



(21)申請案號：112107005

(22)申請日：中華民國 112 (2023) 年 02 月 24 日

(51)Int. Cl.：

H04N5/30

(2006.01)

G06N3/08

(2006.01)

(30)優先權：2022/06/15

南韓

10-2022-0072603

(71)申請人：南韓商三星電子股份有限公司 (南韓) SAMSUNG ELECTRONICS CO., LTD. (KR)

南韓

高麗大學校產學協力團 (南韓) KOREA UNIVERSITY RESEARCH AND BUSINESS

FOUNDATION (KR)

南韓

(72)發明人：洪振碩 HONG, JINSEOK (KR)；石俊熙 SEOK, JUNHEE (KR)；金源錫 KIM,

WONSUK (KR)；李揆一 LEE, KYU IL (KR)

(74)代理人：林孟閱；盧珮君；陳怡如

申請實體審查：無 申請專利範圍項數：10 項 圖式數：8 共 40 頁

(54)名稱

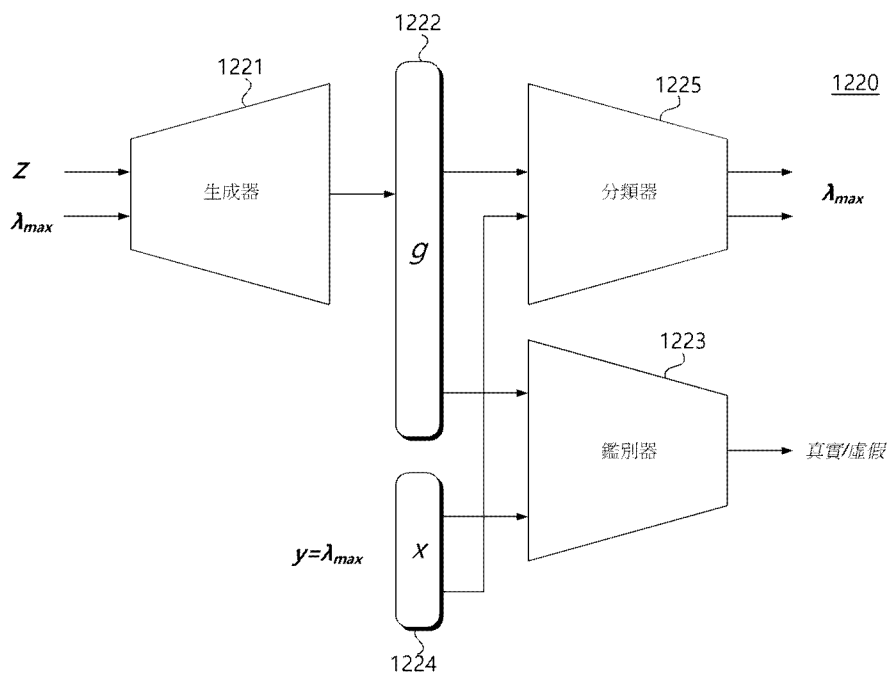
逆向設計系統及其訓練方法

(57)摘要

一種逆向設計系統被配置成設計影像感測器中的結構的圖案。所述逆向設計系統可包括中央處理單元 (CPU)、隨機存取記憶體 (RAM) 及輸入/輸出 (I/O) 介面，所述 RAM 加載可控生成對抗網路 (cGAN)，其中 cGAN 可由 CPU 執行以生成所述結構的與目標特性對應的影像，所述 I/O 介面接收用於訓練 cGAN 的訓練資料集合、將訓練資料集合傳送至 CPU 並輸出由 cGAN 生成的影像。cGAN 包括生成器、鑑別器及分類器，所述生成器生成所述結構的虛假影像，所述鑑別器判斷所述虛假影像是虛假的還是真實的，所述分類器對與虛假影像相關聯且與目標特性對應的類別標籤進行分類。

An inverse design system is configured to design a pattern of a structure in an image sensor. The inverse design system may include; a CPU, a RAM loading a controllable Generative Adversarial Network (cGAN), wherein the cGAN is executable by the CPU to generate an image of the structure corresponding to a target characteristic, and an I/O interface receiving a training data set used to train the cGAN, communicating the training data set to the CPU, and outputting the image generated by the cGAN. The cGAN includes a generator generating a fake image of the structure, a discriminator determining whether the fake image is fake or real, and a classifier classifying a class label associated with the fake image and corresponding to the target characteristic.

指定代表圖：



【圖5】

符號簡單說明：

1220:可控生成對抗網路(cGAN)

1221:生成器

1222、g:虛假影像

1223:鑑別器

1224:真實影像

1225:分類器

x:實際影像

y:性質/特性

Z:隨機雜訊

λ_max:波長/最大透射率

波長/類別標籤向量

【發明摘要】

【中文發明名稱】設計使用可控生成對抗網絡和訓練的納米光學裝置的逆向設計系統與設計方法

【英文發明名稱】 INVERSE DESIGN SYSTEM DESIGNING
NANO-OPTICAL DEVICE USING CONTROLLABLE
GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORK AND TRAINING AND
DESIGN METHODS

【中文】一種逆向設計系統被配置成設計影像感測器中的結構的圖案。所述逆向設計系統可包括中央處理單元（CPU）、隨機存取記憶體（RAM）及輸入/輸出（I/O）介面，所述RAM加載可控生成對抗網路（cGAN），其中cGAN可由CPU執行以生成所述結構的與目標特性對應的影像，所述I/O介面接收用於訓練cGAN的訓練資料集合、將訓練資料集合傳送至CPU並輸出由cGAN生成的影像。cGAN包括生成器、鑑別器及分類器，所述生成器生成所述結構的虛假影像，所述鑑別器判斷所述虛假影像是虛假的還是真實的，所述分類器對與虛假影像相關聯且與目標特性對應的類別標籤進行分類。

【英文】 An inverse design system is configured to design a pattern of a structure in an image sensor. The inverse design system may include; a CPU, a RAM loading a controllable Generative

Adversarial Network (cGAN), wherein the cGAN is executable by the CPU to generate an image of the structure corresponding to a target characteristic, and an I/O interface receiving a training data set used to train the cGAN, communicating the training data set to the CPU, and outputting the image generated by the cGAN. The cGAN includes a generator generating a fake image of the structure, a discriminator determining whether the fake image is fake or real, and a classifier classifying a class label associated with the fake image and corresponding to the target characteristic.

【指定代表圖】圖 5。

【代表圖之符號簡單說明】

1220：可控生成對抗網路（cGAN）

1221：生成器

1222、g：虛假影像

1223：鑑別器

1224：真實影像

1225：分類器

x：實際影像

y：性質/特性

Z：隨機雜訊

$\lambda_{\max}$ ：波長/最大透射率波長/類別標籤向量

【特徵化學式】

無

【發明說明書】

【中文發明名稱】設計使用可控生成對抗網絡和訓練的奈米光學裝置的逆向設計系統與設計方法

【英文發明名稱】 INVERSE DESIGN SYSTEM DESIGNING
NANO-OPTICAL DEVICE USING CONTROLLABLE
GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORK AND TRAINING AND
DESIGN METHODS

【技術領域】

【0001】 本發明概念的實施例大體而言是有關於機器學習系統，且更具體而言，是有關於可用於使用生成等位基因神經網路（generative allele neural network）來設計奈米光學裝置的逆向設計系統。本發明概念的實施例亦是有關於與前述逆向設計系統相關聯的訓練及設計方法。

[相關申請案的交叉參考]

【0002】 本申請案主張於 2022 年 6 月 15 日在韓國智慧財產局提出申請的韓國專利申請案第 10-2022-0072603 號的優先權，所述韓國專利申請案的標的物全文併入本案供參考。

【先前技術】

【0003】 逆向設計可被理解為基於表現出所期望物理性質的適當結構的物理性質及/或功能使用最佳化方法來設計所述結構的過程。因此，在奈米光學領域，逆向設計可被理解為設計表現出所

期望光學性質的奈米光學結構的過程。在奈米光學領域中，已對逆向設計進行了研究，此乃因逆向設計使得能夠藉由應用例如拓撲最佳化（**topology optimization**）等各種最佳化方法來達成非直觀的光學結構設計。

【0004】 隨著基於資料的深度學習技術近來的發展，正在積極進行使用深度學習來預測奈米光學結構的特性的研究。早期的方式被用於藉由使用遺傳演算法（**genetic algorithm**）及深度學習模型預測各種奈米光學結構的特性來辨識表現出所期望特性的光學裝置設計。然而，對於每一迭代，此種方式必須集中於一預定目標特徵，而不幸的是，此種要求會增加計算時間及對應的成本。

【發明內容】

【0005】 本發明概念的實施例提供一種基於可控生成對抗網路（**cGAN**）的生成模型，所述 **cGAN** 能夠基於模擬資料來高效地設計表現出所期望特性的奈米光學裝置。本發明概念的實施例亦提供能夠使用 **cGAN** 來設計與奈米光學裝置相關聯的各種結構圖案的逆向設計方法。本發明裝置的實施例亦提供針對各種目標特性使用 **cGAN** 來訓練逆向設計系統以生成與奈米光學裝置相關聯的結構圖案的方法。

【0006】 在一些實施例中，本發明概念提供一種逆向設計系統，所述逆向設計系統被配置成設計影像感測器中的結構的圖案。所述逆向設計系統包括：中央處理單元（**central processing unit**，**CPU**）、隨機存取記憶體（**random access memory**，**RAM**）及輸入/輸出

(input/output, I/O) 介面，所述 RAM 被配置成加載可控生成對抗網路 (controllable Generative Adversarial Network, cGAN)，其中 cGAN 可由 CPU 執行以生成所述結構的與目標特性對應的影像，所述 I/O 介面被配置成接收用於訓練 cGAN 的訓練資料集合 (training data set)、將訓練資料集合傳送至 CPU 並輸出由 cGAN 生成的影像。cGAN 包括生成器、鑑別器及分類器，所述生成器被配置成生成所述結構的虛假影像 (fake image)，所述鑑別器被配置成判斷所述虛假影像是虛假的還是真實的，所述分類器被配置成對與所述虛假影像相關聯且與所述目標特性對應的類別標籤 (class label) 進行分類。

【0007】 在一些實施例中，本發明概念提供一種使用可控生成對抗網路 (cGAN) 來訓練逆向設計系統的方法，其中逆向設計系統由電腦系統驅動、接收目標特性並生成奈米光學裝置的結構圖案。所述方法包括：使用與奈米光學裝置相關聯的模擬資料來訓練 cGAN 的鑑別器及分類器；藉由對目標特性與隨機雜訊進行組合而使用 cGAN 的生成器來生成結構圖案的虛假影像；藉由將虛假影像提供至鑑別器來計算鑑別誤差 (discrimination error)，所述鑑別誤差用於判斷所述虛假影像是真實的還是虛假的；藉由將虛假影像提供至分類器來確定所述虛假影像的特性分類誤差 (characteristic classification error)；以及參考鑑別誤差及特性分類誤差來競爭性地訓練生成器、鑑別器及分類器。

【0008】 在一些實施例中，本發明概念提供一種使用可控生成對

抗網路（cGAN）來設計影像感測器的介電圖案的逆向設計方法。所述方法包括：收集與和介電圖案相關的多個波長之中的每一波長的透射率（transmittance）相關的模擬資料；使用所述模擬資料來訓練基於在計算系統中驅動的 cGAN 的生成模型，以提供經訓練生成模型（trained generation model）；藉由向經訓練生成模型輸入最大透射率波長來生成介電圖案影像；以及根據介電圖案影像來設計包括介電圖案的影像感測器。

【圖式簡單說明】

【0009】

藉由結合附圖來考量以下說明，可理解本發明概念的各種優點、有益效果及特徵以及製作及用途，在附圖中：

圖 1 是示出作為可使用根據本發明概念實施例的逆向設計系統及方法來設計的一系列奈米光學裝置的實例的畫素感測器的剖視圖。

圖 2 是在一個實例中進一步示出圖 1 所示介電層的概念圖。

圖 3 是大體地示出使用根據本發明概念實施例的逆向設計系統的方式的概念圖。

圖 4 是在一個實例中示出根據本發明概念實施例的逆向設計系統的方塊圖。

圖 5 是示出根據本發明概念實施例的可控生成對抗網路（cGAN）的概念方塊圖。

圖 6 是在一個實例中示出根據本發明概念實施例的訓練可控

生成對抗網路（cGAN）的方法的流程圖。

圖 7 是在一個實例中示出根據本發明概念實施例的設計奈米光學裝置的方法的流程圖。

圖 8A、圖 8B 及圖 8C 是示出根據本發明概念實施例的使用可控生成對抗網路（cGAN）而生成的介電圖案的特性反映準確度的相應曲線圖。

【實施方式】

【0010】 在書面說明通篇及所有圖式中，相同的參考編號及標籤用於表示相同或相似的元件、組件、特徵及/或方法步驟。

【0011】 在下文呈現的某些所示出的實施例中，畫素感測器被闡述為容易受到本發明概念的有益效果的影響的各種各樣的奈米光學裝置的一個實例。然而，熟習此項技術者應理解，本發明概念的範圍不僅限於所示出的實施例。

【0012】 圖 1 是示出依據根據本發明概念實施例的逆向設計方法而設計的畫素感測器的剖視圖。參照圖 1，畫素感測器 100 可包括在垂直方向上彼此堆疊（例如，在垂直方向 VD 上）的一定數目個板結構（plate structure），其中每一板結構主要在水平方向（例如，HD1）上延伸。此處，每一板結構一般可與一或多個元件、組件及/或特徵相關聯。舉例而言，畫素感測器 100 可包括堆疊於彩色濾光片（color filter）120 上的微透鏡 110，其中彩色濾光片 120 堆疊於介電層 130 上。介電層 130 在垂直方向上堆疊於上部板（upper plate）140 上，而上部板 140 又在垂直方向上堆疊於下部

板 (lower plate) 150 上。

【0013】 微透鏡 110 可用於收集自外部源接收的電磁能量 (在下文中稱為「入射光」) (或對其進行聚焦)。所收集的入射光然後可被傳送 (或傳遞) 至彩色濾光片 120。在一些實施例中，微透鏡 110 可包括氮化矽 (SiN) 膜及/或氧化矽 (SiO₂) 膜。

【0014】 彩色濾光片 120 可充當選擇性地阻擋入射光的除了預定波長以外的部分以僅傳遞入射光的所期望部分 (例如，可見光) 的濾光片。因此，彩色濾光片 120 可被實施為僅傳遞紅光的紅色濾光片、僅傳遞綠光的綠色濾光片或僅傳遞藍光的藍色濾光片中的任一者。交替地，彩色濾光片 120 可包括青色濾光片、黃色濾光片及品紅色濾光片中的任一者。

【0015】 介電層 130 形成於彩色濾光片 120 與上部板 140 的光二極體 (photodiode) PD 之間。此處，介電層 130 可將由彩色濾光片 120 選擇的光傳遞至光二極體 PD。介電層 130 可包括氧化矽膜及/或氮化矽膜。在一些實施例中，介電層 130 可包括基板 131 及形成於基板 131 上的介電圖案 (PTN)。舉例而言，基板 131 可由矽 (Si) 基板形成，且介電圖案 PTN 可由氧化矽膜形成。然而，介電層 130 的配置可根據設計而變化。

【0016】 介電層 130 的透光特性可很大程度上由介電層 130 的介電圖案 PTN 決定。亦即，由介電層 130 傳遞的光的特性 (例如，強度及波長) 由圖案形狀的物理尺寸、圖案形狀的厚度等決定。舉例而言，特定類型的介電圖案 PTN 可對應於所期望波長 (例如，

600 奈米)或頻寬的最大透射率。如將在下文中更詳細地闡述,對應的介電圖案 PTN 可根據由可控生成對抗網路(cGAN)生成的影像來獲得。就此而言,由 cGAN 生成的「影像」可被不同地表達為圖案資訊(或資料)、影像資訊、圖案影像、結構圖案資訊、定義結構的物理尺寸的資料結構等。

【0017】 上部板 140 上可形成有與畫素感測器 100 相關聯的各種元件及/或組件(例如光二極體 PD、浮置擴散區 FD 及相關的電晶體)。此處,光二極體 PD 可包含有機材料、量子點(quantum dot, QD)、非晶矽(amorphous Si, a-Si)及半導體材料(例如,薄膜材料)中的至少一者。累積於光二極體 PD 中的光電荷可經由例如通孔(via)以及轉移電晶體 TX 等結構選擇性地轉移至浮置擴散區 FD。

【0018】 下部板 150 上可形成有包括與畫素感測器相關聯的類比至數位轉換器(analog-to-digital converter, ADC)的各種邏輯電路。

【0019】 應特別注意,上述畫素感測器 100 可包括利用由計算系統使用 cGAN 而達成的逆向工程方式(reverse-engineering approach)來設計的介電圖案 PTN。因此,當介電層 130 的所期望透射率特性被應用於(或輸入至)計算系統時,可以對應影像的形式生成能夠提供所期望透射率特性的介電圖案 PTN。應進一步注意,此種逆向設計方法不僅可應用於介電層 130 的設計,而且亦可應用於彩色濾光片 120 或各種其他奈米光學裝置的設計。

【0020】 圖 2 是示出圖 1 所示介電層 130 的示例性結構的概念圖。參照圖 1 及圖 2，介電層 130 可包括基板 131 及形成於基板 131 的上表面及/或下表面上的介電圖案 132、133、134、135、136、137、138 及 139（在下文中稱為「介電圖案 132 至 139」）。

【0021】 基板 131 可包含矽（Si），且在圖 2 中，假定介電圖案 132 至 139（例如，氧化矽膜）分別形成於基板 131 的上表面上。介電圖案 132 至 139 中的每一者可被形成為條形狀（bar shape），所述條形狀具有在第一水平方向 HD1 上延伸的相應長度「Lz」及在垂直方向 VD 上延伸的相應高度「H」（例如，H1 及 H2）。儘管圖 2 所示介電圖案 132 至 139 被示出為具有條形狀，然而介電圖案 132 至 139 可具有例如同心圓或正方形等各種三維形狀。另外，介電圖案 132 至 139 中的每一者在第二水平方向 HD2 上的厚度可根據設計而變化。

【0022】 入射光 λ_{in} 之中具有最大透射率的波長 λ_{max} 可根據介電圖案 132 至 139 的形狀而變化。對每一波長的透射率的選擇是根據介電圖案 132 至 139 的形狀來確定。因此，當設計奈米光學裝置時，介電圖案 132 至 139 的與所期望的最大透射率波長 λ_{max} 對應的形狀是藉由專門知識（know-how）及/或試誤（trial and error）來獲得。然而，根據符合本發明概念實施例的逆向設計方法，可藉由可控生成對抗網路（cGAN）來有效地且成本高效地以高速度生成介電圖案 132 至 137 的與所期望的最大透射率波長 λ_{max} 對應的形狀。

【0023】 為此，可藉由與介電圖案 132 至 139 的可能形狀相關聯的透射率模擬資料來訓練根據本發明概念實施例的能夠驅動 cGAN 的計算系統。此後，當使用經訓練的可控生成對抗網路（cGAN）時，可針對所期望的最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 來獲得與最佳的介電圖案 132 至 139 對應的一或多個影像。

【0024】 圖 3 是大體地示出符合本發明概念實施例的方法方式的概念圖。參照圖 3，可使用逆向設計系統 1000 來生成與輸入目標特性 200 對應的輸出圖案 300。

【0025】 對圖 1 及圖 2 所示工作實例進行延伸，輸入目標特性 200 可為與欲設計的結構相關聯的最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 。亦即，目標特性 200 可對應於在影像感測器的介電層上形成的介電圖案的波長選擇特性。然而，可利用各種特性以及最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 來提供目標特性 200。舉例而言，可使用截止波長特性（cutoff wavelength characteristic）或各種物理特性來作為目標特性 200。

【0026】 逆向設計系統 1000 可生成與輸入目標特性 200 對應的影像。為此，逆向設計系統 1000 可基於可控生成對抗網路（cGAN）來進行操作。此處，舉例而言，本發明概念所設想的可控生成對抗網路（cGAN）可包括鑑別器、生成器及分類器，其中鑑別器、生成器及分類器可用於基於裝置設計樣本及特性資訊來競爭性地實行訓練。此外，就此而言，可在訓練之後使用可控生成對抗網路（cGAN）來生成具有目標特徵的結構設計或結構圖案。在下文中將更詳細地闡述可控生成對抗網路（cGAN）的示例性訓練程序

及藉由經訓練的可控生成對抗網路（cGAN）來生成具有目標特性的結構的方法。

【0027】 圖 4 是示出根據本發明概念實施例的可用於實施逆向設計系統 1000 的一個實例性硬體的方塊圖。參照圖 4，逆向設計系統 1000 可包括中央處理單元（CPU）1100、圖形處理單元（Graphics Processing Unit，GPU）1150、隨機存取記憶體（RAM）1200、輸入/輸出（I/O）介面 1300、儲存器 1400 及系統匯流排 1500。此處，根據本發明概念的實施例，逆向設計系統 1000 可被配置為用於執行可控生成對抗網路 cGAN 模型的專用裝置。交替地，逆向設計系統 1000 可為運行例如技術電腦輔助設計（Technology Computer-Aided Design，TCAD）或電子電腦輔助設計（Electronic Computer-Aided Design，ECAD）等設計或模擬程式的電腦或工作站。

【0028】 CPU 1100 可用於執行與逆向設計系統 1000 的操作相關聯的例如應用程式、作業系統及裝置驅動器等各種軟體。舉例而言，CPU 1100 可執行加載至 RAM 1200 中的作業系統 OS 以及使用作業系統 OS 的一或多個應用程式。就此而言，CPU 1100 可執行加載至 RAM 1200 中的逆向設計軟體 1250。

【0029】 此處，舉例而言，逆向設計軟體 1250 可包括與包括鑑別器、生成器及分類器的神經網路結構相關聯的可控生成對抗網路（cGAN）。CPU 1100 可藉由與 GPU 1150 一起驅動逆向設計軟體 1250 來訓練可控生成對抗網路（cGAN），下文中更詳細地闡述

其實例。另外，CPU 1100 可生成與藉由經訓練的可控生成對抗網路（cGAN）而輸入的目標特性對應的輸出圖案或輸出影像。

【0030】 GPU 1150 可用於執行各種圖形操作或平行處理操作。就此而言，假定 GPU 1150 具有使得能夠高效且高速度地重複執行平行操作的有利結構。在一些實施例中，GPU 1150 可為通用 GPU（general purpose GPU，GPGPU）。除了視訊編碼以外，GPGPU 亦可用於實行通常與分子結構分析、加密分析及天氣預測分析等相關聯的各種操作。就此而言，圖 4 所示 GPU 1150 應能夠實行與可控生成對抗網路（cGAN）相關的高效訓練（或建模）操作。

【0031】 作業系統 OS 及/或各種應用程式可儲存於 RAM 1200 中。亦即，當逆向設計系統 1000 被初始引導時，儲存於儲存器 1400 中的 OS 影像將根據引導順序（booting sequence）而加載至 RAM 1200 中。作業系統 OS 可支援與逆向設計系統 1000 相關聯的某些 I/O 操作。相似地，應用程式可加載至 RAM 1200 中，其中使用者可選擇所述各種應用程式。具體而言，逆向設計軟體 1250 將被自儲存器 1400 加載至 RAM 1200 中。

【0032】 此處，RAM 1200 可使用例如靜態 RAM（static RAM，SRAM）及/或動態 RAM（dynamic RAM，DRAM）等揮發性記憶體及/或例如相變 RAM（Phase-change RAM，PRAM）、磁性 RAM（magnetic RAM，MRAM）、電阻式 RAM（resistive RAM，ReRAM）、鐵磁式 RAM（ferromagnetic RAM，FRAM）及快閃記憶體（例如，反及（NAND）快閃或反或（NOR）快閃）等非揮發性記憶體來實

施。

【0033】 在前述示例性配置中，逆向設計軟體 1250 支援使用可控生成對抗網路（cGAN）1220 的逆向設計方法。舉例而言，可使用與一或多個奈米光學裝置及/或和所述一或多個奈米光學裝置相關聯的結構及/或圖案相關的相對大量的模擬資料（在下文中稱為「模擬資料」）來訓練針對逆向設計軟體 1250 而使用的可控生成對抗網路（cGAN）。應進一步注意，模擬資料可包括針對與所述一或多個奈米光學裝置及/或和所述一或多個奈米光學裝置相關聯的結構及/或圖案相關聯的虛假影像與真實影像二者而取得的資料樣本。亦即，與設計圖 1 及圖 2 所示介電層 130 的介電圖案相關聯的大量模擬資料可用於訓練可控生成對抗網路（cGAN）1220 以及 cGAN 1220 的各種組件。

【0034】 模擬資料的性質、組成及大小可根據應用及設計而變化，但將包括與例如特定介電圖案的最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 及/或截止波長等一或多種物理性質相關的某些資料。因此，模擬資料包括可藉由模擬來表徵的相對大量的介電圖案的特性資料。另外，模擬資料亦可包括與圖 1 所示彩色濾光片 120 以及元透鏡（meta lens）、元稜鏡（meta prism）等相關的特性資訊。

【0035】 當可控生成對抗網路（cGAN）1220 的訓練已被充分訓練時，CPU 1100 可生成與經由 I/O 介面 1300 而輸入的目標特徵對應的輸出影像。亦即，CPU 1100 可使用經訓練的可控生成對抗網路（cGAN）1220 來生成結構的與目標特徵對應的輸出影像。舉例

而言，當提供最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 來作為目標特性時，經訓練的可控生成對抗網路（cGAN）1220 可以對應影像的形式生成對應的介電圖案。

【0036】 在一些實施例中，為了提供前述特徵，可控生成對抗網路 1220 可包括三種神經網路結構：鑑別器、生成器及分類器。生成器可接收特定條件的類別標籤向量及雜訊向量來作為輸入，並生成屬於所述類別標籤的虛假影像來作為輸出。然後，鑑別器可對由生成器生成的虛假影像與真實影像進行比較，以計算所述虛假影像為虛假或真實的機率。在訓練過程期間，鑑別器可接收與訓練資料集合相關聯的真實影像及對應類別標籤來作為輸入以及指示所述影像為真實的機率的輸出。分類器可接收訓練資料集合以及自生成器生成的虛假影像及與所述虛假影像對應的類別標籤，並輸出所述虛假影像的類別標籤。下文中將更詳細地闡述使用可控生成對抗網路（cGAN）1220 的訓練過程或影像生成過程的再一個具體實例。

【0037】 I/O 介面 1300 可用於控制與各種使用者介面裝置相關的使用者輸入及/或輸出。舉例而言，I/O 介面 1300 可包括接收使用者輸入的鍵盤及滑鼠及/或向使用者傳送資訊的監視器。用於訓練逆向設計軟體 1250 的目標資料亦可經由 I/O 介面 1300 來提供。另外，I/O 介面 1300 可在逆向設計系統 1000 的訓練或圖案生成操作期間顯示進度或處理結果。

【0038】 儲存器 1400 一般可用作與逆向設計系統 1000 相關聯的

儲存媒體。就此而言，儲存器 1400 可儲存各種應用程式及/或作業系統影像、逆向設計軟體的軟體影像 1440 以及各種資料。另外，儲存器 1400 可根據逆向設計軟體 1250 的操作來儲存及更新經訓練資料 1420。儲存器 1400 可被不同地實施，且可包括記憶卡（多媒體卡（multi media card，MMC）、嵌入式多媒體卡（embedded multi media card，eMMC）、保全數位（secure digital，SD）、微型保全數位（MicroSD）等）、固態驅動機（solid-state drive，SSD）及/或硬碟驅動機（hard disk drive，HDD）中的至少一者。在一些實施例中，儲存器 1400 可包括反及快閃記憶體、反或快閃記憶體、PRAM、MRAM、ReRAM 及/或 FRAM 中的至少一者。

【0039】 系統匯流排 1500 可被不同地實施以對逆向設計系統 1000 的組件（例如，CPU 1100、GPU 1150、RAM 1200、I/O 介面 1300 及儲存器 1400）進行互連。在一些實施例中，系統匯流排 1500 可更包括匯流排仲裁器（bus arbiter）以改善資料管理。

【0040】 根據前述內容，逆向設計系統 1000 可實行逆向設計操作，所述逆向設計操作根據逆向設計軟體 1250 的操作來生成與目標特徵相關聯的輸出影像。具體而言，逆向設計軟體 1250 可使用已利用模擬資料進行訓練的可控生成對抗網路（cGAN）1220 來生成結構圖案的滿足目標特徵的影像。以此種方式，圖 4 所示逆向設計系統 1000 可用於以高速度、改善的準確度及降低的成本來設計具有期望特性的奈米光學裝置的圖案。

【0041】 圖 5 是在一個實例中進一步示出根據本發明概念實施例

的圖 4 所示可控生成對抗網路（cGAN）1220 的方塊圖。此處，可控生成對抗網路（cGAN）1220 包括生成器 1221、鑑別器 1223 及分類器 1225。

【0042】 生成器 1221 被配置成接收隨機（或白色）雜訊 Z 及類別標籤向量（例如，最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ ）並生成虛假影像 1222。然後，虛假影像 1222 可分別由鑑別器 1223 及分類器 1225 評價。為進行生成器 1221 的訓練，由鑑別器 1223 生成的確定結果及由分類器 1225 生成的分類結果被用作回饋資料。實際上，生成器 1221 使用隨機雜訊 Z （例如，隨機雜訊 Z 的一或多個樣本）及類別標籤向量 $\lambda_{\max}$ 來實行訓練，以生成與真實影像實質上相似（或「相同」）的虛假影像。舉例而言，在訓練期間，可將各種權重值（weighting）應用於與生成器 1221 相關聯的神經網路。此外，自與一或多個奈米光學裝置相關的模擬資料導出的類別標籤向量 $\lambda_{\max}$ 以及所述回饋資料可被提供至與生成器 1221 相關聯的神經網路。

【0043】 因此，與生成器 1221 的訓練相關聯的生成器損失函數 L_G 可由以下方程式 1 表達：

[方程式 1]

$$L_G = -\mathbf{E}_{z \sim p_z} D(G(z|y)) + \gamma_t \mathbf{E}_{z \sim p_z} C(G(z|y), y)。$$

【0044】 此處，「 $\mathbf{E}_{z \sim p_z}$ 」是預期值，其中「 $z \sim p_z$ 」表示自雜訊資料分佈提取的隨機雜訊樣本； $D(G(z|y))$ 是鑑別器 1223 確定「 y 」

為真（true）的條件性機率；「 γ_t 」是被初始化為「0」且指示給予生成器輸入類別的適當權重的可訓練變量；且「 $C(G(z|y), y)$ 」表示指示分類器 1225 是否滿足性質「 y 」的條件性機率。

【0045】 在前述條件下，生成器 1221 可用於藉由將所期望的特性「 y 」（例如，類別標籤向量 $\lambda_{\max}$ ）添加至隨機雜訊 Z 的隨機選定樣本來生成虛假影像「 g 」。另外，可在使生成器損失函數 L_G 最小化的方向上訓練生成器 1221。

【0046】 鑑別器 1223 接收由生成器 1221 生成的虛假影像「 g 」，並判斷虛假影像「 g 」是真實影像還是虛假影像。若真實影像 1224 被輸入至鑑別器 1223，則鑑別器 1223 將確定此為真實影像。然而，由鑑別器 1223 辨識的真實與虛假的判斷可相依於所輸入的虛假影像 1222 的準確度（或精度）而變化。以此種方式，可在生成虛假影像 1222 的方向上訓練生成器 1221，進而使得鑑別器 1223 確定虛假影像 1222 是真實的。交替地或另外，鑑別器 1223 可被競爭性地訓練成將由生成器 1221 生成的虛假影像 1222 鑑別為虛假的。

【0047】 因此，與鑑別器 1223 的訓練相關聯的鑑別器損失函數 L_D 可由以下方程式 2 表達：

[方程式 2]

$$L_D = -\mathbf{E}_{x \sim p_{data}} \left[\min(0, -1 + D(x|y)) \right] - \mathbf{E}_{z \sim p_z} \left[\min(0, -1 - D(G(z|y))) \right] + \lambda \mathbf{E}_{x' \sim p_{x'}} \left[\left(\left\| \nabla_{x'} D(x'|y) \right\|_2 - 1 \right)^2 \right] \quad \circ$$

【0048】 此處，「 $x \sim p_{data}$ 」表示自真實資料分佈提取的樣本；「 $z \sim p_z$ 」

表示自雜訊資料分佈提取的雜訊樣本；「 y 」表示與每一樣本對應的類別標籤；「 $x' \sim p_x$ 」表示自均勻分佈提取的模型分佈；且「 λ 」表示梯度懲罰（gradient penalty）的程度。就此而言，與鑑別器 1223 相關聯的神經網路可被訓練成針對鑑別器損失函數 L_D 而將真實資料分類為「1」且將虛假資料分類為「0」。

【0049】 最後，方程式 2 的值「 $\lambda \mathbf{E}_{x' \sim p_{x'}} \left[\left(\left\| \nabla_{x'} D(x'|y) \right\|_2 - 1 \right)^2 \right]$ 」被作為梯度懲罰而提供，以用於使鑑別器的訓練梯度穩定化。因此，可在減小鑑別器損失函數 L_D 的梯度懲罰的方向上獲得訓練結果。亦即，鑑別器 1223 的神經網路權重可在一方向上被訓練，在所述方向上，自鑑別器 1223 輸出的值的誤差斜率 $\nabla_{x'} D(x'|y)$ 不會由於鑑別器損失函數 L_D 的梯度懲罰而顯著不同於「1」。

【0050】 分類器 1225 接收訓練資料集合、自生成器 1221 生成的虛假影像 1222 以及對應的類別標籤向量 $\lambda_{\max}$ 。利用該些輸入，分類器 1225 可對影像的類別標籤進行分類，並輸出對應的分類結果。用於訓練分類器 1225 的分類器損失函數 L_C 可由以下方程式 3 表達：

[方程式 3]

$$L_C = - \mathbf{E}_{x \sim p_{data}} C(x, y)。$$

【0051】 此處，「 $\mathbf{E}_{x \sim p_{data}}$ 」表示預期值，且 $C(x, y)$ 表示指示由生成器 1221 提供的特性「 y 」是否被分類為實際影像「 x 」的條件性機率。分類器 1225 的訓練可在減小分類器損失函數 L_C 的方向上

進行。亦即，分類器 1225 的訓練在提高準確度的方向上進行，而此使得給定的虛假影像 1222 被分類至類別標籤向量 $\lambda_{\max}$ 中。

【0052】 慮及前述可控生成對抗網路（cGAN）1220，本發明概念的某些實施例可提供如作為分類器 1225 的輸出而導出的特徵分類資訊生成器 1221 的輸入。因此，生成器 1221 可包括用作解碼器的反卷積層（deconvolutional layer），而分類器 1225 可包括用作編碼器的卷積層（convolutional layer）。

【0053】 可使用自適應動差估計（Adaptive Moment Estimation，ADAM）最佳化演算法來進一步使可控生成對抗網路（cGAN）1220 的生成器 1221、鑑別器 1223 及分類器 1225 的神經網路變量最佳化。另外，可使用常規理解的「雙時標更新規則（Two Time-scale Update Rule，TTUR）」（在下文中稱為「TTUR」）來選擇訓練率（training rate）。端視 TTUR 的應用而定，可根據更詳細的訓練率而經由若干次迭代（或步驟）來訓練生成器 1221，以更佳地欺騙鑑別器 1223。

【0054】 另外，可應用若干種正規化方法來使可控生成對抗網路（cGAN）1220 的對抗訓練穩定化。舉例而言，如由方程式 1 所示，可應用梯度懲罰來使訓練梯度穩定化。另外，可與生成器 1221 及分類器 1225 相關聯地使用條件性批次正規化（conditional batch normalization）及層正規化（layer normalization）。可在生成器 1221 及鑑別器 1223 中使用譜正規化（spectral normalization）。另外，可使用合葉損失函數（hinge loss function）來使鑑別器 1223 的訓

練穩定化。

【0055】 圖 6 是在一個實例中示出根據本發明概念實施例的訓練圖 4 所示逆向設計系統 1000 的可控生成對抗網路（cGAN）1220 的方法的流程圖。參照圖 6，可使用在奈米光學裝置的設計過程期間累積的模擬資料來開發用於可控生成對抗網路（cGAN）1220 的競爭性訓練的訓練資料集合。

【0056】 因此，可根據提供至逆向設計系統 1000 的模擬資料來訓練鑑別器 1223 及分類器 1225（S110）。舉例而言，可使用模擬資料中與奈米光學裝置相關聯的特性資訊（例如，最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ ）及與所述特性資訊對應的介電圖案資訊來訓練鑑別器 1223 及分類器 1225。

【0057】 此後，可由生成器 1221 生成虛假資料樣本（S120）。此處，生成器 1221 可因應於隨機雜訊（Z）及特性資訊（例如，最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ ）來生成虛假資料樣本。虛假資料樣本可為例如與奈米光學裝置相關聯的介電圖案。另外，生成器 1221 可確定生成誤差（例如，生成器損失函數）。

【0058】 然後，鑑別器 1223 可藉由對由生成器 1221 生成的虛假資料樣本與真實資料樣本（例如，真實介電圖案）進行比較來確定鑑別誤差（例如，鑑別器損失函數）（S130）。此處，當虛假資料樣本與真實資料樣本的確實質上相似而難以恰當辨識為虛假時，鑑別誤差可能具有相對小的值。

【0059】 分類器 1225 可對由生成器 1221 生成的虛假資料樣本進

行分類，以確定特性分類誤差（例如，分類器損失函數）（S140）。

【0060】 然後，生成器 1221、鑑別器 1223 及分類器 1225 可使用生成誤差、鑑別誤差及特性分類誤差來實行競爭性訓練（S150）。此處，可對生成器 1221 及分類器 1225 應用條件性批次正規化及層正規化，以減少訓練時間並提高訓練效能。另外，可對生成器 1221 及鑑別器 1223 的競爭性訓練應用譜正規化。另外，在鑑別器 1223 的訓練中，可使用合葉損失來促進訓練穩定化。

【0061】 圖 7 是在一個實例中示出根據本發明概念實施例的設計奈米光學裝置的方法的流程圖。此處，圖 7 所示方法藉由逆向設計系統 1000 來假定互補金屬氧化物半導體（Complementary Metal Oxide Semiconductor，CMOS）影像感測器的介電圖案的設計。

【0062】 因此，可收集與影像感測器的介電圖案相關的每一波長的透射率資料（S21）。舉例而言，可收集影像感測器的介電圖案的每一波長的模擬資料。介電圖案的每一波長的模擬資料可包括藉由各種實驗及/或裝置測試而獲得的大量資料。

【0063】 然後，可使用模擬資料（例如，各種資料樣本）來實行逆向設計系統 1000 的可控生成對抗網路（cGAN）1220 的訓練（S220）。可針對生成器 1221、鑑別器 1223 及分類器 1225 中的每一者來實行可控生成對抗網路（cGAN）1220 的訓練。舉例而言，可根據圖 6 所示方法進行可控生成對抗網路（cGAN）1220 的訓練。

【0064】 此後，可使用經訓練的可控生成對抗網路（cGAN）1220

來生成介電圖案 (S230)。舉例而言，假定將最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 作為輸入應用於經訓練的可控生成對抗網路 (cGAN) 1220 的生成器 1221，則可生成對應的介電圖案來作為影像。

【0065】 此後，可針對最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 來設計包括介電圖案的 CMOS 影像感測器。就此而言，介電圖案將為所得的 CMOS 影像感測器提供符合最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 的透射率特性。

【0066】 圖 8A、圖 8B 及圖 8C 是示出根據本發明概念實施例的使用可控生成對抗網路 (cGAN) 而生成的介電圖案的特性準確度的相應曲線圖。

【0067】 參照圖 8A，可藉由輸入作為目標特性的為 1000 奈米的最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 、實際模擬結果 C1 及基於卷積層的預測模型的模擬結果 C2 來生成介電圖案 2300。使用可控生成對抗網路 (cGAN) 而設計的介電圖案 2300 的影像樣本的模擬結果表明所述目標特性被準確地表示。

【0068】 參照圖 8B，可藉由輸入作為目標特性的為 1250 奈米的最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 及基於卷積層的預測模型的模擬結果 C4 來生成介電圖案 2310 的實際模擬結果 C3。使用可控生成對抗網路 (cGAN) 而設計的介電圖案 2310 的影像樣本的模擬結果表明所述目標特性被準確地表示。

【0069】 參照圖 8C，可藉由輸入作為目標特性的為 1500 奈米的最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 、實際模擬結果 C5 及基於卷積層的預測模型的模擬結果 C6 來生成介電圖案 2320。使用可控生成對抗網路

（cGAN）而設計的介電圖案 2320 的影像樣本的模擬結果表明所述目標特性被準確地表示。

【0070】 儘管已參照某些所示出的實施例闡述了本發明概念，然而熟習此項技術者應理解，在不背離如由以下申請專利範圍所界定的本發明概念的範圍的條件下，可對其作出各種改變及修改。

【符號說明】

【0071】

- 100：畫素感測器
- 110：微透鏡
- 120：彩色濾光片
- 130：介電層
- 131：基板
- 132、133、134、135、136、137、138、139、2300、2310、2320、PTN：介電圖案
- 140：上部板
- 150：下部板
- 200：目標特性/輸入目標特性
- 300：輸出圖案
- 1000：逆向設計系統
- 1100：中央處理單元（CPU）
- 1150：圖形處理單元（GPU）
- 1200：隨機存取記憶體（RAM）

1220：可控生成對抗網路（cGAN）

1221：生成器

1222、g：虛假影像

1223：鑑別器

1224：真實影像

1225：分類器

1250：逆向設計軟體

1300：輸入/輸出（I/O）介面

1400：儲存器

1420：經訓練資料

1440：軟體影像

1500：系統匯流排

C1、C3、C5：實際模擬結果

C2、C4、C6：模擬結果

H1、H2：高度

HD1：水平方向/第一水平方向

HD2：第二水平方向

Lz：長度

PD：光二極體

S110、S120、S130、S140、S150、S210、S220、S230、S240：

步驟

VD：垂直方向

- x：實際影像
- y：性質/特性
- Z：隨機雜訊
- λ_{in} ：入射光
- λ_{max} ：波長/最大透射率波長/類別標籤向量

【發明申請專利範圍】

【請求項1】 一種逆向設計系統，被配置成設計影像感測器中的結構的圖案，所述逆向設計系統包括：

中央處理單元（CPU）；

隨機存取記憶體（RAM），被配置成加載可控生成對抗網路（cGAN），其中所述可控生成對抗網路能夠由所述中央處理單元執行以生成所述結構的與目標特性對應的影像；以及

輸入/輸出（I/O）介面，被配置成接收用於訓練所述可控生成對抗網路的訓練資料集合、將所述訓練資料集合傳送至所述中央處理單元並輸出由所述可控生成對抗網路生成的所述影像，

其中所述可控生成對抗網路包括生成器、鑑別器及分類器，所述生成器被配置成生成所述結構的虛假影像，所述鑑別器被配置成判斷所述虛假影像是虛假的還是真實的，所述分類器被配置成對與所述虛假影像相關聯且與所述目標特性對應的類別標籤進行分類。

【請求項2】 如請求項1所述的系統，其中所述生成器更被配置成將所述類別標籤與隨機雜訊進行組合，以生成所述虛假影像。

【請求項3】 如請求項1所述的系統，其中所述鑑別器更被配置成因應於鑑別器損失函數而進行操作，所述鑑別器損失函數包括梯度懲罰以在所述可控生成對抗網路的訓練期間使權重穩定化。

【請求項4】 如請求項1所述的系統，其中所述分類器更被配置成生成所述虛假影像的分類結果，且

所述分類結果是在所述生成器的訓練期間應用於所述生成器的回饋資料。

【請求項5】 如請求項 1 所述的系統，其中所述生成器及所述鑑別器中的至少一者是使用條件性批次正規化及層正規化中的至少一者來訓練。

【請求項6】 如請求項 1 所述的系統，其中所述生成器及所述鑑別器中的至少一者是使用譜正規化來訓練。

【請求項7】 如請求項 6 所述的系統，其中所述鑑別器是使用合葉損失函數來訓練。

【請求項8】 如請求項 1 所述的系統，其中所述結構是在所述影像感測器的介電層中形成的介電圖案，且所述目標特性是所述介電層的最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 。

【請求項9】 一種使用可控生成對抗網路（cGAN）來訓練逆向設計系統的方法，其中所述逆向設計系統由電腦系統驅動、接收目標特性並生成奈米光學裝置的結構圖案，所述方法包括：

使用與所述奈米光學裝置相關聯的模擬資料來訓練所述可控生成對抗網路的鑑別器及分類器；

藉由對所述目標特性與隨機雜訊進行組合而使用所述可控生成對抗網路的生成器來生成所述結構圖案的虛假影像；

藉由將所述虛假影像提供至所述鑑別器來計算鑑別誤差，所述鑑別誤差用於判斷所述虛假影像是真實的還是虛假的；

藉由將所述虛假影像提供至所述分類器來確定所述虛假影像

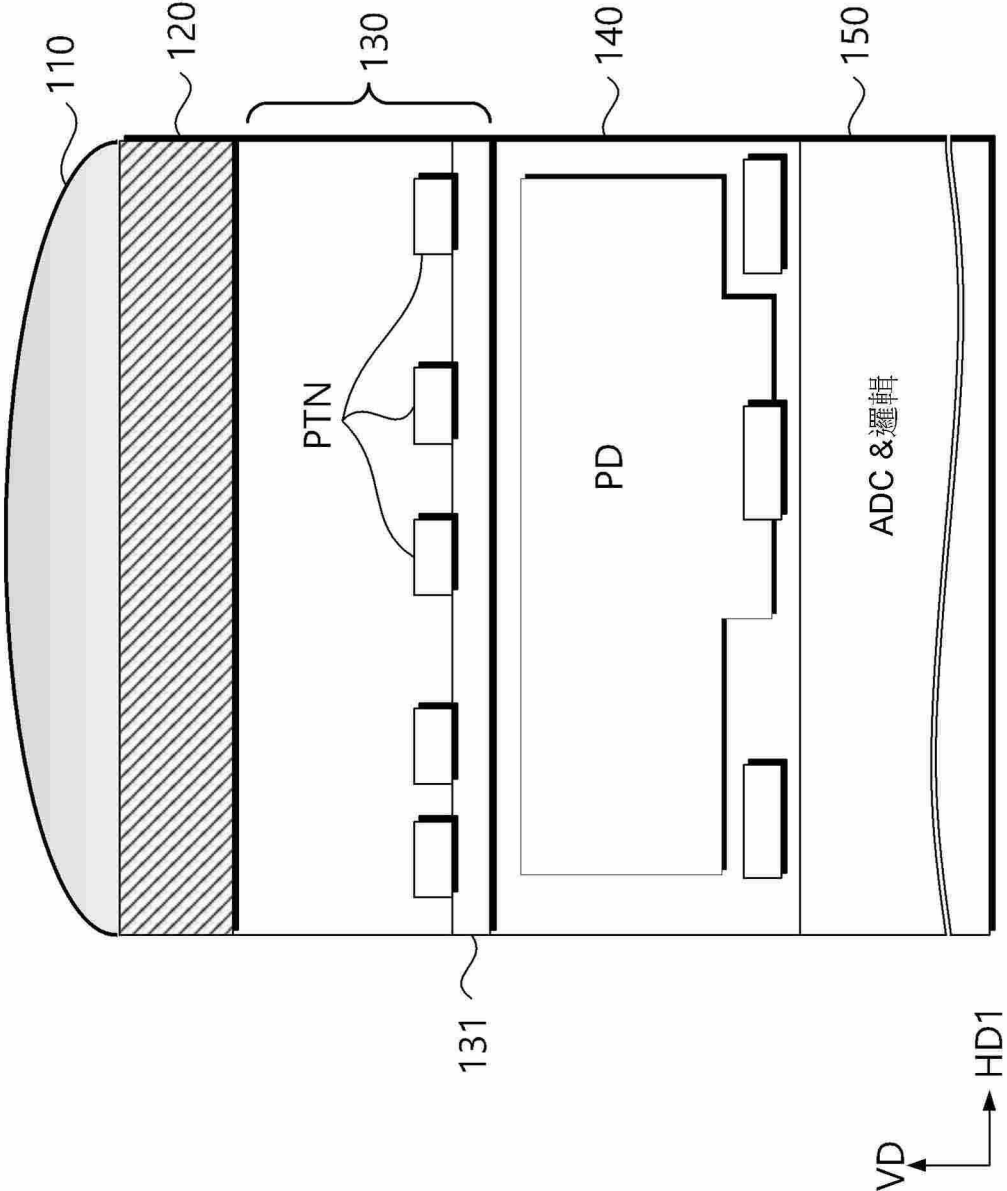
的特性分類誤差；以及

參考所述鑑別誤差及所述特性分類誤差來競爭性地訓練所述生成器、所述鑑別器及所述分類器。

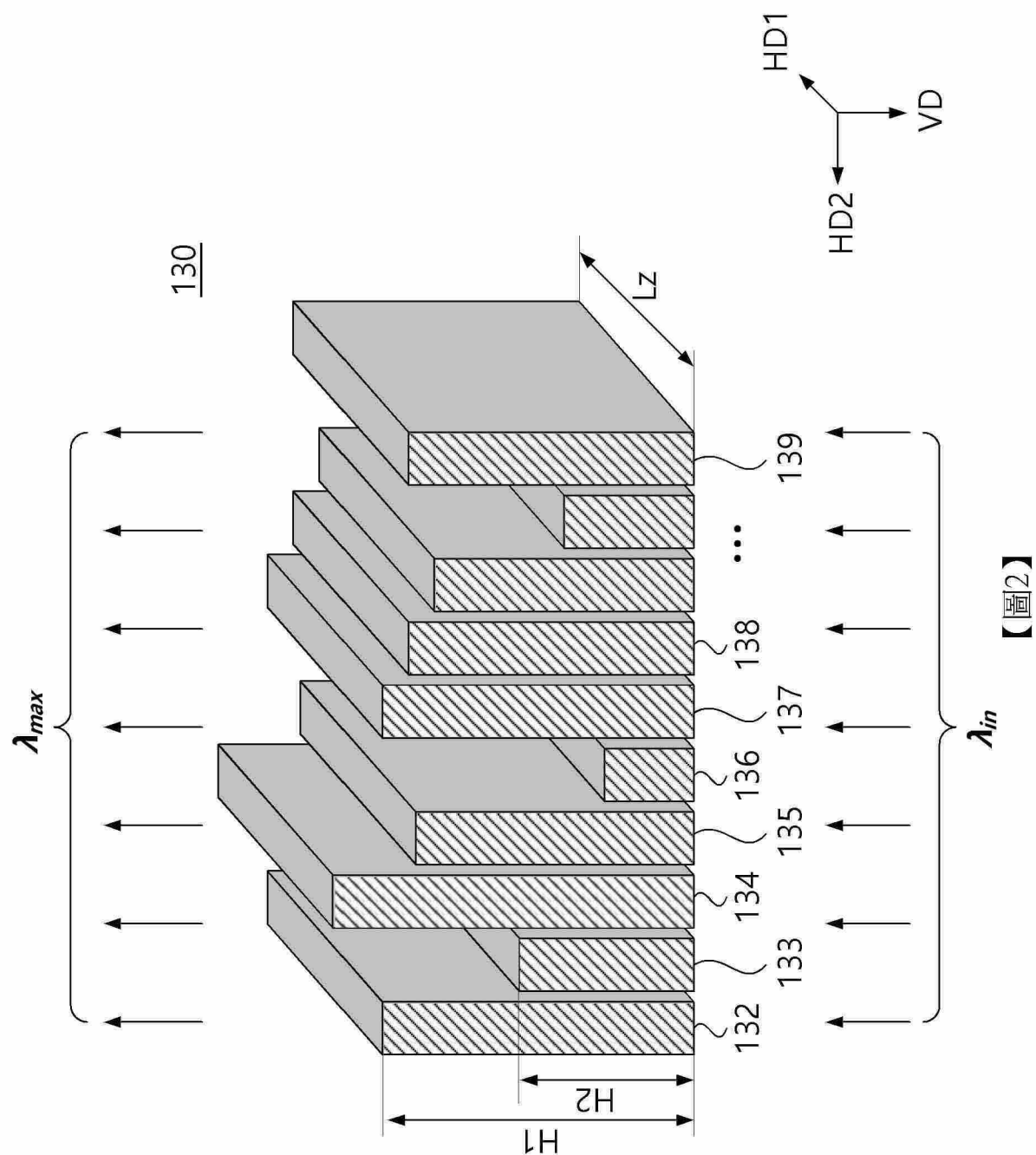
【請求項10】 如請求項 9 所述的方法，其中所述結構圖案是在所述奈米光學裝置的介電層中形成的介電圖案。

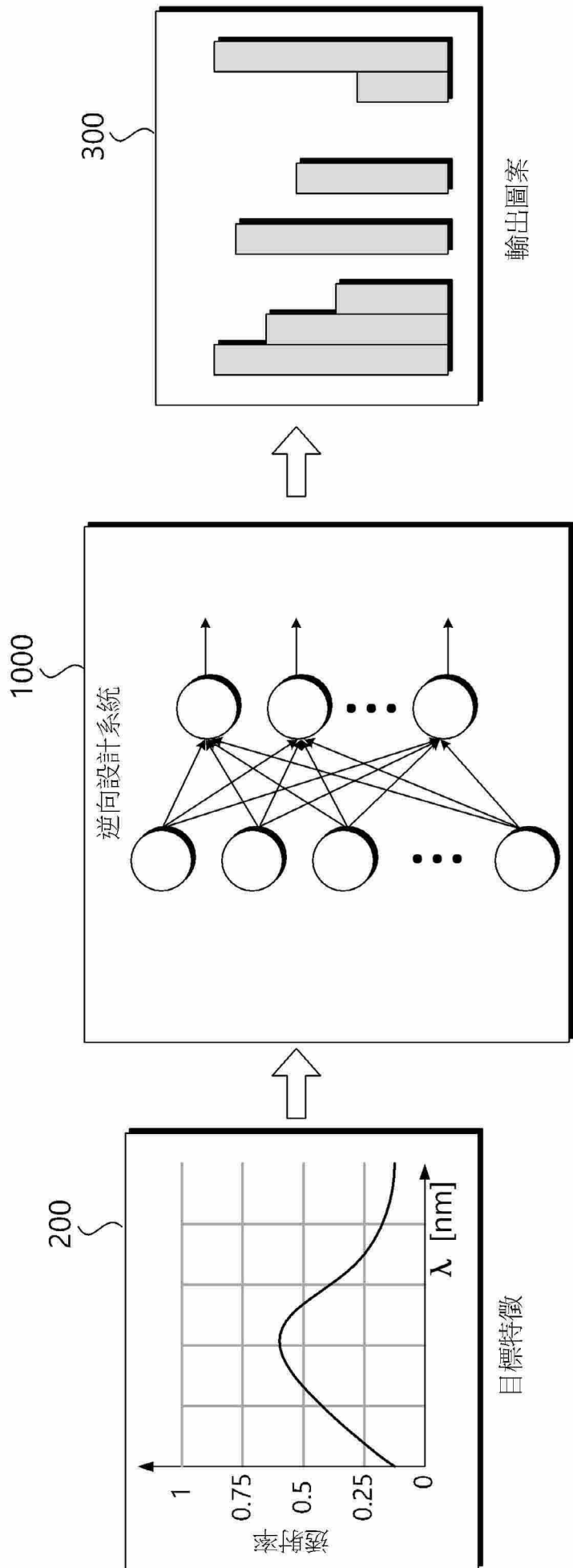
【發明圖式】

100

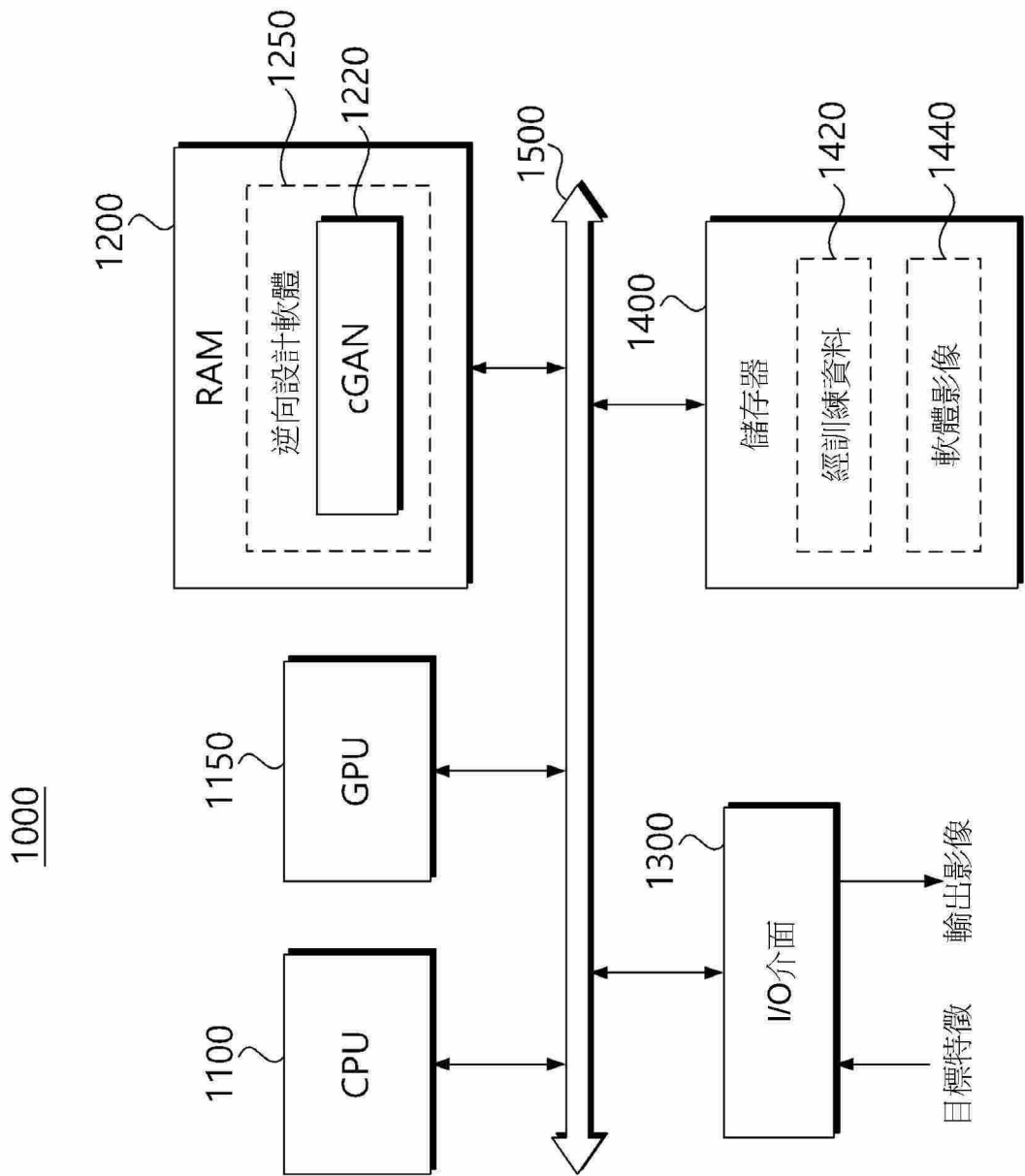


【圖1】

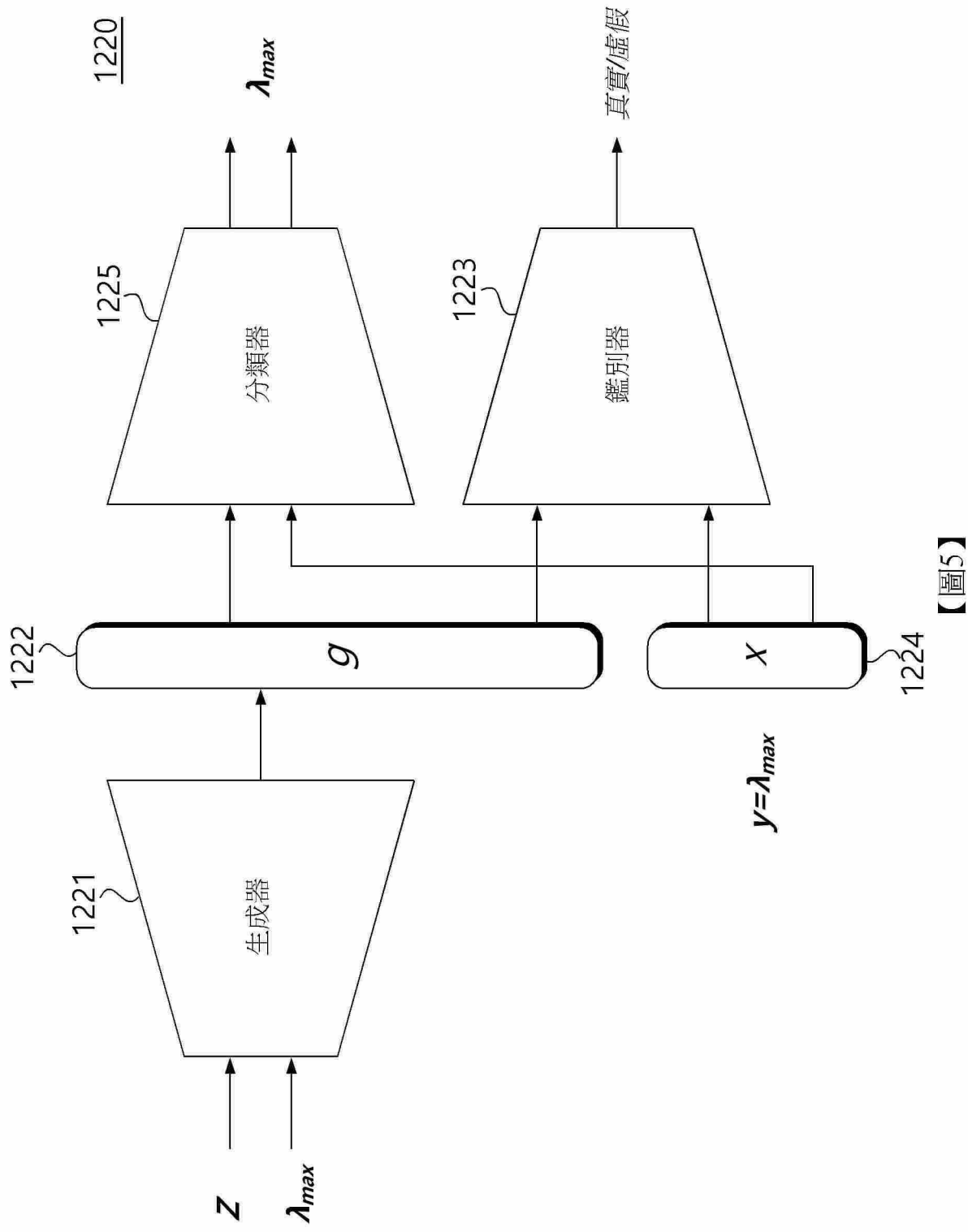




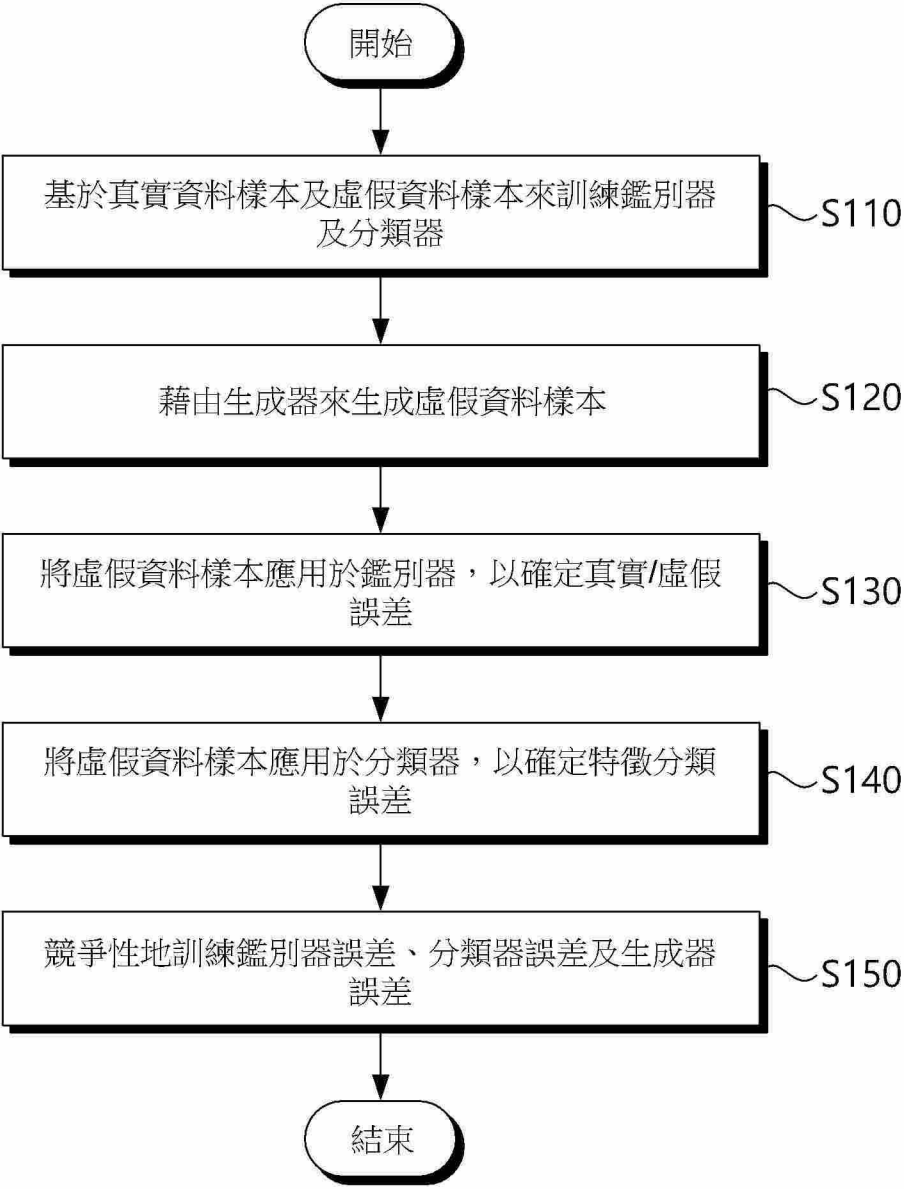
【圖3】



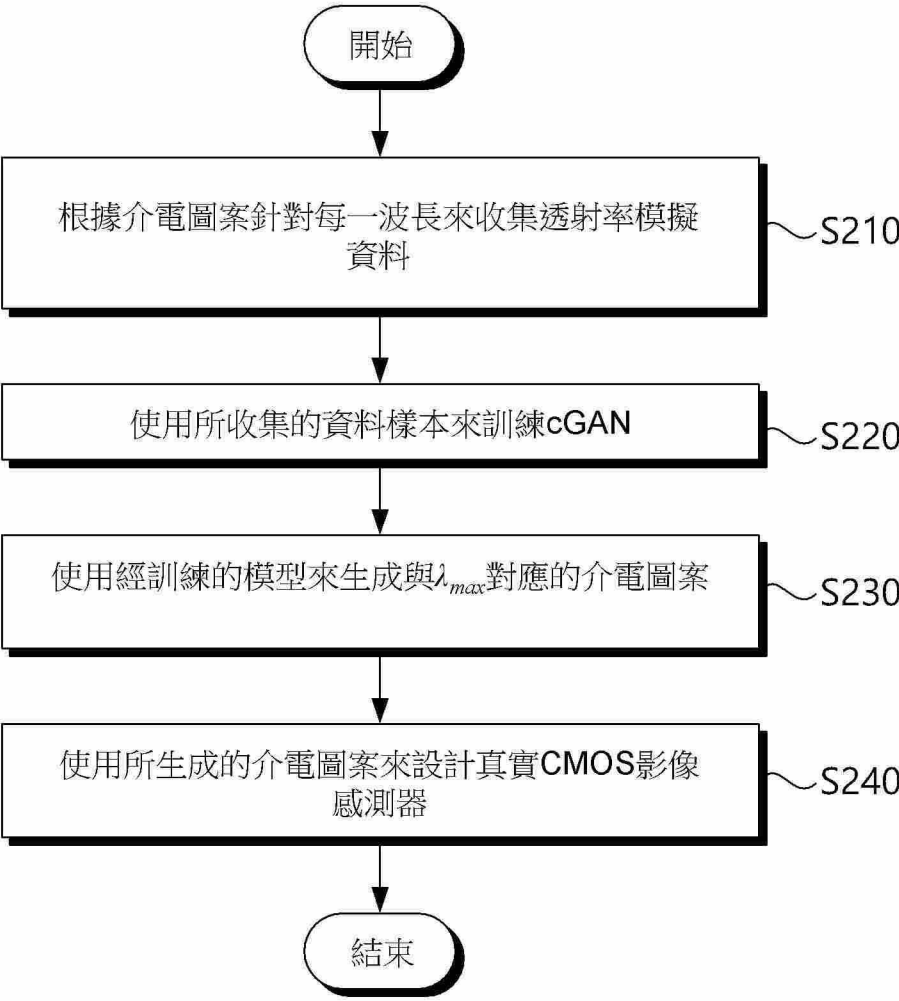
【圖4】



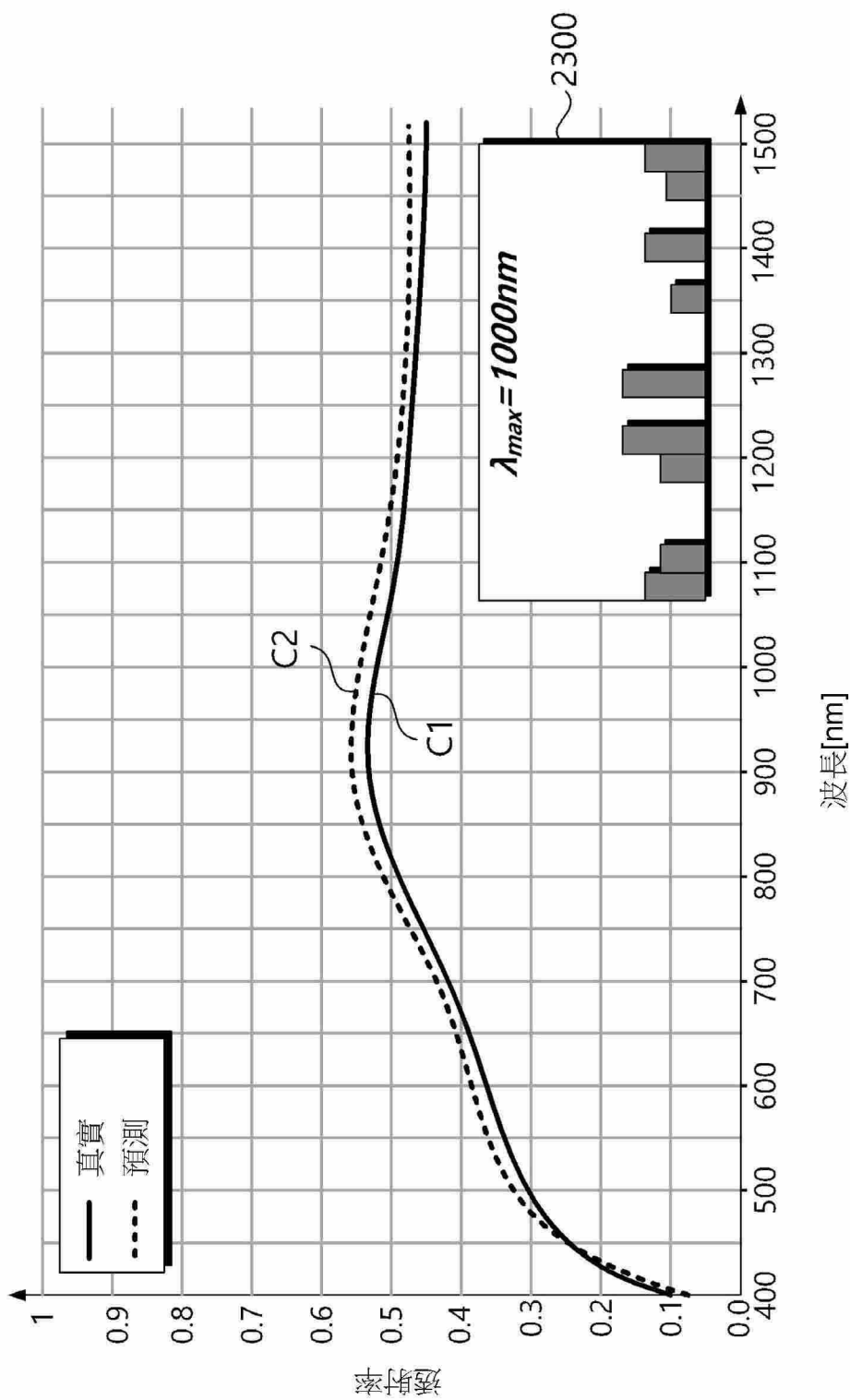
【圖5】



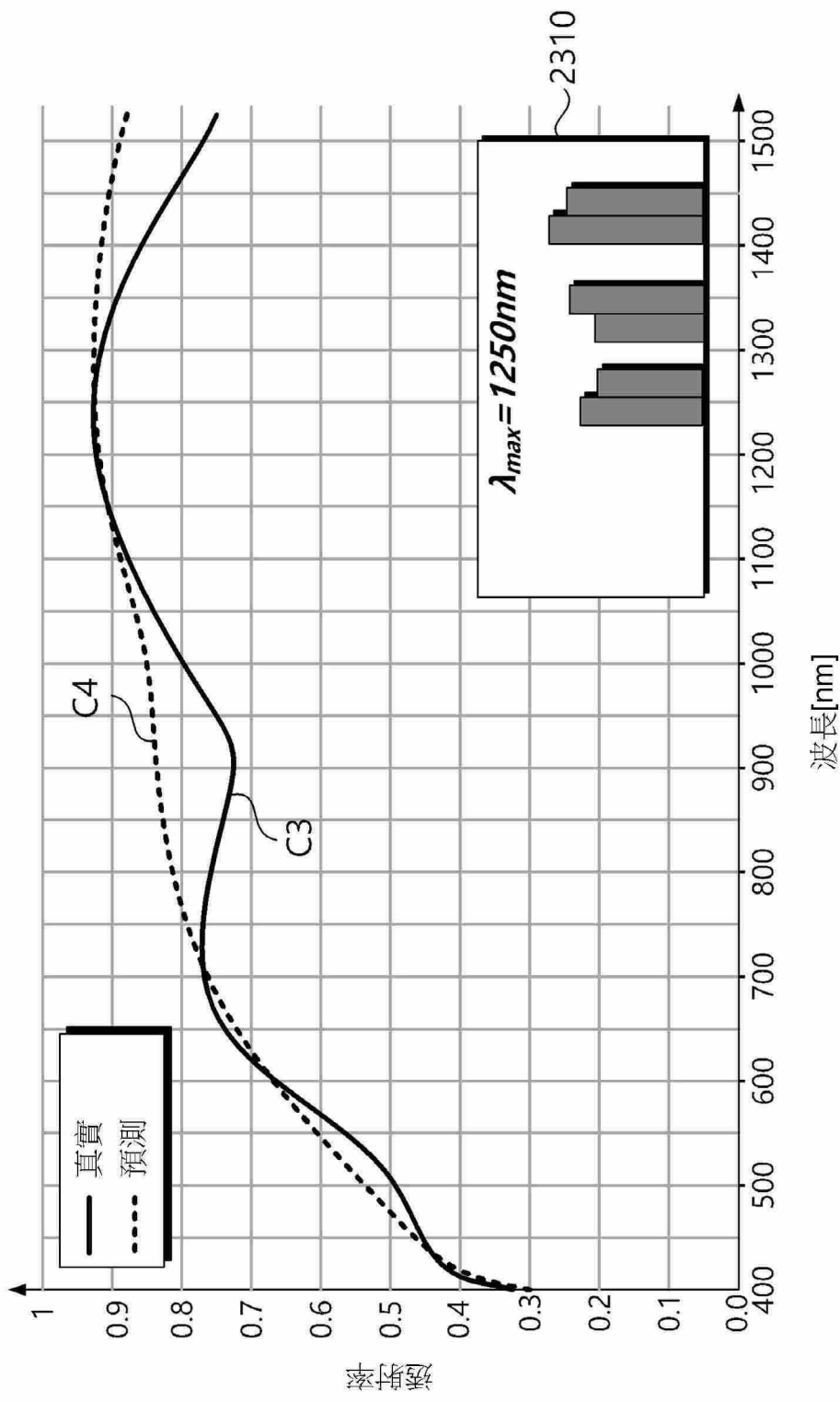
【圖6】



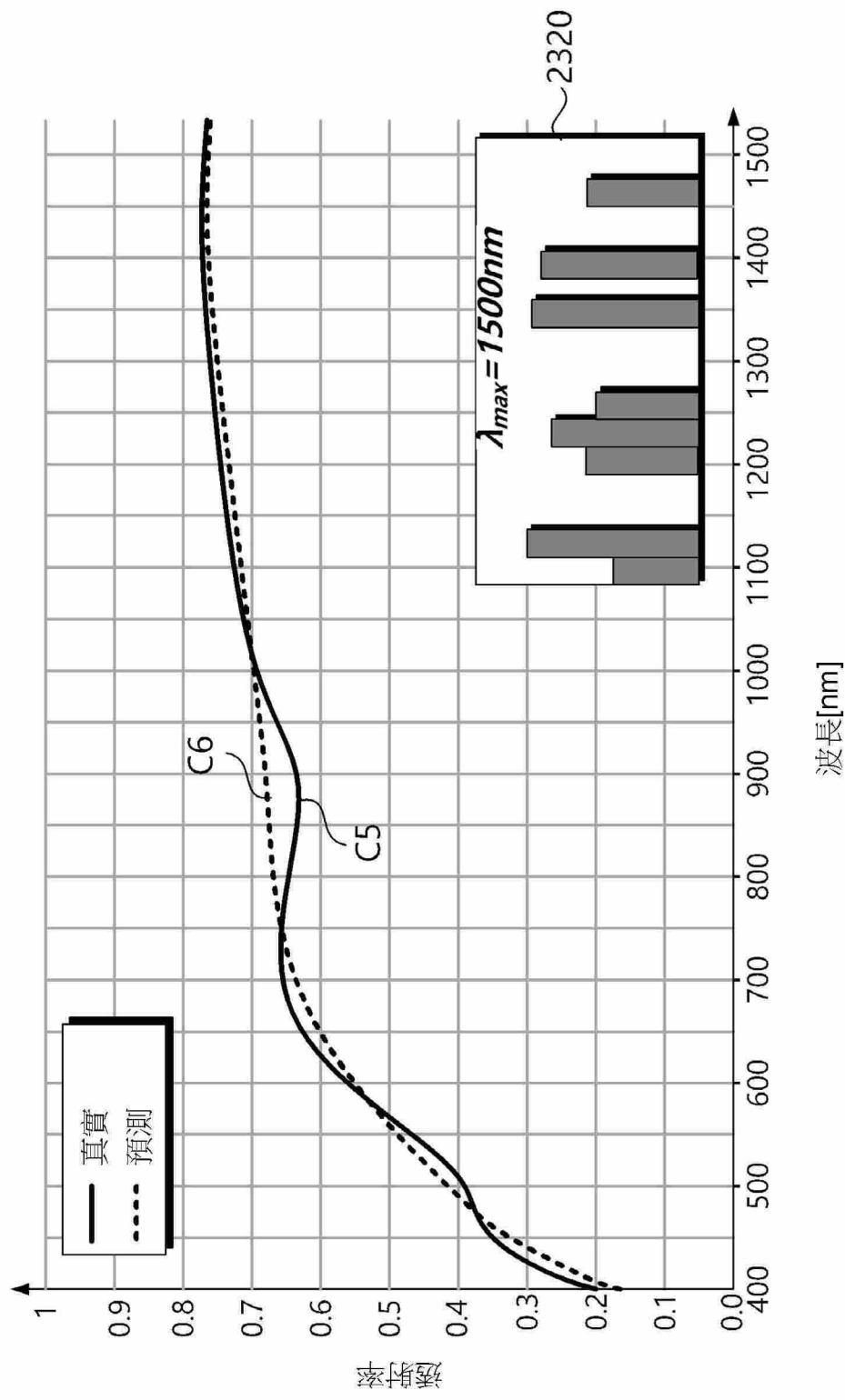
【圖7】



【圖8A】



【圖8B】



【圖8C】



【發明摘要】

【中文發明名稱】 逆向設計系統及其訓練方法

【英文發明名稱】 INVERSE DESIGN SYSTEM AND TRAINING
METHOD THEREOF

【中文】一種逆向設計系統被配置成設計影像感測器中的結構的圖案。所述逆向設計系統可包括中央處理單元（CPU）、隨機存取記憶體（RAM）及輸入/輸出（I/O）介面，所述RAM加載可控生成對抗網路（cGAN），其中cGAN可由CPU執行以生成所述結構的與目標特性對應的影像，所述I/O介面接收用於訓練cGAN的訓練資料集合、將訓練資料集合傳送至CPU並輸出由cGAN生成的影像。cGAN包括生成器、鑑別器及分類器，所述生成器生成所述結構的虛假影像，所述鑑別器判斷所述虛假影像是虛假的還是真實的，所述分類器對與虛假影像相關聯且與目標特性對應的類別標籤進行分類。

【英文】 An inverse design system is configured to design a pattern of a structure in an image sensor. The inverse design system may include; a CPU, a RAM loading a controllable Generative Adversarial Network (cGAN), wherein the cGAN is executable by the CPU to generate an image of the structure corresponding to a target characteristic, and an I/O interface receiving a training data

set used to train the cGAN, communicating the training data set to the CPU, and outputting the image generated by the cGAN. The cGAN includes a generator generating a fake image of the structure, a discriminator determining whether the fake image is fake or real, and a classifier classifying a class label associated with the fake image and corresponding to the target characteristic.

【指定代表圖】圖 5。

【代表圖之符號簡單說明】

1220：可控生成對抗網路（cGAN）

1221：生成器

1222、g：虛假影像

1223：鑑別器

1224：真實影像

1225：分類器

x：實際影像

y：性質/特性

Z：隨機雜訊

$\lambda_{\max}$ ：波長/最大透射率波長/類別標籤向量

【特徵化學式】

無

【發明說明書】

【中文發明名稱】 逆向設計系統及其訓練方法

【英文發明名稱】 INVERSE DESIGN SYSTEM AND TRAINING
METHOD THEREOF

【技術領域】

【0001】 本發明概念的實施例大體而言是有關於機器學習系統，且更具體而言，是有關於可用於使用生成等位基因神經網路（generative allele neural network）來設計奈米光學裝置的逆向設計系統。本發明概念的實施例亦是有關於與前述逆向設計系統相關聯的訓練及設計方法。

[相關申請案的交叉參考]

【0002】 本申請案主張於 2022 年 6 月 15 日在韓國智慧財產局提出申請的韓國專利申請案第 10-2022-0072603 號的優先權，所述韓國專利申請案的標的物全文併入本案供參考。

【先前技術】

【0003】 逆向設計可被理解為基於表現出所期望物理性質的適當結構的物理性質及/或功能使用最佳化方法來設計所述結構的過程。因此，在奈米光學領域，逆向設計可被理解為設計表現出所期望光學性質的奈米光學結構的過程。在奈米光學領域中，已對逆向設計進行了研究，此乃因逆向設計使得能夠藉由應用例如拓撲最佳化（topology optimization）等各種最佳化方法來達成非直

觀的光學結構設計。

【0004】 隨著基於資料的深度學習技術近來的發展，正在積極進行使用深度學習來預測奈米光學結構的特性的研究。早期的方式往往藉由使用遺傳演算法（genetic algorithm）及深度學習模型預測各種奈米光學結構的特性來辨識表現出所期望特性的光學裝置設計。然而，對於每一迭代，此種方式必須集中於一預定目標特徵，而不幸的是，此種要求會增加計算時間及對應的成本。

【發明內容】

【0005】 本發明概念的實施例提供一種基於可控生成對抗網路（cGAN）的生成模型，所述 cGAN 能夠基於模擬資料來高效地設計表現出所期望特性的奈米光學裝置。本發明概念的實施例亦提供能夠使用 cGAN 來設計與奈米光學裝置相關聯的結構圖案的逆向設計方法。本發明概念的實施例亦提供針對各種目標特性使用 cGAN 來訓練逆向設計系統以生成與奈米光學裝置相關聯的結構圖案的方法。

【0006】 在一些實施例中，本發明概念提供一種逆向設計系統，所述逆向設計系統被配置成設計影像感測器中的結構的圖案。所述逆向設計系統包括：中央處理單元（central processing unit, CPU）、隨機存取記憶體（random access memory, RAM）及輸入/輸出（input/output, I/O）介面，所述 RAM 被配置成加載可控生成對抗網路（controllable Generative Adversarial Network, cGAN），其中 cGAN 可由 CPU 執行以生成所述結構的與目標特性對應的影像，

所述 I/O 介面被配置成接收用於訓練 cGAN 的訓練資料集合 (training data set)、將訓練資料集合傳送至 CPU 並輸出由 cGAN 生成的影像。cGAN 包括生成器、鑑別器及分類器，所述生成器被配置成生成所述結構的虛假影像 (fake image)，所述鑑別器被配置成判斷所述虛假影像是虛假的還是真實的，所述分類器被配置成對與所述虛假影像相關聯且與所述目標特性對應的類別標籤 (class label) 進行分類。

【0007】 在一些實施例中，本發明概念提供一種使用可控生成對抗網路 (cGAN) 來訓練逆向設計系統的方法，其中逆向設計系統由電腦系統驅動、接收目標特性並生成奈米光學裝置的結構圖案。所述方法包括：使用與奈米光學裝置相關聯的模擬資料來訓練 cGAN 的鑑別器及分類器；藉由對目標特性與隨機雜訊進行組合而使用 cGAN 的生成器來生成結構圖案的虛假影像；藉由將虛假影像提供至鑑別器來計算鑑別誤差 (discrimination error)，所述鑑別誤差用於判斷所述虛假影像是真實的還是虛假的；藉由將虛假影像提供至分類器來確定所述虛假影像的特性分類誤差 (characteristic classification error)；以及參考鑑別誤差及特性分類誤差來競爭性地訓練生成器、鑑別器及分類器。

【0008】 在一些實施例中，本發明概念提供一種使用可控生成對抗網路 (cGAN) 來設計影像感測器的介電圖案的逆向設計方法。所述方法包括：收集與和介電圖案相關的多個波長之中的每一波長的透射率 (transmittance) 相關的模擬資料；使用所述模擬資料

來訓練基於在計算系統中驅動的 cGAN 的生成模型，以提供經訓練生成模型 (trained generation model)；藉由向經訓練生成模型輸入最大透射率波長來生成介電圖案影像；以及根據介電圖案影像來設計包括介電圖案的影像感測器。

【圖式簡單說明】

【0009】

藉由結合附圖來考量以下說明，可理解本發明概念的各種優點、有益效果及特徵以及製作及用途，在附圖中：

圖 1 是示出作為可使用根據本發明概念實施例的逆向設計系統及方法來設計的一系列奈米光學裝置的實例的畫素感測器的剖視圖。

圖 2 是在一個實例中進一步示出圖 1 所示介電層的概念圖。

圖 3 是大體地示出使用根據本發明概念實施例的逆向設計系統的方式的概念圖。

圖 4 是在一個實例中示出根據本發明概念實施例的逆向設計系統的方塊圖。

圖 5 是示出根據本發明概念實施例的可控生成對抗網路 (cGAN) 的概念方塊圖。

圖 6 是在一個實例中示出根據本發明概念實施例的訓練可控生成對抗網路 (cGAN) 的方法的流程圖。

圖 7 是在一個實例中示出根據本發明概念實施例的設計奈米光學裝置的方法的流程圖。

圖 8A、圖 8B 及圖 8C 是示出根據本發明概念實施例的使用可控生成對抗網路（cGAN）而生成的介電圖案的特性反映準確度的相應曲線圖。

【實施方式】

【0010】 在書面說明通篇及所有圖式中，相同的參考編號及標籤用於表示相同或相似的元件、組件、特徵及/或方法步驟。

【0011】 在下文呈現的某些所示出的實施例中，畫素感測器被闡述為容易受到本發明概念的有益效果的影響的各種各樣的奈米光學裝置的一個實例。然而，熟習此項技術者應理解，本發明概念的範圍不僅限於所示出的實施例。

【0012】 圖 1 是示出依據根據本發明概念實施例的逆向設計方法而設計的畫素感測器的剖視圖。參照圖 1，畫素感測器 100 可包括在垂直方向上彼此堆疊（例如，在垂直方向 VD 上）的一定數目個板結構（plate structure），其中每一板結構主要在水平方向（例如，HD1）上延伸。此處，每一板結構一般可與一或多個元件、組件及/或特徵相關聯。舉例而言，畫素感測器 100 可包括堆疊於彩色濾光片（color filter）120 上的微透鏡 110，其中彩色濾光片 120 堆疊於介電層 130 上。介電層 130 在垂直方向上堆疊於上部板（upper plate）140 上，而上部板 140 又在垂直方向上堆疊於下部板（lower plate）150 上。

【0013】 微透鏡 110 可用於收集自外部源接收的電磁能量（在下文中稱為「入射光」）（或對其進行聚焦）。所收集的入射光然後可

被傳送（或傳遞）至彩色濾光片 120。在一些實施例中，微透鏡 110 可包括氮化矽（SiN）膜及/或氧化矽（SiO₂）膜。

【0014】 彩色濾光片 120 可充當選擇性地阻擋入射光的除了預定波長以外的部分以僅傳遞入射光的所期望部分（例如，可見光）的濾光片。因此，彩色濾光片 120 可被實施為僅傳遞紅光的紅色濾光片、僅傳遞綠光的綠色濾光片或僅傳遞藍光的藍色濾光片中的任一者。交替地，彩色濾光片 120 可包括青色濾光片、黃色濾光片及品紅色濾光片中的任一者。

【0015】 介電層 130 形成於彩色濾光片 120 與上部板 140 的光二極體（photodiode）PD 之間。此處，介電層 130 可將由彩色濾光片 120 選擇的光傳遞至光二極體 PD。介電層 130 可包括氧化矽膜及/或氮化矽膜。在一些實施例中，介電層 130 可包括基板 131 及形成於基板 131 上的介電圖案（PTN）。舉例而言，基板 131 可由矽（Si）基板形成，且介電圖案 PTN 可由氧化矽膜形成。然而，介電層 130 的配置可根據設計而變化。

【0016】 介電層 130 的透光特性可很大程度上由介電層 130 的介電圖案 PTN 決定。亦即，由介電層 130 傳遞的光的特性（例如，強度及波長）由圖案形狀的物理尺寸、圖案形狀的厚度等決定。舉例而言，特定類型的介電圖案 PTN 可對應於所期望波長（例如，600 奈米）或頻寬的最大透射率。如將在下文中更詳細地闡述，對應的介電圖案 PTN 可根據由可控生成對抗網路（cGAN）生成的影像來獲得。就此而言，由 cGAN 生成的「影像」可被不同地表

達為圖案資訊（或資料）、影像資訊、圖案影像、結構圖案資訊、定義結構的物理尺寸的資料結構等。

【0017】 上部板 140 上可形成有與畫素感測器 100 相關聯的各種元件及/或組件（例如光二極體 PD、浮置擴散區 FD 及相關的電晶體）。此處，光二極體 PD 可包含有機材料、量子點（quantum dot，QD）、非晶矽（amorphous Si，a-Si）及半導體材料（例如，薄膜材料）中的至少一者。累積於光二極體 PD 中的光電荷可經由例如通孔（via）以及轉移電晶體 TX 等結構選擇性地轉移至浮置擴散區 FD。

【0018】 下部板 150 上可形成有包括與畫素感測器相關聯的類比至數位轉換器（analog-to-digital converter，ADC）的各種邏輯電路。

【0019】 應特別注意，上述畫素感測器 100 可包括利用由計算系統使用 cGAN 而達成的逆向工程方式（reverse-engineering approach）來設計的介電圖案 PTN。因此，當介電層 130 的所期望透射率特性被應用於（或輸入至）計算系統時，可以對應影像的形式生成能夠提供所期望透射率特性的介電圖案 PTN。應進一步注意，此種逆向設計方法不僅可應用於介電層 130 的設計，而且亦可應用於彩色濾光片 120 或各種其他奈米光學裝置的設計。

【0020】 圖 2 是示出圖 1 所示介電層 130 的示例性結構的概念圖。參照圖 1 及圖 2，介電層 130 可包括基板 131 及形成於基板 131 的上表面及/或下表面上的介電圖案 132、133、134、135、136、

137、138 及 139（在下文中稱為「介電圖案 132 至 139」）。

【0021】 基板 131 可包含矽（Si），且在圖 2 中，假定介電圖案 132 至 139（例如，氧化矽膜）分別形成於基板 131 的上表面上。介電圖案 132 至 139 中的每一者可被形成為條形狀（bar shape），所述條形狀具有在第一水平方向 HD1 上延伸的相應長度「Lz」及在垂直方向 VD 上延伸的相應高度「H」（例如，H1 及 H2）。儘管圖 2 所示介電圖案 132 至 139 被示出為具有條形狀，然而介電圖案 132 至 139 可具有例如同心圓或正方形等各種三維形狀。另外，介電圖案 132 至 139 中的每一者在第二水平方向 HD2 上的厚度可根據設計而變化。

【0022】 入射光 λ_{in} 之中具有最大透射率的波長 λ_{max} 可根據介電圖案 132 至 139 的形狀而變化。對每一波長的透射率的選擇是根據介電圖案 132 至 139 的形狀來確定。因此，當設計奈米光學裝置時，介電圖案 132 至 139 的與所期望的最大透射率波長 λ_{max} 對應的形狀是藉由專門知識（know-how）及/或試誤（trial and error）來獲得。然而，根據符合本發明概念實施例的逆向設計方法，可藉由可控生成對抗網路（cGAN）來有效地且成本高效地以高速度生成介電圖案 132 至 137 的與所期望的最大透射率波長 λ_{max} 對應的形狀。

【0023】 為此，可藉由與介電圖案 132 至 139 的可能形狀相關聯的透射率模擬資料來訓練根據本發明概念實施例的能夠驅動 cGAN 的計算系統。此後，當使用經訓練的可控生成對抗網路

(cGAN) 時，可針對所期望的最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 來獲得與最佳的介電圖案 132 至 139 對應的一或多個影像。

【0024】 圖 3 是大體地示出符合本發明概念實施例的方法方式的概念圖。參照圖 3，可使用逆向設計系統 1000 來生成與輸入目標特性 200 對應的輸出圖案 300。

【0025】 對圖 1 及圖 2 所示工作實例進行延伸，輸入目標特性 200 可為與欲設計的結構相關聯的最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 。亦即，目標特性 200 可對應於在影像感測器的介電層上形成的介電圖案的波長選擇特性。然而，可利用各種特性以及最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 來提供目標特性 200。舉例而言，可使用截止波長特性 (cutoff wavelength characteristic) 或各種物理特性來作為目標特性 200。

【0026】 逆向設計系統 1000 可生成與輸入目標特性 200 對應的影像。為此，逆向設計系統 1000 可基於可控生成對抗網路(cGAN)來進行操作。此處，舉例而言，本發明概念所設想的可控生成對抗網路(cGAN)可包括鑑別器、生成器及分類器，其中鑑別器、生成器及分類器可用於基於裝置設計樣本及特性資訊來競爭性地實行訓練。此外，就此而言，可在訓練之後使用可控生成對抗網路(cGAN)來生成具有目標特徵的結構設計或結構圖案。在下文中將更詳細地闡述可控生成對抗網路(cGAN)的示例性訓練程序及藉由經訓練的可控生成對抗網路(cGAN)來生成具有目標特性的結構的方法。

【0027】 圖 4 是示出根據本發明概念實施例的可用於實施逆向設

計系統 1000 的一個實例性硬體的方塊圖。參照圖 4，逆向設計系統 1000 可包括中央處理單元(CPU)1100、圖形處理單元(Graphics Processing Unit，GPU) 1150、隨機存取記憶體 (RAM) 1200、輸入/輸出(I/O)介面 1300、儲存器 1400 及系統匯流排 1500。此處，根據本發明概念的實施例，逆向設計系統 1000 可被配置為用於執行可控生成對抗網路 cGAN 模型的專用裝置。交替地，逆向設計系統 1000 可為運行例如技術電腦輔助設計 (Technology Computer-Aided Design，TCAD) 或電子電腦輔助設計 (Electronic Computer- Aided Design，ECAD) 等設計或模擬程式的電腦或工作站。

【0028】 CPU 1100 可用於執行與逆向設計系統 1000 的操作相關聯的例如應用程式、作業系統及裝置驅動器等各種軟體。舉例而言，CPU 1100 可執行加載至 RAM 1200 中的作業系統 OS 以及使用作業系統 OS 的一或多個應用程式。就此而言，CPU 1100 可執行加載至 RAM 1200 中的逆向設計軟體 1250。

【0029】 此處，舉例而言，逆向設計軟體 1250 可包括與包括鑑別器、生成器及分類器的神經網路結構相關聯的可控生成對抗網路 (cGAN)。CPU 1100 可藉由與 GPU 1150 一起驅動逆向設計軟體 1250 來訓練可控生成對抗網路 (cGAN)，下文中更詳細地闡述其實例。另外，CPU 1100 可生成與藉由經訓練的可控生成對抗網路 (cGAN) 而輸入的目標特性對應的輸出圖案或輸出影像。

【0030】 GPU 1150 可用於執行各種圖形操作或平行處理操作。

就此而言，假定 GPU 1150 具有使得能夠高效且高速度地重複執行平行操作的有利結構。在一些實施例中，GPU 1150 可為通用 GPU（general purpose GPU，GPGPU）。除了視訊編碼以外，GPGPU 亦可用於實行通常與分子結構分析、加密分析及天氣預測分析等相關聯的各種操作。就此而言，圖 4 所示 GPU 1150 應能夠實行與可控生成對抗網路（cGAN）相關的高效訓練（或建模）操作。

【0031】 作業系統 OS 及/或各種應用程式可儲存於 RAM 1200 中。亦即，當逆向設計系統 1000 被初始引導時，儲存於儲存器 1400 中的 OS 影像將根據引導順序（booting sequence）而加載至 RAM 1200 中。作業系統 OS 可支援與逆向設計系統 1000 相關聯的某些 I/O 操作。相似地，應用程式可加載至 RAM 1200 中，其中使用者可選擇所述各種應用程式。具體而言，逆向設計軟體 1250 將被自儲存器 1400 加載至 RAM 1200 中。

【0032】 此處，RAM 1200 可使用例如靜態 RAM（static RAM，SRAM）及/或動態 RAM（dynamic RAM，DRAM）等揮發性記憶體及/或例如相變 RAM（Phase-change RAM，PRAM）、磁性 RAM（magnetic RAM，MRAM）、電阻式 RAM（resistive RAM，ReRAM）、鐵磁式 RAM（ferromagnetic RAM，FRAM）及快閃記憶體（例如，反及（NAND）快閃或反或（NOR）快閃）等非揮發性記憶體來實施。

【0033】 在前述示例性配置中，逆向設計軟體 1250 支援使用可控生成對抗網路（cGAN）1220 的逆向設計方法。舉例而言，可使

用與一或多個奈米光學裝置及/或和所述一或多個奈米光學裝置相關聯的結構及/或圖案相關的相對大量的模擬資料（在下文中稱為「模擬資料」）來訓練針對逆向設計軟體 1250 而使用的可控生成對抗網路（cGAN）。應進一步注意，模擬資料可包括針對與所述一或多個奈米光學裝置及/或和所述一或多個奈米光學裝置相關聯的結構及/或圖案相關聯的虛假影像與真實影像二者而取得的資料樣本。亦即，與設計圖 1 及圖 2 所示介電層 130 的介電圖案相關聯的大量模擬資料可用於訓練可控生成對抗網路（cGAN）1220 以及 cGAN 1220 的各種組件。

【0034】 模擬資料的性質、組成及大小可根據應用及設計而變化，但將包括與例如特定介電圖案的最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 及/或截止波長等一或多種物理性質相關的某些資料。因此，模擬資料包括可藉由模擬來表徵的相對大量的介電圖案的特性資料。另外，模擬資料亦可包括與圖 1 所示彩色濾光片 120 以及元透鏡（meta lens）、元稜鏡（meta prism）等相關的特性資訊。

【0035】 當可控生成對抗網路（cGAN）1220 已被充分訓練時，CPU 1100 可生成與經由 I/O 介面 1300 而輸入的目標特徵對應的輸出影像。亦即，CPU 1100 可使用經訓練的可控生成對抗網路（cGAN）1220 來生成結構的與目標特徵對應的輸出影像。舉例而言，當提供最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 來作為目標特性時，經訓練的可控生成對抗網路（cGAN）1220 可以對應影像的形式生成對應的介電圖案。

【0036】 在一些實施例中，為了提供前述特徵，可控生成對抗網

路 1220 可包括三種神經網路結構：鑑別器、生成器及分類器。生成器可接收特定條件的類別標籤向量及雜訊向量來作為輸入，並生成屬於所述類別標籤的虛假影像來作為輸出。然後，鑑別器可對由生成器生成的虛假影像與真實影像進行比較，以計算所述虛假影像為虛假或真實的機率。在訓練過程期間，鑑別器可接收與訓練資料集合相關聯的真實影像及對應類別標籤來作為輸入以及指示所述影像為真實的機率的輸出。分類器可接收訓練資料集合以及自生成器生成的虛假影像及與所述虛假影像對應的類別標籤，並輸出所述虛假影像的類別標籤。下文中將更詳細地闡述使用可控生成對抗網路（cGAN）1220 的訓練過程或影像生成過程的再一個具體實例。

【0037】 I/O 介面 1300 可用於控制與各種使用者介面裝置相關的使用者輸入及/或輸出。舉例而言，I/O 介面 1300 可包括接收使用者輸入的鍵盤及滑鼠及/或向使用者傳送資訊的監視器。用於訓練逆向設計軟體 1250 的目標資料亦可經由 I/O 介面 1300 來提供。另外，I/O 介面 1300 可在逆向設計系統 1000 的訓練或圖案生成操作期間顯示進度或處理結果。

【0038】 儲存器 1400 一般可用作與逆向設計系統 1000 相關聯的儲存媒體。就此而言，儲存器 1400 可儲存各種應用程式及/或作業系統影像、逆向設計軟體的軟體影像 1440 以及各種資料。另外，儲存器 1400 可根據逆向設計軟體 1250 的操作來儲存及更新經訓練資料 1420。儲存器 1400 可被不同地實施，且可包括記憶卡（多

媒體卡(multi media card, MMC)、嵌入式多媒體卡(embedded multi media card, eMMC)、保全數位 (secure digital, SD)、微型保全數位 (MicroSD) 等)、固態驅動機 (solid-state drive, SSD) 及/或硬碟驅動機 (hard disk drive, HDD) 中的至少一者。在一些實施例中，儲存器 1400 可包括反及快閃記憶體、反或快閃記憶體、PRAM、MRAM、ReRAM 及/或 FRAM 中的至少一者。

【0039】 系統匯流排 1500 可被不同地實施以對逆向設計系統 1000 的組件 (例如，CPU 1100、GPU 1150、RAM 1200、I/O 介面 1300 及儲存器 1400) 進行互連。在一些實施例中，系統匯流排 1500 可更包括匯流排仲裁器 (bus arbiter) 以改善資料管理。

【0040】 根據前述內容，逆向設計系統 1000 可實行逆向設計操作，所述逆向設計操作根據逆向設計軟體 1250 的操作來生成與目標特徵相關聯的輸出影像。具體而言，逆向設計軟體 1250 可使用已利用模擬資料進行訓練的可控生成對抗網路 (cGAN) 1220 來生成結構圖案的滿足目標特徵的影像。以此種方式，圖 4 所示逆向設計系統 1000 可用於以高速度、改善的準確度及降低的成本來設計具有所期望特性的奈米光學裝置的圖案。

【0041】 圖 5 是在一個實例中進一步示出根據本發明概念實施例的圖 4 所示可控生成對抗網路 (cGAN) 1220 的方塊圖。此處，可控生成對抗網路 (cGAN) 1220 包括生成器 1221、鑑別器 1223 及分類器 1225。

【0042】 生成器 1221 被配置成接收隨機 (或白色) 雜訊 Z 及類

別標籤向量（例如，最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ ）並生成虛假影像 1222。然後，虛假影像 1222 可分別由鑑別器 1223 及分類器 1225 評價。為進行生成器 1221 的訓練，由鑑別器 1223 生成的確定結果及由分類器 1225 生成的分類結果被用作回饋資料。實際上，生成器 1221 使用隨機雜訊 Z （例如，隨機雜訊 Z 的一或多個樣本）及類別標籤向量 $\lambda_{\max}$ 來實行訓練，以生成與真實影像實質上相似（或「相同」）的虛假影像。舉例而言，在訓練期間，可將各種權重值（weighting）應用於與生成器 1221 相關聯的神經網路。此外，自與一或多個奈米光學裝置相關的模擬資料導出的類別標籤向量 $\lambda_{\max}$ 以及所述回饋資料可被提供至與生成器 1221 相關聯的神經網路。

【0043】 因此，與生成器 1221 的訓練相關聯的生成器損失函數 L_G 可由以下方程式 1 表達：

[方程式 1]

$$L_G = -\mathbf{E}_{z \sim p_z} D(G(z|y)) + \gamma_t \mathbf{E}_{z \sim p_z} C(G(z|y), y)。$$

【0044】 此處，「 $\mathbf{E}_{z \sim p_z}$ 」是預期值，其中「 $z \sim p_z$ 」表示自雜訊資料分佈提取的隨機雜訊樣本； $D(G(z|y))$ 是鑑別器 1223 確定「 y 」為真（true）的條件性機率；「 γ_t 」是被初始化為「0」且指示給予生成器輸入類別的適當權重的可訓練變量；且「 $C(G(z|y), y)$ 」表示指示分類器 1225 是否滿足性質「 y 」的條件性機率。

【0045】 在前述條件下，生成器 1221 可用於藉由將所期望的特

性「 y 」(例如,類別標籤向量 $\lambda_{\max}$)添加至隨機雜訊 Z 的隨機選定樣本來生成虛假影像「 g 」。另外,可在使生成器損失函數 L_G 最小化的方向上訓練生成器 1221。

【0046】鑑別器 1223 接收由生成器 1221 生成的虛假影像「 g 」,並判斷虛假影像「 g 」是真實影像還是虛假影像。若真實影像 1224 被輸入至鑑別器 1223,則鑑別器 1223 將確定此為真實影像。然而,由鑑別器 1223 辨識的真實與虛假的判斷可相依於所輸入的虛假影像 1222 的準確度(或精度)而變化。以此種方式,可在生成虛假影像 1222 的方向上訓練生成器 1221,進而使得鑑別器 1223 確定虛假影像 1222 是真實的。交替地或另外,鑑別器 1223 可被競爭性地訓練成將由生成器 1221 生成的虛假影像 1222 鑑別為虛假的。

【0047】因此,與鑑別器 1223 的訓練相關聯的鑑別器損失函數 L_D 可由以下方程式 2 表達:

[方程式 2]

$$L_D = -\mathbf{E}_{x \sim p_{data}} \left[\min(0, -1 + D(x|y)) \right] - \mathbf{E}_{z \sim p_z} \left[\min(0, -1 - D(G(z|y))) \right] + \lambda \mathbf{E}_{x' \sim p_{x'}} \left[\left(\left\| \nabla_{x'} D(x'|y) \right\|_2 - 1 \right)^2 \right]。$$

【0048】此處,「 $x \sim p_{data}$ 」表示自真實資料分佈提取的樣本;「 $z \sim p_z$ 」表示自雜訊資料分佈提取的雜訊樣本;「 y 」表示與每一樣本對應的類別標籤;「 $x' \sim p_{x'}$ 」表示自均勻分佈提取的模型分佈;且「 λ 」表示梯度懲罰 (gradient penalty) 的程度。就此而言,與鑑別器 1223 相關聯的神經網路可被訓練成針對鑑別器損失函數 L_D 而將

真實資料分類為「1」且將虛假資料分類為「0」。

【0049】 最後，方程式 2 的值「 $\lambda \mathbf{E}_{x' \sim p_{x'}} \left[\left(\left\| \nabla_{x'} D(x'|y) \right\|_2 - 1 \right)^2 \right]$ 」被作為梯度懲罰而提供，以用於使鑑別器的訓練梯度穩定化。因此，可在減小鑑別器損失函數 L_D 的梯度懲罰的方向上獲得訓練結果。亦即，鑑別器 1223 的神經網路權重可在一方向上被訓練，在所述方向上，自鑑別器 1223 輸出的值的誤差斜率 $\nabla_{x'} D(x'|y)$ 不會由於鑑別器損失函數 L_D 的梯度懲罰而顯著不同於「1」。

【0050】 分類器 1225 接收訓練資料集合、自生成器 1221 生成的虛假影像 1222 以及對應的類別標籤向量 $\lambda_{\max}$ 。利用該些輸入，分類器 1225 可對影像的類別標籤進行分類，並輸出對應的分類結果。用於訓練分類器 1225 的分類器損失函數 L_C 可由以下方程式 3 表達：

[方程式 3]

$$L_C = -\mathbf{E}_{x \sim p_{data}} C(x, y)。$$

【0051】 此處，「 $\mathbf{E}_{x \sim p_{data}}$ 」表示預期值，且 $C(x, y)$ 表示指示由生成器 1221 提供的特性「y」是否被分類為實際影像「x」的條件性機率。分類器 1225 的訓練可在減小分類器損失函數 L_C 的方向上進行。亦即，分類器 1225 的訓練在提高準確度的方向上進行，而此使得給定的虛假影像 1222 被分類至類別標籤向量 $\lambda_{\max}$ 中。

【0052】 慮及前述可控生成對抗網路（cGAN）1220，本發明概念的某些實施例可提供如作為分類器 1225 的輸出而導出的特徵分

類資訊來作為生成器 1221 的輸入。因此，生成器 1221 可包括用作解碼器的反卷積層（**deconvolutional layer**），而分類器 1225 可包括用作編碼器的卷積層（**convolutional layer**）。

【0053】 可使用自適應動差估計（**Adaptive Moment Estimation**，**ADAM**）最佳化演算法來進一步使可控生成對抗網路（**cGAN**）1220 的生成器 1221、鑑別器 1223 及分類器 1225 的神經網路變量最佳化。另外，可使用常規理解的「雙時標更新規則（**Two Time-scale Update Rule**，**TTUR**）」（在下文中稱為「**TTUR**」）來選擇訓練率（**training rate**）。端視 **TTUR** 的應用而定，可根據更詳細的訓練率而經由若干次迭代（或步驟）來訓練生成器 1221，以更佳地欺騙鑑別器 1223。

【0054】 另外，可應用若干種正規化方法來使可控生成對抗網路（**cGAN**）1220 的對抗訓練穩定化。舉例而言，如由方程式 1 所示，可應用梯度懲罰來使訓練梯度穩定化。另外，可與生成器 1221 及分類器 1225 相關聯地使用條件性批次正規化（**conditional batch normalization**）及層正規化（**layer normalization**）。可在生成器 1221 及鑑別器 1223 中使用譜正規化（**spectral normalization**）。另外，可使用合葉損失函數（**hinge loss function**）來使鑑別器 1223 的訓練穩定化。

【0055】 圖 6 是在一個實例中示出根據本發明概念實施例的訓練圖 4 所示逆向設計系統 1000 的可控生成對抗網路（**cGAN**）1220 的方法的流程圖。參照圖 6，可使用在奈米光學裝置的設計過程期

間累積的模擬資料來開發用於可控生成對抗網路（cGAN）1220 的競爭性訓練的訓練資料集合。

【0056】 因此，可根據提供至逆向設計系統 1000 的模擬資料來訓練鑑別器 1223 及分類器 1225（S110）。舉例而言，可使用模擬資料中與奈米光學裝置相關聯的特性資訊（例如，最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ ）及與所述特性資訊對應的介電圖案資訊來訓練鑑別器 1223 及分類器 1225。

【0057】 此後，可由生成器 1221 生成虛假資料樣本（S120）。此處，生成器 1221 可因應於隨機雜訊（Z）及特性資訊（例如，最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ ）來生成虛假資料樣本。虛假資料樣本可為例如與奈米光學裝置相關聯的介電圖案。另外，生成器 1221 可確定生成誤差（例如，生成器損失函數）。

【0058】 然後，鑑別器 1223 可藉由對由生成器 1221 生成的虛假資料樣本與真實資料樣本（例如，真實介電圖案）進行比較來確定鑑別誤差（例如，鑑別器損失函數）（S130）。此處，當虛假資料樣本與真實資料樣本的確實質上相似而難以恰當辨識為虛假時，鑑別誤差可能具有相對小的值。

【0059】 分類器 1225 可對由生成器 1221 生成的虛假資料樣本進行分類，以確定特性分類誤差（例如，分類器損失函數）（S140）。

【0060】 然後，生成器 1221、鑑別器 1223 及分類器 1225 可使用生成誤差、鑑別誤差及特性分類誤差來實行競爭性訓練（S150）。此處，可對生成器 1221 及分類器 1225 應用條件性批次正規化及

層正規化，以減少訓練時間並提高訓練效能。另外，可對生成器 1221 及鑑別器 1223 的競爭性訓練應用譜正規化。另外，在鑑別器 1223 的訓練中，可使用合葉損失來促進訓練穩定化。

【0061】 圖 7 是在一個實例中示出根據本發明概念實施例的設計奈米光學裝置的方法的流程圖。此處，圖 7 所示方法藉由逆向設計系統 1000 來假定互補金屬氧化物半導體（Complementary Metal Oxide Semiconductor，CMOS）影像感測器的介電圖案的設計。

【0062】 因此，可收集與影像感測器的介電圖案相關的每一波長的透射率資料（S210）。舉例而言，可收集影像感測器的介電圖案的每一波長的模擬資料。介電圖案的每一波長的模擬資料可包括藉由各種實驗及/或裝置測試而獲得的大量資料。

【0063】 然後，可使用模擬資料（例如，各種資料樣本）來實行逆向設計系統 1000 的可控生成對抗網路（cGAN）1220 的訓練（S220）。可針對生成器 1221、鑑別器 1223 及分類器 1225 中的每一者來實行可控生成對抗網路（cGAN）1220 的訓練。舉例而言，可根據圖 6 所示方法進行可控生成對抗網路（cGAN）1220 的訓練。

【0064】 此後，可使用經訓練的可控生成對抗網路（cGAN）1220 來生成介電圖案（S230）。舉例而言，假定將最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 作為輸入應用於經訓練的可控生成對抗網路（cGAN）1220 的生成器 1221，則可生成對應的介電圖案來作為影像。

【0065】 此後，可針對最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 來設計包括介電圖案

的 CMOS 影像感測器 (S240)。就此而言，介電圖案將為所得的 CMOS 影像感測器提供符合最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 的透射率特性。

【0066】 圖 8A、圖 8B 及圖 8C 是示出根據本發明概念實施例的使用可控生成對抗網路 (cGAN) 而生成的介電圖案的特性準確度的相應曲線圖。

【0067】 參照圖 8A，可藉由輸入作為目標特性的為 1000 奈米的最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 、實際模擬結果 C1 及基於卷積層的預測模型的模擬結果 C2 來生成介電圖案 2300。使用可控生成對抗網路 (cGAN) 而設計的介電圖案 2300 的影像樣本的模擬結果表明所述目標特性被準確地表示。

【0068】 參照圖 8B，可藉由輸入作為目標特性的為 1250 奈米的最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 及基於卷積層的預測模型的模擬結果 C4 來生成介電圖案 2310 的實際模擬結果 C3。使用可控生成對抗網路 (cGAN) 而設計的介電圖案 2310 的影像樣本的模擬結果表明所述目標特性被準確地表示。

【0069】 參照圖 8C，可藉由輸入作為目標特性的為 1500 奈米的最大透射率波長 $\lambda_{\max}$ 、實際模擬結果 C5 及基於卷積層的預測模型的模擬結果 C6 來生成介電圖案 2320。使用可控生成對抗網路 (cGAN) 而設計的介電圖案 2320 的影像樣本的模擬結果表明所述目標特性被準確地表示。

【0070】 儘管已參照某些所示出的實施例闡述了本發明概念，然而熟習此項技術者應理解，在不背離如由以下申請專利範圍所界

定的本發明概念的範圍的條件下，可對其作出各種改變及修改。

【符號說明】

【0071】

100：畫素感測器

110：微透鏡

120：彩色濾光片

130：介電層

131：基板

132、133、134、135、136、137、138、139、2300、2310、

2320、PTN：介電圖案

140：上部板

150：下部板

200：目標特性/輸入目標特性

300：輸出圖案

1000：逆向設計系統

1100：中央處理單元（CPU）

1150：圖形處理單元（GPU）

1200：隨機存取記憶體（RAM）

1220：可控生成對抗網路（cGAN）

1221：生成器

1222、g：虛假影像

1223：鑑別器

1224：真實影像

1225：分類器

1250：逆向設計軟體

1300：輸入/輸出（I/O）介面

1400：儲存器

1420：經訓練資料

1440：軟體影像

1500：系統匯流排

C1、C3、C5：實際模擬結果

C2、C4、C6：模擬結果

H1、H2：高度

HD1：水平方向/第一水平方向

HD2：第二水平方向

Lz：長度

PD：光二極體

S110、S120、S130、S140、S150、S210、S220、S230、S240：

步驟

VD：垂直方向

x：實際影像

y：性質/特性

Z：隨機雜訊

λ_{in} ：入射光

λ_{max} ：波長/最大透射率波長/類別標籤向量