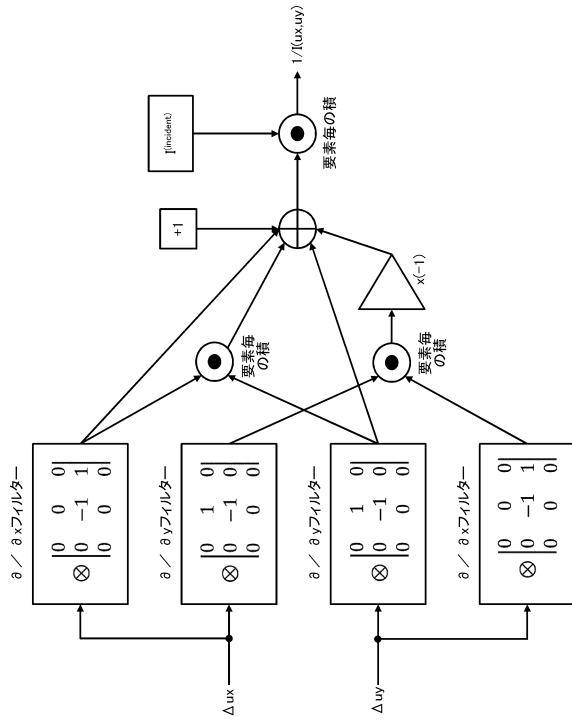


30

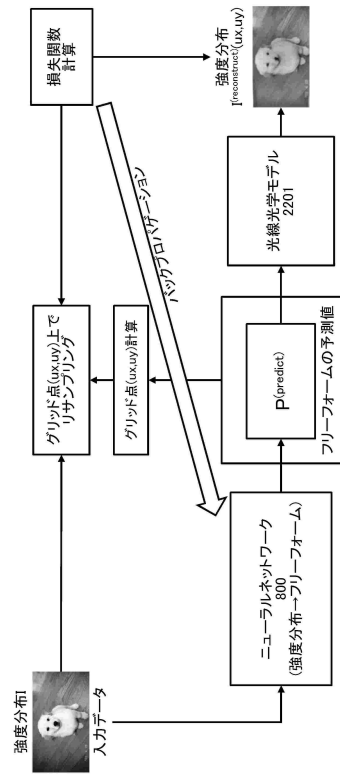
40

50

【図 2 1】



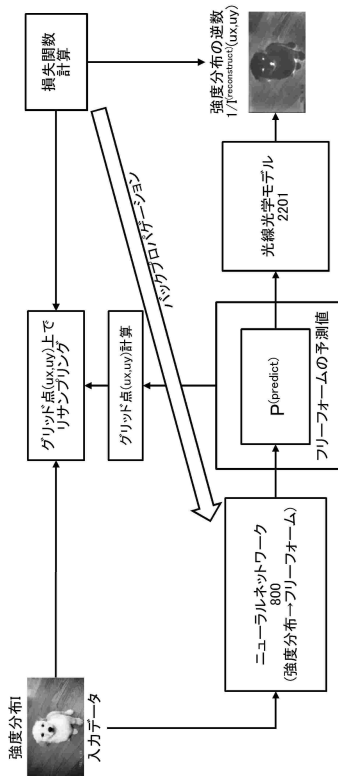
【図 2 2】



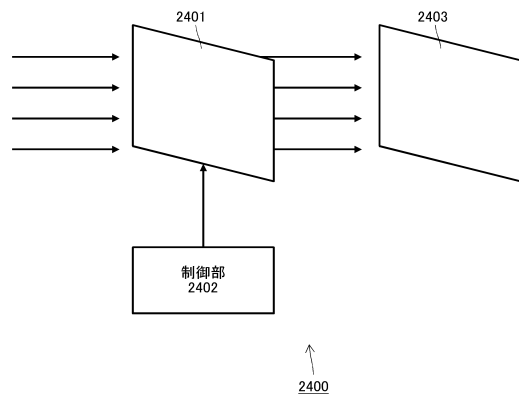
10

20

【図 2 3】



【図 2 4】

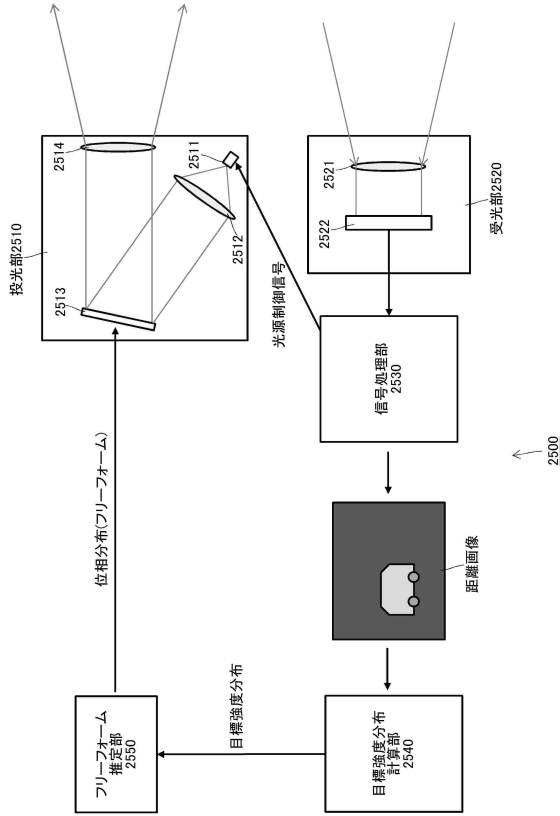


30

40

50

【 2 5 】



10

20

30

40

50

フロントページの続き

グループ株式会社内

審査官 土谷 秀人

- (56)参考文献 特開平 8 - 1 3 8 0 2 5 (J P , A)
国際公開第 2 0 0 6 / 0 7 8 0 1 5 (W O , A 1)
特表 2 0 1 7 - 5 2 0 0 2 2 (J P , A)
- (58)調査した分野 (Int.Cl. , D B 名)
- | | |
|---------|-----------|
| H 0 5 B | 4 5 / 0 0 |
| H 0 5 B | 4 7 / 0 0 |
| G 0 9 G | 5 / 0 0 |
| G 0 9 G | 3 / 0 0 |
| G 0 3 B | 2 1 / 0 0 |
| G 0 6 N | 3 / 0 0 |
| H 0 4 N | 5 / 0 0 |