



(19)中華民國智慧財產局

(12)發明說明書公開本

(11)公開編號：TW 202437194 A

(43)公開日：中華民國 113 (2024) 年 09 月 16 日

(21)申請案號：112130517 (22)申請日：中華民國 112 (2023) 年 08 月 14 日

(51)Int. Cl. : G06T3/40 (2006.01) G06N3/0464 (2023.01)
G06N20/00 (2019.01) G06F30/27 (2020.01)

(30)優先權：2022/10/25 南韓 10-2022-0138121

(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)；徐張源 SEO, JANGWON (KR)；李揆一 LEE, KYUIL (KR)

(74)代理人：林孟閱；盧嫻君；陳怡如

申請實體審查：無 申請專利範圍項數：10 項 圖式數：27 共 91 頁

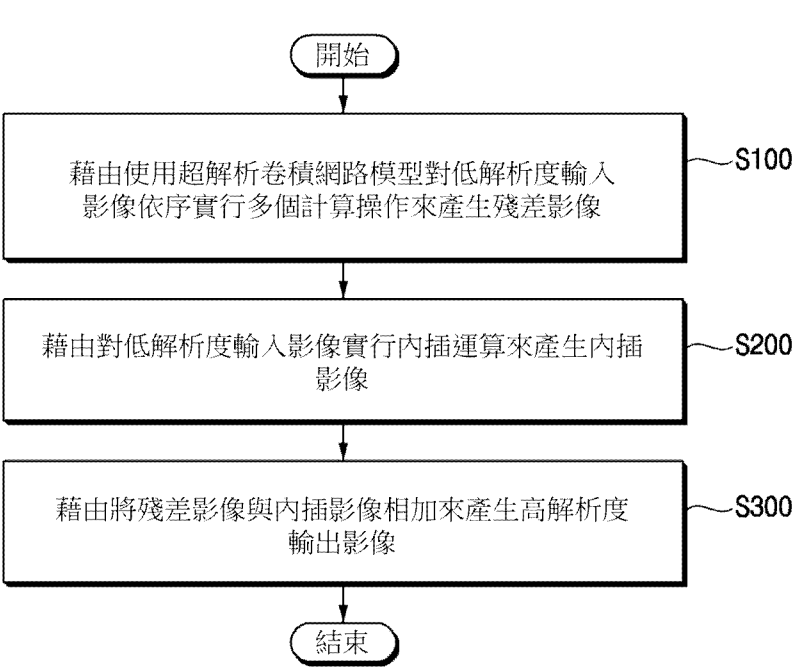
(54)名稱
基於超解析對影像進行處理的方法及使用其對半導體裝置的特性進行預測的方法

(57)摘要

一種基於超解析對影像進行處理的方法包括：使用超解析卷積神經網路（SRCNN）對低解析度輸入影像依序實行多個計算操作以產生殘差影像；對低解析度輸入影像實行內插運算以產生內插影像；以及將殘差影像加至內插影像以產生高解析度影像。高解析度輸出影像具有較低解析度輸入影像的解析度高的解析度。SRCNN 包括用於實行所述多個計算操作的多個計算層。所述多個計算層包括多個卷積層及用於後上取樣的反卷積層。反卷積層是所述多個計算層之中的最末計算層。

A method of processing an image based on super-resolution includes: sequentially performing a plurality of computing operations on a low-resolution input image using a super-resolution convolutional neural network (SRCNN) to generate a residual image, performing an interpolation operation on the low-resolution input image to generate an interpolation image and adding the residual image to the interpolation image to generate a high-resolution image. The high-resolution output image has a resolution higher than that of the low-resolution input image. The SRCNN includes a plurality of computation layers for performing the plurality of computing operations. The plurality of computation layers include a plurality of convolutional layers, and a deconvolutional layer for post-up-sampling. The deconvolutional layer is a last computation layer among the plurality of computation layers.

指定代表圖：



符號簡單說明：
S100、S200、S300:操作

【圖1】

【發明摘要】

【中文發明名稱】基於超解析對影像進行處理的方法及使用其對半導體裝置的特性進行預測的方法

【英文發明名稱】METHOD OF PROCESSING IMAGE BASED ON SUPER-RESOLUTION AND METHOD OF PREDICTING CHARACTERISTIC OF SEMICONDUCTOR DEVICE USING THE SAME

【中文】一種基於超解析對影像進行處理的方法包括：使用超解析卷積神經網路（SRCNN）對低解析度輸入影像依序實行多個計算操作以產生殘差影像；對低解析度輸入影像實行內插運算以產生內插影像；以及將殘差影像加至內插影像以產生高解析度影像。高解析度輸出影像具有較低解析度輸入影像的解析度高的解析度。SRCNN 包括用於實行所述多個計算操作的多個計算層。所述多個計算層包括多個卷積層及用於後上取樣的反卷積層。反卷積層是所述多個計算層之中的最末計算層。

【英文】A method of processing an image based on super-resolution includes: sequentially performing a plurality of computing operations on a low-resolution input image using a super-resolution convolutional neural network (SRCNN) to generate a residual image, performing an interpolation operation on the low-resolution input image to generate an interpolation image and adding the residual

image to the interpolation image to generate a high-resolution image. The high-resolution output image has a resolution higher than that of the low-resolution input image. The SRCNN includes a plurality of computation layers for performing the plurality of computing operations. The plurality of computation layers include a plurality of convolutional layers, and a deconvolutional layer for post-up-sampling. The deconvolutional layer is a last computation layer among the plurality of computation layers.

【指定代表圖】圖1。

【代表圖之符號簡單說明】

S100、S200、S300:操作

【特徵化學式】

無

【發明說明書】

【中文發明名稱】基於超解析對影像進行處理的方法及使用其對半導體裝置的特性進行預測的方法

【英文發明名稱】METHOD OF PROCESSING IMAGE BASED ON SUPER-RESOLUTION AND METHOD OF PREDICTING CHARACTERISTIC OF SEMICONDUCTOR DEVICE USING THE SAME

【技術領域】

[相關申請案的交叉參考]

【0001】 本美國專利申請案主張優先於在 2022 年 10 月 25 日在韓國智慧財產局（Korean Intellectual Property Office，KIPO）提出申請的韓國專利申請案第 10-2022-0138121 號，所述韓國專利申請案的揭露內容全文併入本案供參考。

【0002】 實例性實施例大體而言是有關於半導體積體電路，且更具體而言，是有關於利用深度學習基於超解析對影像進行處理的方法以及使用對影像進行處理的所述方法來對半導體裝置的特性進行預測的方法。

【先前技術】

【0003】 超解析（super-resolution，SR）是自對應的低解析度（low-resolution，LR）影像/視訊恢復或重建高解析度（high-resolution，HR）影像/視訊的過程。超解析已廣泛用於各種電腦視覺任務，例

如安全監控、醫學攝影。隨著深度學習等機器學習的快速發展，基於機器學習的超解析演算法已得到廣泛研究。深度學習是基於具有表示學習（**representation learning**）的人工神經網路。

【0004】 舉例而言，關於構建高解析度影像/視訊的典型方法是藉由使用卷積神經網路（**convolutional neural network**，**CNN**）來學習自低解析度影像/視訊至高解析度影像/視訊的非線性映射。**CNN**是一類人工神經網路，所述人工神經網路在人工神經網路的至少一個層中使用被稱為卷積的數學運算（**mathematical operation**）來代替一般矩陣乘法。

【發明內容】

【0005】 本揭露的至少一個實例性實施例提供一種基於超解析對影像進行處理的方法，所述方法能夠使用神經網路模型高效地產生高解析度影像。

【0006】 本揭露的至少一個實例性實施例提供一種使用基於超解析對影像進行處理的方法來對半導體裝置的特性進行預測的方法。

【0007】 根據實例性實施例的一種基於超解析對影像進行處理的方法包括：使用超解析卷積神經網路（**SRCNN**）對低解析度輸入影像依序實行多個計算操作以產生殘差影像；對低解析度輸入影像實行內插運算以產生內插影像；以及將殘差影像加至內插影像以產生高解析度輸出影像。高解析度輸出影像具有較低解析度輸入影像的解析度高的解析度。**SRCNN**包括用於實行所述多個計

算操作的多個計算層。所述多個計算層包括多個卷積層及用於後上取樣的反卷積層。反卷積層是所述多個計算層之中的最末計算層。

【0008】 根據實例性實施例的一種對半導體裝置的特性進行預測的方法包括：使用低解析度輸入特性資料及超解析卷積神經網路（SRCNN）來獲得高解析度輸出特性資料；以及使用高解析度輸出特性資料對半導體裝置的特性進行檢查。高解析度輸出特性資料及低解析度輸入特性資料與半導體裝置相關聯。獲得高解析度輸出特性資料包括：使用 SRCNN 對低解析度輸入特性資料依序實行多個計算操作以產生殘差特性資料；對低解析度輸入特性資料實行內插運算以產生內插特性資料；以及將殘差特性資料加至內插特性資料以產生高解析度輸出特性資料。高解析度輸出特性資料具有較低解析度輸入特性資料的解析度高的解析度。SRCNN 包括用於實行所述多個計算操作的多個計算層。所述多個計算層包括多個卷積層及用於後上取樣的反卷積層。反卷積層是所述多個計算層之中的最末計算層。

【0009】 一種對影像感測器的光效率進行預測的方法包括：使用超解析卷積神經網路（SRCNN）對低解析度輸入影像依序實行多個計算操作以產生殘差影像；對低解析度輸入影像實行雙三次內插運算以產生內插影像；將殘差影像加至內插影像以產生高解析度輸出影像；以及使用高解析度輸出影像對影像感測器的多個畫素的光效率進行預測。高解析度輸出影像具有較低解析度輸入影

像的解析度高的解析度。SRCNN 包括多個卷積層、多個漏溢式整流線性單元（RELU）層及用於後上取樣的反卷積層。所述多個卷積層與所述多個漏溢式 RELU 層交替地排列。反卷積層是 SRCNN 的最末層。殘差影像及內插影像中的每一者具有較低解析度輸入影像的解析度高及與高解析度輸出影像的解析度相等的解析度。

【0010】 在根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法中，可藉由基於殘差學習及後上取樣將低解析度影像應用於超解析卷積神經網路模型來產生高解析度影像。在學習或訓練過程期間，可解決過度擬合及梯度消失，且可減少計算量。另外，可在相對短的時間內產生更接近真實影像的影像。因此，可提高影像處理效能及效率。

【0011】 在根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法中，可藉由將低解析度特性資料應用於超解析卷積神經網路來產生高解析度特性資料。可自較少量的輸入特性值獲得較大量的輸出特性值，且可在相對短的時間內獲得具有增大的精度的特性值。因此，可提高半導體裝置的設計及製造效率。

【圖式簡單說明】

【0012】

結合附圖閱讀以下詳細說明，將更清楚地理解例示性的、非限制性實例性實施例。

圖 1 是示出根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法的流程圖。

圖 2 及圖 3 是示出根據實例性實施例的影像處理裝置的方塊圖。

圖 4A、圖 4B 及圖 4C 是示出作為圖 2 所示影像處理裝置的輸入及輸出的低解析度影像及高解析度影像的實例的圖。

圖 5A、圖 5B、圖 5C、圖 6A、圖 6B 及圖 6C 是用於闡述超解析卷積網路模型的圖，超解析卷積網路模型用於根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法中。

圖 7 是示出圖 2 所示影像處理裝置中所包括的高解析度影像獲得模組的實例的方塊圖。

圖 8 是示出根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法的流程圖。

圖 9 是示出根據實例性實施例的影像處理裝置的方塊圖。

圖 10 是示出實行圖 8 中的訓練過程的實例的流程圖。

圖 11 是示出對圖 10 中的經訓練超解析卷積網路模型的誤差值進行檢查的實例的流程圖。

圖 12 是示出圖 9 所示影像處理裝置中所包括的訓練模組的實例的方塊圖。

圖 13、圖 14A、圖 14B、圖 14C、圖 15A、圖 15B、圖 15C、圖 15D、圖 15E 及圖 16 是用於闡述根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法的效能的圖。

圖 17 是示出根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法的流程圖。

圖 18 是示出獲得圖 17 中的高解析度輸出特性資料的實例的流程圖。

圖 19 是示出根據實例性實施例的特性預測裝置的方塊圖。

圖 20 是示出影像感測器的方塊圖，所述影像感測器是應用了根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法的目標的實例。

圖 21 是示出圖 20 所示影像感測器中所包括的畫素陣列中包括的畫素的實例的電路圖。

圖 22A 及圖 22B 是示出圖 20 所示影像感測器的畫素結構的實例的圖。

圖 23 是示出根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法的流程圖。

圖 24 是示出實行圖 23 中的訓練過程的實例的流程圖。

圖 25 是示出根據實例性實施例的特性預測裝置的方塊圖。

圖 26 是示出根據實例性實施例的設計半導體裝置的方法的流程圖。

圖 27 是示出根據實例性實施例的製造半導體裝置的方法的流程圖。

【實施方式】

【0013】 將參照其中示出實施例的附圖更全面地闡述各種實例性實施例。然而，本揭露可以許多不同的形式實施且不應被解釋為僅限於本文中陳述的實施例。在本申請案通篇中，相同的參考編號

指代相同的元件。

【0014】 圖 1 是示出根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法的流程圖。

【0015】 參照圖 1，由影像處理裝置實行根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法。將參照圖 2、圖 3、圖 7 及/或類似圖來闡述影像處理裝置的詳細配置。

【0016】 在根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法中，藉由使用超解析卷積網路模型（或卷積神經網路模型）對低解析度輸入影像（或低解析度輸入資料）依序實行多個計算操作（例如，計算（computation/calculation））來產生殘差影像（或殘差資料）（操作 S100）。超解析卷積網路模型可基於殘差學習及後上取樣（post-up-sampling）。

【0017】 在實施例中，超解析卷積網路模型是基於神經網路（例如，基於卷積神經網路（convolutional neural network，CNN）或超解析 CNN（super-resolution CNN，SRCNN））來實施。基於機器學習，存在對資料進行處理及/或分類的各種方法。其中，使用神經網路或人工神經網路（artificial neural network，ANN）對資料進行處理及/或分類的方法是一個實例。藉由對人腦的其中實行對圖案（pattern）的高效辨識的過程的細胞結構模型進行設計來獲得神經網路。神經網路是指基於軟體或硬體的計算模型且被設計成藉由應用藉由連接線互連的許多人工神經元來模仿生物計算能力。人腦由神經元（神經元是神經的基本單位）組成且根據該些神經元

之間不同類型的密集連接來對資訊進行加密或解密。神經網路中的人工神經元是藉由對生物神經元功能進行簡化而獲得。神經網路藉由對具有連接強度的人工神經元進行互連來實行認知或學習過程。

【0018】 舉例而言，超解析卷積網路模型可包括用於實行所述多個計算操作的多個計算層（**computation layers/calculation layers**）（或者運算層）。在實施例中，所述多個計算層包括多個卷積層及用於後上取樣的反卷積層。在實施例中，反卷積層是所述多個計算層之中的最末計算層。將參照圖 5A、圖 5B、圖 5C、圖 6A、圖 6B 及圖 6C 闡述超解析卷積網路模型。

【0019】 藉由對低解析度輸入影像實行內插運算來產生內插影像（或內插資料）（操作 S200）。藉由將殘差影像與內插影像相加來獲得高解析度輸出影像（或高解析度輸出資料）（操作 S300）。舉例而言，將殘差影像加至內插影像以產生高解析度輸出影像。高解析度輸出影像具有較低解析度輸入影像的解析度高的解析度。

【0020】 在實例性實施例中，殘差影像及內插影像中的每一者具有較低解析度輸入影像的解析度高的解析度。在實例性實施例中，殘差影像及內插影像中的每一者具有與高解析度輸出影像的解析度實質上相等或相同的解析度。

【0021】 超解析（SR）是自對應的低解析度（LR）影像/視訊恢復或重建高解析度（HR）影像/視訊的過程且可用於電腦視覺任務中。可根據所使用的影像數目而將影像的超解析分類為單影像超

解析 (single image super-resolution, SISR) 及多影像超解析 (multi image super-resolution, MISR)。

【0022】 根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法與單影像超解析相關聯或相關。在根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法中，可藉由將低解析度影像應用於超解析卷積網路模型來產生高解析度影像。舉例而言，可將低解析度影像的特徵應用於超解析卷積神經網路的輸入層。超解析卷積網路模型可使用殘差學習及後上取樣來實施，且因此可解決過度擬合及梯度消失且可在學習或訓練過程期間減少計算量。另外，當使用超解析卷積網路模型產生高解析度影像時，可在相對短的時間內產生更接近真實影像的影像。舉例而言，使用者更有可能將由模型產生的高解析度影像感知為最初由例如相機等影像感測器所捕獲。因此，可提高影像處理效能及效率。

【0023】 圖 2 及圖 3 是示出根據實例性實施例的影像處理裝置的方塊圖。

【0024】 參照圖 2，影像處理裝置 100 包括高解析度影像獲得模組 200。

【0025】 在本文中，用語「模組」可指示但並不限於實行某些任務的軟體及/或硬體組件，例如現場可程式化閘陣列 (field programmable gate array, FPGA) 或應用專用積體電路 (application specific integrated circuit, ASIC)。模組可被配置成駐留於有形的可定址儲存媒體中且被配置成在一或多個處理器上執行。舉例而

言，「模組」可包括例如軟體組件、物件導向（object-oriented）軟體組件、類別組件及任務組件等組件、以及過程、函數、常式、程式碼段、驅動程式（driver）、韌體、微碼、電路系統、資料、資料庫、資料結構、表格、陣列及變量。「模組」可被劃分成實行詳細功能的多個「模組」。

【0026】 高解析度影像獲得模組 200 基於低解析度輸入影像 LR_IIMG 獲得及/或產生高解析度輸出影像 HR_OIMG。舉例而言，高解析度影像獲得模組 200 可藉由執行基於殘差學習及後上取樣的超解析卷積網路模型來操作。舉例而言，高解析度影像獲得模組 200 可藉由使用超解析卷積網路模型對低解析度輸入影像 LR_IIMG 依序實行多個計算操作來產生殘差影像，可藉由對低解析度輸入影像 LR_IIMG 實行內插運算來產生內插影像，且可藉由將殘差影像與內插影像相加來產生高解析度輸出影像 HR_OIMG。舉例而言，可將殘差影像加至內插影像以產生高解析度輸出影像 HR_OIMG。換言之，高解析度影像獲得模組 200 可實行圖 1 中的操作 S100、S200 及 S300。將參照圖 7 闡述高解析度影像獲得模組 200 的詳細配置。

【0027】 高解析度影像獲得模組 200 的至少一些功能可在軟體中實施，所述軟體在儲存於記憶體中時可由處理器執行，但實例性實施例並不限於此。當高解析度影像獲得模組 200 以軟體實施時，高解析度影像獲得模組 200 可以可執行碼的形式儲存於儲存裝置中。

【0028】 參照圖 3，影像處理裝置 2000 包括處理器 2100、輸入/輸出 (input/output, I/O) 裝置 2200、網路介面 2300 (例如，網路卡或網路介面電路)、隨機存取記憶體 (random access memory, RAM) 2400、唯讀記憶體 (read only memory, ROM) 2500 及儲存裝置 2600。圖 3 示出其中以軟體實施圖 2 中的高解析度影像獲得模組 200 的實例。

【0029】 影像處理裝置 2000 可包括於計算系統中。舉例而言，計算系統可為例如桌上型電腦、工作站或伺服器等固定計算系統，或者可為例如膝上型電腦等可攜式計算系統。

【0030】 圖 2 中的高解析度影像獲得模組 200 可使用處理器 2100 來實行計算。舉例而言，處理器 2100 可包括微處理器、應用處理器 (application processor, AP)、中央處理單元 (central processing unit, CPU)、圖形處理單元 (graphic processing unit, GPU)、神經處理單元 (neural processing unit, NPU) 或類似裝置。舉例而言，處理器 2100 可包括用於執行任意指令集 (例如，英特爾架構 (intel architecture, IA) -32 (IA-32)、64 位元擴展 IA-32、x86-64、威力晶圓 (PowerPC)、可擴充處理器架構 (scalable processor architecture, Sparc)、無內部互鎖流水線級微處理器 (microprocessor without interlocked pipeline stages, MIPS)、高級精簡指令集電腦 (reduced instruction set computer, RISC) 機器 (advanced RISC machine, ARM)、IA-64 等) 的核心或處理器核心。舉例而言，處理器 2100 可經由匯流排對記憶體 (例如，RAM 2400 或 ROM 2500) 進行存

取，且可執行儲存於 RAM 2400 或 ROM 2500 中的指令。如圖 3 中所示，RAM 2400 可儲存與圖 2 中的高解析度影像獲得模組 200 對應的程式 PR 或程式 PR 的至少一些元素（例如，指令），且程式 PR 可使得處理器 2100 能夠實行用於獲得高解析度影像的操作（例如，圖 1 中的操作 S100、S200 及 S300）。

【0031】 換言之，程式 PR 可包括可由處理器 2100 執行的多個指令及/或程序，且程式 PR 中所包括的所述多個指令及/或程序可使得處理器 2100 能夠實行根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法。程序中的每一者可表示用於實行特定任務的一系列指令。程序可被稱為函數、常式、子常式或子程式。程序中的每一者可對自外部提供的資料及/或由另一程序產生的資料進行處理。舉例而言，自外部提供的資料可為自位於影像處理裝置 2000 外部的裝置接收的資料。

【0032】 在一些實例性實施例中，RAM 2400 可包括揮發性記憶體，例如靜態隨機存取記憶體（static random access memory，SRAM）、動態隨機存取記憶體（dynamic random access memory，DRAM）或類似裝置。

【0033】 儲存裝置 2600 可儲存程式 PR。程式 PR 或程式 PR 的至少一些元素可在被處理器 2100 執行之前自儲存裝置 2600 被加載至 RAM 2400。儲存裝置 2600 可儲存以程式語言編寫的檔案且可將可由編譯器或類似裝置產生的程式 PR 或者程式 PR 的至少一些元素加載至 RAM 2400。舉例而言，可將程式 PR 自儲存裝置

2600 複製至 RAM 2400。

【0034】 儲存裝置 2600 可儲存將由處理器 2100 處理的資料或者藉由利用處理器 2100 進行的處理獲得的資料。處理器 2100 可基於程式 PR 對儲存於儲存裝置 2600 中的資料進行處理以產生新資料且可將所產生的資料儲存於儲存裝置 2600 中。

【0035】 在一些實例性實施例中，儲存裝置（或儲存媒體）2600 可包括用於向電腦提供命令及/或資料的任何非暫時性電腦可讀取儲存媒體。舉例而言，非暫時性電腦可讀取儲存媒體可包括：揮發性記憶體，例如 SRAM、DRAM 或類似裝置；以及非揮發性記憶體，例如快閃記憶體、磁性隨機存取記憶體（magnetic random access memory，MRAM）、相變隨機存取記憶體（phase-change random access memory，PRAM）、電阻式隨機存取記憶體（resistive random access memory，RRAM）或類似裝置。非暫時性電腦可讀取儲存媒體可插入至電腦中，可整合於電腦中，或者可藉由例如網路及/或無線鏈路等通訊媒體耦合至電腦。

【0036】 在實例性實施例中，儲存裝置 2600 是固態驅動器（solid state drive，SSD）。在其他實例性實施例中，儲存裝置 2600 可為通用快閃儲存器（universal flash storage，UFS）、多媒體卡（multi-media card，MMC）或嵌入式多媒體卡（embedded multi-media card，eMMC）。作為另一選擇，儲存裝置 2600 可為安全數位（secure digital，SD）卡、微型 SD 卡、記憶棒、晶片卡、通用串列匯流排（universal serial bus，USB）卡、智慧型卡、緊湊型快閃（compact

flash，CF）卡或類似裝置。

【0037】 I/O 裝置 2200 可包括輸入裝置（例如鍵盤、指向裝置或類似裝置）且可包括輸出裝置（例如顯示裝置、列印機或類似裝置）。舉例而言，使用者可藉由 I/O 裝置 2200 觸發處理器 2100 執行程式 PR 或者可提供各種輸入，且可檢查輸入資料、輸出資料、訓練結果及/或錯誤訊息等。

【0038】 網路介面 2300 可提供對位於影像處理裝置 2000 外部的網路的存取。舉例而言，網路可包括多個計算系統及通訊鏈路，且通訊鏈路可包括有線鏈路、光學鏈路、無線鏈路或任意其他類型的鏈路。可經由網路介面 2300 向影像處理裝置 2000 提供各種輸入，且可經由網路介面 2300 向另一計算系統提供各種輸出。

【0039】 圖 4A、圖 4B 及圖 4C 是示出作為圖 2 所示影像處理裝置的輸入及輸出的低解析度影像及高解析度影像的實例的圖。

【0040】 參照圖 4A，示出被提供及/或輸入至圖 2 所示影像處理裝置 100 的低解析度輸入影像 LR_IIMG 的實例。舉例而言，圖 4A 示出其中低解析度輸入影像 LR_IIMG 由 $4 \times 4 = 16$ 個畫素代表的實例。在圖 4A 及隨後的圖中，一個小正方形可對應於一個畫素。

【0041】 參照圖 4B 及圖 4C，示出自圖 2 所示影像處理裝置 100 產生及/或輸出的高解析度輸出影像 HR_OIMG 的實例。舉例而言，圖 4B 示出其中第一高解析度輸出影像 HR_OIMG1 由 $8 \times 8 = 64$ 個畫素代表的實例且圖 4C 示出其中第二高解析度輸出影像 HR_OIMG2 亦由 $8 \times 8 = 64$ 個畫素代表的實例。

【0042】 影像的解析度或影像解析度可指影像所保持的細節，且此用語可適用於數位影像、膠片影像及其他類型的影像。「較高的解析度」可能意指較多的影像細節。解析度可藉由各種方式來量測，且解析度單位可與實體大小（例如，每毫米線條數（line）、每英寸線條數）、圖像的整體大小（每圖像高度線條數，亦簡稱為線條、電視（television，TV）線條或 TVL）或角距（angular subtense）相關聯。舉例而言，用語解析度可被認為等同於數位成像中的畫素計數，且可被表示出為有效畫素數目、每英寸畫素（pixels per inch，PPI）等。

【0043】 在實例性實施例中，如圖 4A 及圖 4B 中所示，低解析度輸入影像 LR_IIMG 與高解析度輸出影像 HR_OIMG1 的總大小實質上彼此相等，且高解析度輸出影像 HR_OIMG1 中的一個畫素的大小小於低解析度輸入影像 LR_IIMG 中的一個畫素的大小。

【0044】 在實例性實施例中，如圖 4A 及圖 4C 中所示，低解析度輸入影像 LR_IIMG 中的一個畫素的大小與高解析度輸出影像 HR_OIMG2 中的一個畫素的大小彼此相等或實質上彼此相等，且高解析度輸出影像 HR_OIMG2 的總大小大於低解析度輸入影像 LR_IIMG 的總大小。

【0045】 圖 5A、圖 5B、圖 5C、圖 6A、圖 6B 及圖 6C 是用於闡述超解析卷積網路模型的圖，超解析卷積網路模型用於根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法中。

【0046】 圖 5A、圖 5B 及圖 5C 示出在闡述根據實例性實施例的

超解析卷積網路模型之前的神經網路的配置。圖 6A 示出根據實例性實施例的超解析卷積網路模型的配置。圖 6B 示出根據實例性實施例的關於一般整流線性單元（**rectified linear unit**，**RELU**）運算的激活函數，且圖 6C 示出關於超解析卷積網路模型中所包括的漏溢式（**leaky**）**RELU** 運算的激活函數。在實施例中，漏溢式 **RELU** 運算是基於 **ReLU** 的一種類型的激活函數，但它對於負值具有小的斜率而非平坦的斜率。

【0047】 參照圖 5A，一般神經網路（或人工神經網路）可包括輸入層 **IL**、多個隱藏層 **HL1**、**HL2**、...、**HLn** 及輸出層 **OL**。

【0048】 輸入層 **IL** 可包括 i 個輸入節點 x_1 、 x_2 、...、 x_i ，其中 i 是自然數。可將長度為 i 的輸入資料或向量輸入資料（例如，輸入影像）**IDAT** 輸入至輸入節點 x_1 至 x_i ，使得輸入資料 **IDAT** 的每一元素被輸入至輸入節點 x_1 至 x_i 中的相應一者。輸入資料 **IDAT** 可包括與欲分類的不同類別的各種特徵相關聯的資訊。

【0049】 所述多個隱藏層 **HL1** 至 **HLn** 可包括 n 個隱藏層，其中 n 是自然數，且可包括多個隱藏節點 h^{11} 、 h^{12} 、 h^{13} 、...、 h^{1m} 、 h^{21} 、 h^{22} 、 h^{23} 、...、 h^{2m} 、 h^{n1} 、 h^{n2} 、 h^{n3} 、...、 h^{nm} 。舉例而言，隱藏層 **HL1** 可包括 m 個隱藏節點 h^{11} 至 h^{1m} ，隱藏層 **HL2** 可包括 m 個隱藏節點 h^{21} 至 h^{2m} ，且隱藏層 **HLn** 可包括 m 個隱藏節點 h^{n1} 至 h^{nm} ，其中 m 是自然數。

【0050】 輸出層 **OL** 可包括 j 個輸出節點 y_1 、 y_2 、...、 y_j ，其中 j 是自然數。輸出節點 y_1 至 y_j 中的每一者可對應於欲分類的類別中

的相應一者。輸出層 OL 可針對類別中的每一者產生與輸入資料 IDAT 相關聯的輸出值（例如，類別分數、例如回歸變量等數字輸出或機率）及/或輸出資料 ODAT。舉例而言，機率可指示輸入資料 IDAT 被認為與其中一個類別對應的可能性有多大。在一些實例性實施例中，輸出層 OL 可為全連接層且可指示例如輸入資料 IDAT 與汽車或汽車的特定類型或品牌對應的機率。

【0051】 圖 5A 中示出的神經網路的結構可由關於節點之間被示出為線條的分支（或連接部）的資訊以及被分配至每一分支的加權值（或權重）代表。在神經網路模型的實施例中，一個層內的節點不連接至彼此，但不同層的節點可完全或部分地連接至彼此。在基於不受限制的玻爾茲曼機器（Boltzmann machine）的神經網路模型的實施例中，一個層內的至少一些節點除了連接至其他層的一或多個節點之外亦連接至一個層內的其他節點（或者作為另一選擇而連接至其他層的一或多個節點）。

【0052】 每一節點（例如，節點 h^1_1 ）可接收前一節點（例如，節點 x_1 ）的輸出，可對所接收的輸出實行計算操作或者計算，且可將計算操作或者計算的結果作為輸出而輸出至下一節點（例如，節點 h^2_1 ）。每一節點可藉由將輸入應用於特定函數（例如，非線性函數）來計算欲輸出的值。此函數可被稱為節點的激活函數。

【0053】 在實例性實施例中，預先對神經網路的結構進行設定，且藉由使用具有樣本答案（亦被稱為「標籤」）的樣本資料來適當地對節點之間的連接部的加權值進行設定，樣本答案指示與樣本

輸入值對應的資料的類別。舉例而言，標籤可指示樣本資料屬於多個可用類別之中的哪個類別。具有樣本答案的資料可被稱為「訓練資料」，且確定加權值的過程可被稱為「訓練」。神經網路在訓練過程期間「學習」將資料與對應的標籤相關聯。舉例而言，神經網路可學習使用訓練資料將新資料分類至類別中。已使用演算法訓練的神經網路結構及神經網路結構的加權值可被稱為「模型」，且藉由具有所確定加權值的模型來預測新輸入資料屬於哪一類別且然後輸出預測值的過程可被稱為「測試」過程或者以推斷模式操作神經網路。

【0054】 參照圖 5B，詳細示出由圖 5A 所示神經網路中所包括的一個節點 ND 實行的運算（例如，計算）的實例。

【0055】 基於被提供至節點 ND 的 N 個輸入 a_1 、 a_2 、 a_3 、...、 a_N （其中 N 是大於或等於二的自然數），節點 ND 可分別將 N 個輸入 a_1 至 a_N 與對應的 N 個權重 w_1 、 w_2 、 w_3 、... w_N 相乘，可對藉由乘法獲得的 N 個值求和以獲得求和值，可將偏移量（offset）「b」加至求和值，且可藉由將加了偏移量「b」的值應用於特定函數「 σ 」來產生一個輸出值（例如，「z」）。

【0056】 在實例性實施例中且如圖 5B 中所示，圖 5A 中所示的神經網路中所包括的一個層包括 M 個節點 ND，其中 M 是大於或等於二的自然數，且所述一個層的輸出值可藉由方程式 1 獲得。

$$W * A = Z \text{ [方程式 1]}$$

【0057】 在方程式 1 中，「W」表示所述一個層中所包括的所有連

接部的權重的權重集，且可以 $M \times N$ 矩陣形式實施。「A」表示由所述一個層接收的包括 N 個輸入 a_1 至 a_n 的輸入集，且可以 $N \times 1$ 矩陣形式實施。「Z」表示包括自所述一個層輸出的 M 個輸出 z_1 、 z_2 、 z_3 、...、 z_M 的輸出集，且可以 $M \times 1$ 矩陣形式實施。

【0058】 圖 5A 中所示的一般神經網路可能不適於處置輸入影像資料（或輸入聲音資料），此乃因每一節點（例如，節點 h^{l1} ）連接至前一層的所有節點（例如，層 IL 中所包括的節點 x_1 至 x_i ），且然後加權值的數目隨著輸入影像資料的大小增大而急劇增加。因此，可使用藉由將濾波技術與圖 5A 所示一般神經網路相結合而實施的卷積神經網路（CNN），使得作為輸入影像資料的實例的二維影像被卷積神經網路高效地訓練。

【0059】 參照圖 5C，卷積神經網路可包括多個層 CONV1、RELU1、CONV2、RELU2、POOL1、CONV3、RELU3、CONV4、RELU4、POOL2、CONV5、RELU5、CONV6、RELU6、POOL3 及 FC。此處，「CONV」表示卷積層，「RELU」表示整流線性單元層，「POOL」表示池化（pooling）層且「FC」表示全連接層。

【0060】 與一般神經網路不同，卷積神經網路的每一層可具有寬度、高度及深度的三個維度，且因此輸入至每一層的資料可為具有寬度、高度及深度的三個維度的容積資料（volume data）。舉例而言，若圖 5C 中的輸入影像具有包括 32 個單位的寬度（例如，32 個畫素）及 32 個單位的高度以及三個顏色通道 R、G 及 B 的大小，則與輸入影像對應的輸入資料 IDAT 可具有 $32 \times 32 \times 3$ 的大小。圖

5C 中的輸入資料 IDAT 可被稱為輸入容積資料或輸入激活容積。

【0061】 卷積層 CONV1 至 CONV6 中的每一者可對輸入容積資料實行卷積運算。在影像處理操作中，卷積運算代表如下運算：在所述運算中，基於具有加權值的遮罩 (mask) 來對影像資料進行處理且藉由將輸入值乘以加權值並將總相乘結果相加來獲得輸出值。遮罩可被稱為濾波器、窗口或內核。

【0062】 每一卷積層的參數可包括一組可學習濾波器。每一濾波器在空間上 (沿著寬度及高度) 可為小的，但可延伸穿過輸入容積的整個深度。舉例而言，在正向傳遞期間，每一濾波器可跨越輸入容積的寬度及高度滑動 (例如，卷積)，且可在濾波器的表項與任何位置處的輸入之間計算點積。當濾波器在輸入容積的寬度及高度之上滑動時，可產生與此濾波器在每一空間位置處的響應對應的二維激活圖。因此，可藉由沿著深度維度堆疊該些激活圖來產生輸出容積。舉例而言，若具有 $32*32*3$ 大小的輸入容積資料通過具有帶有零填充的四個濾波器的卷積層 CONV1，則卷積層 CONV1 的輸出容積資料可具有 $32*32*12$ 的大小 (例如，容積資料的深度增大)。

【0063】 RELU 層 RELU1 至 RELU6 中的每一者可實行整流線性單元 (RELU) 運算，RELU 運算對應於由例如函數 $f(x) = \max(0, x)$ 定義的激活函數 (例如，對於所有負輸入 x ，輸出為零)。舉例而言，若具有 $32*32*12$ 的大小的輸入容積資料通過 RELU 層 RELU1 以實行整流線性單元運算，則 RELU 層 RELU1 的輸出容積資料可

具有 $32*32*12$ 的大小（例如，保持容積資料的大小）。

【0064】池化層 POOL1 至 POOL3 中的每一者可沿著寬度及高度的空間維度對輸入容積資料實行下取樣操作。舉例而言，可基於 $2*2$ 濾波器將以 $2*2$ 矩陣形式排列的四個輸入值轉換成一個輸出值。舉例而言，可基於 $2*2$ 最大池化來選擇以 $2*2$ 矩陣形式排列的四個輸入值的最大值，或者可基於 $2*2$ 平均池化來獲得以 $2*2$ 矩陣形式排列的四個輸入值的平均值。舉例而言，若具有 $32*32*12$ 的大小的輸入容積資料通過具有 $2*2$ 濾波器的池化層 POOL1，則池化層 POOL1 的輸出容積資料可具有 $16*16*12$ 的大小（例如，容積資料的寬度及高度減小，且容積資料的深度維持不變）。

【0065】卷積層可在卷積神經網路中重複排列，且池化層可週期性地插入於卷積神經網路中，藉此減小影像的空間大小且提取影像的特性。

【0066】輸出層或全連接層 FC 可輸出類別中的每一類別的輸入容積資料 IDAT 的結果（例如，類別分數）。舉例而言，隨著重複進行卷積操作及下取樣操作，可將對應於二維影像的輸入容積資料 IDAT 轉換成一維矩陣或向量（此可被稱為嵌入）。舉例而言，全連接層 FC 可代表輸入容積資料 IDAT 與汽車、卡車、飛機、船舶及馬對應的機率。

【0067】卷積神經網路中所包括的層的類型及數目並不限於參照圖 5C 闡述的實例且可根據實例性實施例而不同地確定。另外，卷積神經網路可更包括其他層，例如用於將與預測結果對應的分

值轉換成機率值的 softmax 層、用於添加至少一個偏差的偏差添加層或類似層。亦可將所述偏差結合至激活函數中。

【0068】 參照圖 6A，在根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法中使用的超解析卷積網路模型（或卷積神經網路模型）可包括用於實行多個計算操作的多個層或計算層 CONV1、LRELU1、CONV2、LRELU2、...、CONVX、LRELUX 及 DCONV，其中 X 是大於或等於二的自然數。

【0069】 所述多個計算層 CONV1、LRELU1、CONV2、LRELU2、...、CONVX、LRELUX 及 DCONV 可包括多個卷積層 CONV1 至 CONVX 及反卷積層 DCONV。所述多個計算層 CONV1、LRELU1、CONV2、LRELU2、...、CONVX、LRELUX 及 DCONV 可更包括多個漏溢式 RELU 層 LRELU1 至 LRELUX。

【0070】 所述多個卷積層 CONV1 至 CONVX 可與圖 5C 中的卷積層 CONV1 至 CONV6 實質上相同且可對輸入至其中的資料實行卷積運算。

【0071】 所述多個漏溢式 RELU 層 LRELU1 至 LRELUX 的排列可類似於圖 5C 中的 RELU 層 RELU1 至 RELU6 的排列，且所述多個卷積層 CONV1 至 CONVX 與所述多個漏溢式 RELU 層 LRELU1 至 LRELUX 可交替地排列。然而，與圖 5C 中的 RELU 層 RELU1 至 RELU6 不同，所述多個漏溢式 RELU 層 LRELU1 至 LRELUX 對輸入至其中的資料實行漏溢式整流線性單元運算。

【0072】 反卷積層 DCONV 可對輸入至其中的資料實行反卷積運

算。反卷積運算是卷積運算的逆運算。舉例而言，可藉由使用具有一定精確度的反卷積運算而在濾波器（例如卷積運算）之後恢復原始訊號。

【0073】 可藉由對實行所述多個計算操作的所述多個計算層進行堆疊（或連接）來實施超解析卷積網路模型。根據實例性實施例的超解析卷積網路模型可為快速殘差學習超解析卷積網路模型（fast residual learning super-resolution convolutional network model，FRSR）。

【0074】 可基於殘差學習及後上取樣來實施在根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法中使用的超解析卷積網路模型。

【0075】 當基於模型對神經網路進行訓練時，隨著模型深度的增大而可能發生過度擬合、梯度消失及計算量增大。然而，藉由根據殘差學習再次使用前一層的結果，隨著模型深度增大，可解決或減少過度擬合、梯度消失及計算量增大。舉例而言，殘差學習可基於方程式 2 及方程式 3 來實行。

$$F(X) = H(X) - X_{identity}$$

[方程式 2]

$$F(X) = H(X) - X_{interpolation}$$

[方程式 3]

【0076】 在方程式 2 及方程式 3 中，「X」表示每一計算層的輸入，「H(X)」表示每一計算層的輸出，且「F(X)」表示與「X」相

關聯的殘差函數。「 X_{identity} 」表示與「 X 」相同的影像，且「 $X_{\text{interpolation}}$ 」表示藉由內插「 X 」而獲得的影像。儘管輸出「 $H(X)$ 」本身是在一般神經網路中訓練或學習，但當應用殘差學習時，殘差函數「 $F(X)$ 」亦可被訓練或學習。由於應用了殘差學習，因此可產生及/或輸出與輸入資料 IDAT 對應的殘差資料 RDAT。

【0077】 另外，可應用後上取樣來減少計算量。可使用上取樣操作將低解析度影像轉換成與高解析度影像相同大小的影像。當在通過卷積層之前實行上取樣操作時，上取樣操作可被稱為預上取樣。當在通過卷積層之後實行上取樣操作時，上取樣操作可被稱為後上取樣。

【0078】 關於後上取樣，反卷積層 DCONV 可為用於實行後上取樣的計算層，且可被排列成對應於所述多個計算層 CONV1、LRELU1、CONV2、LRELU2、...、CONVX、LRELUX 及 DCONV 之中的最末計算層。舉例而言，即使所述多個卷積層 CONV1 至 CONVX 及所述多個漏溢式 RELU 層 LRELU1 至 LRELUX 的輸入容積資料與輸出容積資料具有相同的大小，反卷積層 DCONV 的輸入容積資料與輸出容積資料亦可具有不同的大小。舉例而言，反卷積層 DCONV 的輸出容積資料的大小可能變得大於反卷積層 DCONV 的輸入容積資料的大小（例如，容積資料的寬度及高度增大）。

【0079】 參照圖 6B，示出關於由圖 5C 中的 RELU 層 RELU1 至 RELU6 實行的一般 RELU 運算的激活函數。當輸入「 y 」大於或等

於零時，可提供與輸入「 y 」相等的輸出「 $f(y)$ 」(例如， $f(y)=y$)。
當輸入「 y 」小於零時，可輸出零。

【0080】 參照圖 6C，示出關於由圖 6A 中的漏溢式 RELU 層 LRELU1 至 LRELUX 實行的漏溢式 RELU 運算的激活函數。如同一般 RELU 運算，當輸入「 y 」大於或等於零時，可提供與輸入「 y 」相等的輸出「 $f(y)$ 」(例如， $f(y)=y$)。與一般 RELU 運算不同，即使當輸入「 y 」小於零時，亦可輸出與輸入「 y 」成比例的值「 $a*y$ 」，而非零(例如， $f(y)=a*y$ ，其中「 a 」是大於零且小於一的實數)。

【0081】 與圖 6B 的激活函數對應的一般 RELU 運算可將所有小於零的輸入變成零，可能出現已壞死的 (dead) RELU 或即將壞死的 (dying) RELU。為了防止所有小於零的輸入變成零，可應用部分地反映出小於零的負數的漏溢式 RELU 運算。

【0082】 然而，實例性實施例並不限於此，且可應用參數 RELU 運算、指數線性單元 (exponential linear unit, ELU) 運算及/或類似運算。作為另一選擇或附加地，可使用 S 形函數 (sigmoid)、雙曲正切 (tanh) 及/或類似函數作為激活函數。

【0083】 圖 7 是示出圖 2 所示影像處理裝置中所包括的高解析度影像獲得模組的實例的方塊圖。

【0084】 參照圖 7，高解析度影像獲得模組 200 可包括殘差模組 210、內插模組 220 及加法器模組 230。

【0085】 殘差模組 210 可藉由使用超解析卷積網路模型對低解析度輸入影像 LR_IIMG 依序實行所述多個計算操作來產生殘差影像

RES_IMG。換言之，殘差模組 210 可實行圖 1 中的操作 S100。舉例而言，殘差模組 210 可被實施成執行圖 6A 所示超解析卷積網路模型。

【0086】 內插模組 220 可藉由對低解析度輸入影像 LR_IIMG 實行內插運算來產生內插影像 ITP_IMG。換言之，內插模組 220 可實行圖 1 中的操作 S200。

【0087】 在實例性實施例中，殘差影像 RES_IMG 及內插影像 ITP_IMG 中的每一者具有較低解析度輸入影像 LR_IIMG 的解析度高的解析度，且具有與高解析度輸出影像 HR_OIMG 的解析度相等或實質上相等的解析度。

【0088】 在實例性實施例中，內插模組 220 藉由對低解析度輸入影像 LR_IIMG 實行雙三次內插運算來產生內插影像 ITP_IMG。在實施例中，實行將低解析度輸入影像 LR_IIMG 的解析度(或大小)設定成與高解析度輸出影像 HR_OIMG 的解析度(或大小)相等的解析度(或大小)的操作以應用殘差學習。舉例而言，可藉由基於方程式 4 實行雙三次內插運算來產生內插影像 ITP_IMG。雙三次內插是三次內插的擴展，以用於在二維規則網格上對資料點進行內插。在影像處理中，可選擇雙三次內插而非雙線性或最近鄰內插。與僅考慮四個畫素(2*2)的雙線性內插相比，雙三次內插考慮 16 個畫素(4*4)。

$$f(x, y) = \sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 a_{ij} x^i y^j$$

[方程式 4]

【0089】 加法器模組 230 可藉由將殘差影像 RES_IMG 與內插影像 ITP_IMG 相加來產生高解析度輸出影像 HR_OIMG。換言之，加法器模組 230 可實行圖 1 中的操作 S300。舉例而言，加法器模組 230 可將殘差影像 RES_IMG 與內插影像 ITP_IMG 相加，以產生高解析度輸出影像 HR_OIMG。

【0090】 在一些實例性實施例中，模組 210、220 及 230 的至少一部分可被實施為硬體。舉例而言，模組 210、220 及 230 的至少一部分可包括於基於電腦的電子系統中。在其他實例性實施例中，模組 210、220 及 230 的至少一部分可被實施為指令碼或程式常式（例如，軟體程式），所述指令碼或程式常式（例如，軟體程式）在儲存於記憶體中時可由處理器執行。舉例而言，指令碼或程式常式可由基於電腦的電子系統實行，且可儲存於位於基於電腦的電子系統內部或外部的任何儲存裝置中。

【0091】 圖 8 是示出根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法的流程圖。為了簡潔，將省略與圖 1 重複的說明。

【0092】 參照圖 8，在根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法中，在操作 S100、S200 及 S300 之前，對超解析卷積網路模型實行訓練過程（操作 S400）。舉例而言，可對超解析卷積網路模型實行正向傳播過程及後向傳播過程。正向傳播過程可為實行訓練過程時的程序的一部分，且反向傳播過程可為實行訓練過程時實行的程序的另一部分。正向傳播過程可代表藉由使輸

入(或輸入資料)在正向方向上通過超解析卷積網路模型來計算輸出(或輸出資料)的過程。反向傳播過程可代表藉由將輸出與標籤(標籤是預先獲得的基準真相(ground truth))進行比較來計算損失的過程、計算權重的梯度以使得藉由在反向方向上使所計算的損失通過超解析卷積網路模型來減少損失的過程、以及對權重進行更新的過程。反向傳播過程可被稱為誤差反向傳播過程。將參照圖 10 及圖 11 闡述操作 S400。

【0093】 此後，可使用經訓練超解析卷積網路模型(例如，已經完成訓練過程的超解析卷積網路模型)來實行操作 S100、S200 及 S300。操作 S100、S200 及 S300 可與參照圖 1 闡述的操作實質上相同。

【0094】 圖 9 是示出根據實例性實施例的影像處理裝置的方塊圖。為了簡潔，將省略與圖 2 重複的說明。

【0095】 參照圖 9，影像處理裝置 102 包括高解析度影像獲得模組 200，且可更包括訓練模組 300。

【0096】 除了影像處理裝置 102 更包括訓練模組 300 之外，影像處理裝置 102 可與圖 2 所示影像處理裝置 100 實質上相同。

【0097】 訓練模組 300 可對由高解析度影像獲得模組 200 執行的超解析卷積網路模型實行訓練過程。換言之，訓練模組 300 可實行圖 8 中的操作 S400。將參照圖 12 闡述訓練模組 300 的詳細配置。

【0098】 在實例性實施例中，高解析度影像獲得模組 200 與訓練

模組 300 被實施為單個積體模組。在實例性實施例中，高解析度影像獲得模組 200 與訓練模組 300 被實施為單獨的不同模組。在實例性實施例中，高解析度影像獲得模組 200 與訓練模組 300 被實施為共享一些組件。舉例而言，高解析度影像獲得模組 200 及訓練模組 300 二者可被實施為執行超解析卷積網路模型，且因此用於執行超解析卷積網路模型的組件可由高解析度影像獲得模組 200 與訓練模組 300 共享。

【0099】 在實例性實施例中，影像處理裝置 102 如圖 3 中所示實施。舉例而言，高解析度影像獲得模組 200 及訓練模組 300 二者可以軟體實施，且圖 3 中的程式 PR 可對應於高解析度影像獲得模組 200 及訓練模組 300。

【0100】 圖 10 是示出根據實例性實施例的實行圖 8 中的訓練過程的流程圖。

【0101】 參照圖 8 及圖 10，當對超解析卷積網路模型實行訓練過程（操作 S400）時，獲得及/或產生多個低解析度樣本輸入影像及與所述多個低解析度樣本輸入影像對應的多個高解析度樣本參考影像（操作 S410）。舉例而言，高解析度樣本參考影像可代表與低解析度樣本輸入影像相關聯的基準真相（或正確答案資訊）。舉例而言，可藉由使用高解析度相機進行捕獲及成像而產生高解析度樣本參考影像，且可藉由對高解析度樣本參考影像實行操作以降低解析度而產生對應的低解析度樣本輸入影像。

【0102】 可基於所述多個低解析度樣本輸入影像及所述多個高

解析度樣本參考影像來對超解析卷積網路模型進行訓練（操作 S420）。舉例而言，當實行操作 S420 時，可藉由將所述多個低解析度樣本輸入影像應用或輸入至超解析卷積網路模型來產生多個高解析度樣本輸出影像，且可將所述多個高解析度樣本參考影像與所述多個高解析度樣本輸出影像相互比較。舉例而言，隨著超解析卷積網路模型被訓練，可對超解析卷積網路模型中所包括的多個權重進行更新。舉例而言，可將低解析度樣本輸入影像的特徵輸入至超解析卷積網路模型以產生輸出影像，以用於與對應的高解析度樣本參考影像進行比較進而對權重進行更新。

【0103】 基於經訓練超解析卷積網路模型及低解析度預測輸入影像來獲得及/或產生高解析度預測輸出影像（操作 S430）。操作 S430 可類似於圖 1 中的操作 S100、S200 及 S300 而實行。舉例而言，當實行操作 S430 時，可藉由使用經訓練超解析卷積網路模型對低解析度預測輸入影像依序實行所述多個計算操作來產生預測殘差影像，可藉由對低解析度預測輸入影像實行內插運算來產生預測內插影像，且可藉由將預測殘差影像與預測內插影像相加而產生具有較低解析度預測輸入影像的解析度高的解析度的高解析度預測輸出影像。

【0104】 可基於高解析度預測輸出影像及與低解析度預測輸入影像對應的高解析度預測參考影像（例如，藉由將高解析度預測輸出影像與高解析度預測參考影像進行比較）來對經訓練超解析卷積網路模型的誤差值進行檢查（操作 S440）。舉例而言，高解析度

預測參考影像可代表與低解析度預測輸入影像相關聯的基準真相。舉例而言，誤差值可代表高解析度預測參考影像與高解析度預測輸出影像之間的差異。

【0105】 低解析度預測輸入影像、高解析度預測參考影像及高解析度預測輸出影像可不用於對超解析卷積網路模型進行訓練，但可用於對訓練超解析卷積網路模型的結果進行檢查。

【0106】 圖 11 是示出根據實例性實施例的對圖 10 中的經訓練超解析卷積網路模型的誤差值進行檢查的實例的流程圖。

【0107】 參照圖 10 及圖 11，當對經訓練超解析卷積網路模型的誤差值進行檢查（操作 S440）時，將經訓練超解析卷積網路模型的誤差值與預定參考值（或臨限值）進行比較（操作 S450）。

【0108】 當經訓練超解析卷積網路模型的誤差值大於參考值（操作 S450：是）時，例如，當超解析卷積網路模型的一致性未達到目標一致性或者低於目標一致性時，對超解析卷積網路模型進行重新訓練（操作 S460）。操作 S460 可類似於操作 S410、S420 及 S430 而實行。舉例而言，可獲得附加低解析度樣本輸入影像及與附加低解析度樣本輸入影像對應的附加高解析度樣本參考影像，可基於附加低解析度樣本輸入影像及附加高解析度樣本參考影像來對超解析卷積網路模型進行重新訓練，可基於經重新訓練超解析卷積網路模型及附加低解析度預測輸入影像來獲得附加高解析度預測輸出影像，且可基於附加高解析度預測輸出影像及與附加低解析度預測輸入影像對應的附加高解析度預測參考影像來對誤

差值進行更新。

【0109】 當經訓練超解析卷積網路模型的誤差值小於或等於參考值（操作 S450：否）時，例如，當超解析卷積網路模型的一致性達到目標一致性或高於目標一致性時，可儲存訓練過程的結果（例如，最終的經更新權重），且可終止訓練過程。

【0110】 儘管闡述了其中超解析卷積網路模型被重新訓練，直至滿足預定條件（例如，參考值或目標一致性）的實例性實施例，但本發明概念並不限於此。舉例而言，可在初始操作時間對超解析卷積網路模型進行重新訓練達預定迭代次數。舉例而言，即使超解析卷積網路模型的最終誤差值仍然高於參考值，超解析卷積網路模型亦可被重新訓練一定次數以備後用。

【0111】 圖 12 是示出圖 9 所示影像處理裝置中所包括的訓練模組的實例的方塊圖。

【0112】 參照圖 12，訓練模組 300 可包括資料提供模組 310、網路模型執行模組 320、模型更新模組 330 及訓練檢查模組 340。

【0113】 資料提供模組 310 可向網路模型執行模型 320 提供低解析度樣本輸入影像 LR_SAM_IIMG、向模型更新模組 330 提供與低解析度樣本輸入影像 LR_SAM_IIMG 對應的高解析度樣本參考影像 HR_SAM_RIMG，且可向網路模型執行模型 320 提供低解析度預測輸入影像 LR_PRED_IIMG、向訓練檢查模組 340 提供與低解析度預測輸入影像 LR_PRED_IIMG 對應的高解析度預測參考影像 HR_PRED_RIMG。換言之，資料提供模組 310 可實行圖 10 中

的操作 S410，且可提供用於實行操作 S430 及 S440 的資料。

【0114】 網路模型執行模組 320 可基於低解析度樣本輸入影像 LR_SAM_IIMG 產生高解析度樣本輸出影像 HR_SAM_OIMG，且可基於低解析度預測輸入影像 LR_PRED_IIMG 產生高解析度預測輸出影像 HR_PRED_OIMG。換言之，網路模型執行模組 320 可實行圖 10 中的操作 S420 及操作 S430 的至少一部分。舉例而言，網路模型執行模組 320 可被實施為執行圖 6A 所示超解析卷積網路模型。舉例而言，用於執行超解析卷積網路模型的組件可由圖 7 中的網路模型執行模組 320 與殘差模組 210 共享。舉例而言，超解析卷積網路模型 320 可基於低解析度樣本輸入影像 LR_SAM_IIMG 產生高解析度樣本輸出影像 HR_SAM_OIMG 且可基於低解析度預測輸入影像 LR_PRED_IIMG 產生高解析度預測輸出影像 HR_PRED_OIMG。

【0115】 網路模型執行模組 320 可產生更新訊號 U_SIG，以通知模型更新模組 330 基於高解析度樣本參考影像 HR_SAM_RIMG 及高解析度樣本輸出影像 HR_SAM_OIMG 來對超解析卷積網路模型進行訓練及/或更新。換言之，模型更新模組 330 可實行圖 10 中的操作 S420 的至少一部分。舉例而言，模型更新模組 330 可因應於更新訊號 U_SIG 而實行操作 S420 的至少一部分。

【0116】 訓練檢查模組 340 可基於高解析度預測參考影像 HR_PRED_RIMG 及高解析度預測輸出影像 HR_PRED_OIMG 產生代表對超解析卷積網路模型進行訓練的結果的結果訊號 R_SIG。

換言之，訓練檢查模組 340 可實行圖 10 中的操作 S440。基於結果訊號 R_SIG，超解析卷積網路模型可被重新訓練或者訓練過程可被終止。舉例而言，結果訊號 R_SIG 可指示超解析卷積網路模型的訓練或重新訓練已完成。

【0117】 圖 10 的訓練過程可被闡述為根據實例性實施例的對超解析卷積網路模型進行訓練的方法，且圖 12 所示訓練模組 300 可被闡述為根據實例性實施例的用於對超解析卷積網路模型進行訓練的訓練裝置。

【0118】 圖 13、圖 14A、圖 14B、圖 14C、圖 15A、圖 15B、圖 15C、圖 15D、圖 15E 及圖 16 是用於闡述根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法的效能的圖。

【0119】 參照圖 13，示出各種超解析方案或技術的效能。在圖 13 及隨後的圖中，「情形 1」代表使用比較內插運算的情形，「情形 2」代表使用比較超解析卷積神經網路（SRCNN）的情形，「情形 3」代表使用比較快速超解析卷積神經網路（fast super-resolution convolutional neural network，FSRCNN）的情形，「情形 4」代表使用比較甚深超解析卷積網路（very deep super-resolution convolutional network，VDSR）的情形，且「情形 5」代表使用根據實例性實施例的 FRSR 的情形。

【0120】 均方根誤差（root mean square error，RMSE）及決定係數（coefficient of determination）（或 R^2 分數）可用作評估指標。RMSE 可為代表預測值與真實（或實際）值之間的差的指標，且可

基於方程式 5 來計算。舉例而言，RMSE 越小，效能越佳；且 RMSE 越大，效能越差。決定係數可為代表估測模型適合於給定資料的程度的指標，且可基於方程式 6 來計算。舉例而言，決定係數越大，效能越佳。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}{n}}$$

[方程式 5]

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}$$

[方程式 6]

【0121】 如圖 13 中所示，在使用根據實例性實施例的 FRSR 的情形 5 的情形中，可看出，與情形 1、情形 2、情形 3 及情形 4 相比，情形 5 在 RMSE 及決定係數評估方面具有較佳的效能。

【0122】 參照圖 14A、圖 14B 及圖 14C，示出基於 24 個波長的樣本的 RMSE 及決定係數的比較結果。在使用根據實例性實施例的 FRSR 的情形 5 的情形中，可看出，與情形 2、情形 3 及情形 4 相比，情形 5 在 RMSE 及決定係數評估方面具有較佳的效能。

【0123】 參照圖 15A、圖 15B、圖 15C、圖 15D 及圖 15E，示出使用應用於奈米光學裝置模擬空間的超解析過程來產生高解析度影像的結果。在約 800 奈米的波長下與特定狹縫（slit）設計相關聯的電磁場量值影像的「E_x」分量被示出為熱圖。圖 15A 示出狹縫設計作為實例。圖 15B 及圖 15C 分別示出低解析度影像及對應的高解析度參考影像（例如，正確答案影像）。圖 15D 示出使用根

據實例性實施例的 FRSR 產生的高解析度影像（例如，對應於情形 5）。圖 15E 示出使用比較內插運算產生的高解析度影像（例如，對應於情形 1）。在使用根據實例性實施例的 FRSR 的情形 5 的情形中，可看出，與情形 1 相比，產生了較佳的高解析度影像。

【0124】 參照圖 16，示出訓練約 6,720 個資料所需的時間。在使用根據實例性實施例的 FRSR 的情形 5 的情形中，可看出，與情形 2、情形 3 及情形 4 相比，減少了所需的處理時間且因此達成較佳的效能。

【0125】 圖 17 是示出根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法的流程圖。

【0126】 參照圖 17，在設計及/或製造半導體裝置時實行根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法，且所述方法由特性預測裝置實行。將參照圖 19 及圖 25 來闡述特性預測裝置的詳細配置。

【0127】 在根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法中，使用低解析度輸入特性資料及基於超解析卷積網路模型獲得高解析度輸出特性資料（操作 S1100）。超解析卷積網路模型可實行殘差學習及後取樣。超解析卷積網路模型可對低解析度輸入特性資料進行操作以產生高解析度輸出特性資料。高解析度輸出特性資料及低解析度輸入特性資料與半導體裝置相關聯。超解析卷積網路模型可如參照圖 6A 所闡述那般實施。

【0128】 使用高解析度輸出特性資料來對半導體裝置的特性進

行檢查(操作 S1200)。舉例而言，半導體裝置可為奈米光學裝置。舉例而言，半導體裝置可為包括多個畫素的影像感測器，且可為互補金屬氧化物半導體 (complementary metal-oxide semiconductor, CMOS) 影像感測器。將參照圖 20、圖 21、圖 22A 及圖 22B 來闡述影像感測器的詳細配置。

【0129】 舉例而言，半導體裝置的特性可與影像感測器中所包括的所述多個畫素的光效率對應。舉例而言，根據電磁場的量值，半導體裝置的特性 (例如，奈米光學特性) 可由兩個電場分量 E_x 及 E_y 以及一個磁場分量 H_z 組成。舉例而言，光效率可由所述兩個電場分量 E_x 及 E_y 以及所述一個磁場分量 H_z 來確定。舉例而言，半導體裝置的特性可包括類似於影像的紅色 (R) 分量、綠色 (G) 分量及藍色 (B) 分量的三個分量。

【0130】 在奈米光學裝置中，可應用超解析，使得可在較精細的晶格單元 (lattice unit) 中計算晶格單元模擬空間中的每一晶格中所包括的裝置特性值。當晶格的大小相對大時，它可被定義為低解析度特性資料 (例如，低解析度影像)。當晶格的大小相對小時，它可被定義為高解析度特性資料 (例如，高解析度影像)。

【0131】 在根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法中，可藉由將低解析度特性資料應用於超解析卷積網路模型來產生高解析度特性資料。當使用超解析卷積網路模型時，可自較少量的輸入特性值獲得較大量的輸出特性值，且可在相對短的時間內獲得具有提高的精度的特性值。因此，可提高半導體裝置的

設計及製造效率。

【0132】 圖 18 是示出獲得圖 17 中的高解析度輸出特性資料的實例的流程圖。為了簡潔，將省略與圖 1 重複的說明。

【0133】 參照圖 17 及圖 18，當獲得與半導體裝置相關聯的高解析度輸出特性資料（操作 S1100）時，藉由使用超解析卷積網路模型對低解析度輸入特性資料依序實行多個計算操作來產生殘差特性資料（操作 S1110）。藉由對低解析度輸入特性資料實行內插運算來產生內插特性資料（操作 S1120）。藉由將殘差特性資料與內插特性資料相加來產生高解析度輸出特性資料（操作 S1130）。舉例而言，可將殘差特性資料加至內插特性資料以產生和，且可根據所述和來產生高解析度輸出特性資料。高解析度輸出特性資料可具有較低解析度輸入特性資料的解析度高的解析度。

【0134】 除了用語「影像」被改變為「特性資料」之外，圖 18 中的操作 S1110、S1120 及 S1130 可分別與圖 1 中的操作 S100、S200 及 S300 實質上相同。當特性資料以二維資料的形式實施時，用語「特性資料」可被理解為與用語「影像」相同。

【0135】 圖 19 是示出根據實例性實施例的特性預測裝置的方塊圖。為了簡潔，將省略與圖 2 及圖 7 重複的說明。

【0136】 參照圖 19，特性預測裝置 400 包括高解析特性獲得模組 500 及特性檢查模組 600。

【0137】 高解析特性獲得模組 500 基於低解析度輸入特性資料 LR_IN_CDAT 獲得及 / 或產生高解析度輸出特性資料

HR_OUT_CDAT。舉例而言，高解析特性獲得模組 500 可類似於圖 2 中的高解析度影像獲得模組 200，且可包括參照圖 7 闡述的殘差模組、內插模組及加法器模組。換言之，高解析特性獲得模組 500 可實行圖 17 中的操作 S1100 以及圖 18 中的操作 S1110、S1120 及 S1130。

【0138】 特性檢查模組 600 基於高解析度輸出特性資料 HR_OUT_CDAT 來產生代表半導體裝置的特性的結果資料 R_DAT。換言之，特性檢查模組 600 可實行圖 17 中的操作 S1200。

【0139】 在實例性實施例中，高解析特性獲得模組 500 與特性檢查模組 600 被實施為單個積體模組。在其他實例性實施例中，高解析特性獲得模組 500 與特性檢查模組 600 可被實施為單獨的不同模組。在一些實例性實施例中，特性預測裝置 400 可如圖 3 中所示來實施。舉例而言，高解析特性獲得模組 500 及特性檢查模組 600 二者可以軟體實施，且圖 3 中的程式 PR 可對應於高解析特性獲得模組 500 及特性檢查模組 600。

【0140】 圖 20 是示出影像感測器的方塊圖，影像感測器是應用了根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法的目標的實例。

【0141】 參照圖 20，影像感測器 800 包括畫素陣列 810 及影像感測器驅動器積體電路。影像感測器驅動器積體電路可包括列驅動器 820(例如，驅動器電路)、相關雙取樣(correlated double sampling, CDS)區塊 830(例如，CDS 電路)、類比至數位轉換(analog-to-

digital converting, ADC) 區塊 840 (例如, 類比至數位轉換器)、數位訊號處理器 (digital signal processor, DSP) 850、斜坡訊號產生器 860 及時序控制器 880 (例如, 控制電路)。

【0142】 畫素陣列 810 可包括以矩陣形式排列的多個畫素 (或單位畫素) PX。所述多個畫素 PX 中的每一者可連接至多個列 RW1、RW2、...、RWX 中的相應一者及多個行 CL1、CL2、...、CLY 中的相應一者, 其中 X 及 Y 中的每一者是大於或等於二的自然數。畫素陣列 810 可基於入射光產生多個類比畫素訊號 VP1、VP2、...、VPY。將參照圖 21 來闡述所述多個畫素 PX 中的每一者的實例。

【0143】 列驅動器 820 可連接至畫素陣列 810 的所述多個列 RW1 至 RWX。列驅動器 820 可產生驅動訊號來驅動所述多個列 RW1 至 RWX。舉例而言, 列驅動器 820 可逐列驅動畫素陣列 810 中所包括的所述多個畫素 PX。

【0144】 相關雙取樣區塊 830 可包括多個相關雙取樣電路 (CDS) 830a、830b、...、830c。所述多個相關雙取樣電路 830a 至 830c 可連接至畫素陣列 810 的所述多個行 CL1 至 CLY。所述多個相關雙取樣電路 830a 至 830c 可對自畫素陣列 810 輸出的所述多個類比畫素訊號 VP1 至 VPY 實行相關雙取樣操作。

【0145】 類比至數位轉換區塊 840 可包括多個類比至數位轉換器 840a、840b、...、840c。所述多個類比至數位轉換器 840a 至 840c 可經由所述多個相關雙取樣電路 830a 至 830c 連接至畫素陣列 810 的所述多個行 CL1 至 CLY。所述多個類比至數位轉換器 840a 至

840c 可實行行類比至數位轉換操作，行類比至數位轉換操作並列地（例如，同時或併發地）將所述多個類比畫素訊號 VP1 至 VPY（例如，自所述多個相關雙取樣電路 830a 至 830c 輸出的多個相關雙取樣類比畫素訊號）轉換成多個數位訊號 CNT1、CNT2、...、CNTY。

【0146】 所述多個類比至數位轉換器 840a 至 840c 中的每一者可包括多個比較器 842a、842b、...、842c（例如，比較器電路）中的相應一者及多個計數器（counter，CNT）844a、844b、...、844c（例如，計數器電路）中的相應一者。舉例而言，第一類比至數位轉換器 840a 可包括第一比較器 842a 及第一計數器 844a。第一比較器 842a 可將第一類比畫素訊號 VP1（例如，自第一相關雙取樣電路 830a 輸出的相關雙取樣第一類比畫素訊號）與斜坡訊號 VRAMP 進行比較，以產生第一比較訊號 CS1。第一計數器 844a 可對第一比較訊號 CS1 的位準轉變時序進行計數以產生第一數位訊號 CNT1。

【0147】 可逐列對畫素陣列 810 中所包括的所述多個畫素 PX 實行相關雙取樣區塊 830 及類比至數位轉換區塊 840 的操作。

【0148】 所述多個相關雙取樣電路 830a 至 830c 與所述多個類比至數位轉換器 840a 至 840c 可形成多個行驅動電路。舉例而言，第一相關雙取樣電路 830a 與第一類比至數位轉換器 840a 可形成第一行驅動電路。

【0149】 數位訊號處理器 850 可基於所述多個數位訊號 CNT1 至

CNTY 實行數位訊號處理操作。數位訊號處理器 850 可輸出藉由數位訊號處理操作產生的訊框資料 FDAT。

【0150】 斜坡訊號產生器 860 可產生斜坡訊號 VRAMP。時序控制器 880 可控制影像感測器 800 的整體操作時序，且可產生包括計數賦能訊號 CNT_EN、時脈訊號（未示出）等的控制訊號。

【0151】 圖 21 是示出圖 20 所示影像感測器中所包括的畫素陣列中包括的畫素的實例的電路圖。

【0152】 參照圖 21，畫素（或單位畫素）900 可包括光電轉換單元 910 及訊號產生單元 912。

【0153】 光電轉換單元 910 可實行光電轉換操作。舉例而言，光電轉換單元 910 可在積分模式（integration mode）期間將入射光轉換成光電荷。若包括畫素 900 的影像感測器是 CMOS 影像感測器，則在積分模式期間，可藉由在光電轉換單元 910 中收集與經過 CMOS 影像感測器的敞開的快門（shutter）的入射光的強度成比例的電荷載子（例如，電子電洞對）來獲得關於欲捕獲的對象的影像資訊。

【0154】 訊號產生單元 912 可基於在讀出模式期間由光電轉換操作產生的光電荷來產生電性訊號（例如，類比畫素訊號 VP）。若包括畫素 900 的影像感測器是 CMOS 影像感測器，則在積分模式之後的讀出模式期間，可關閉快門，且可基於電荷載子形式的影像資訊來產生類比畫素訊號 VP。舉例而言，如圖 21 中所示，畫素 900 可具有包括四個電晶體的四電晶體結構。

【0155】 舉例而言，訊號產生單元 912 可包括轉移電晶體 920、重設電晶體 940、驅動電晶體 950、選擇電晶體 960 及浮置擴散節點 930。轉移電晶體 920 可設置於光電轉換單元 910 與浮置擴散節點 930 之間，且可包括接收轉移訊號 TX 的閘極電極。舉例而言，轉移電晶體 920 可因應於轉移訊號 TX 而選擇性地將光電轉換單元 910 與浮置擴散節點 930 電性連接。重設電晶體 940 可設置於電源電壓 VDD 與浮置擴散節點 930 之間，且可包括接收重設訊號 RX 的閘極電極。舉例而言，重設電晶體 940 可因應於重設訊號 RX 而選擇性地將電源電壓 VDD 與浮置擴散節點 930 電性連接。驅動電晶體 950 可設置於電源電壓 VDD 與選擇電晶體 960 之間，且可包括連接至浮置擴散節點 930 的閘極電極。舉例而言，驅動電晶體 950 可因應於浮置擴散節點 930 的電壓而選擇性地將電源電壓 VDD 與選擇電晶體 960 電性連接。選擇電晶體 960 可設置於驅動電晶體 950 與輸出類比畫素訊號 VP 的輸出端子之間，且可包括接收選擇訊號 SEL 的閘極電極。舉例而言，選擇電晶體 960 可因應於選擇訊號 SEL 而選擇性地將驅動電晶體 960 與輸出端子電性連接以輸出類比畫素訊號 VP。

【0156】 圖 22A 及圖 22B 是示出圖 20 所示影像感測器的畫素結構的實例的圖。

【0157】 參照圖 22A 及圖 22B，第一影像感測器 800a 可包括第一數目的第一畫素 PX1，且第二影像感測器 800b 可包括第二數目的第二畫素 PX2。第一影像感測器 800a 及/或第二影像感測器 800b

可用於實施第一影像感測器 800。舉例而言，第二影像感測器 800b 中所包括的第二畫素 PX2 的大小可小於第一影像感測器 800a 中所包括的第一畫素 PX1 的大小。舉例而言，第二影像感測器 800b 中所包括的第二數目的第二畫素可大於第一影像感測器 800a 中所包括的第一數目的第一畫素 PX1。

【0158】 在實例性實施例中，低解析度輸入特性資料 LR_IN_CDAT 對應於第一影像感測器 800a 的特性，且高解析度輸出特性資料 HR_OUT_CDAT 對應於第二影像感測器 800b 的特性。舉例而言，可預先對相依於畫素單位（或大小）而改變的特性進行預測。舉例而言，可在改變畫素單位的同時藉由模擬來收集每一畫素的特性值，及/或可使用已經製造的影像感測器來收集每一畫素的特性值。可使用所收集的特性值來對超解析卷積網路模型進行訓練，然後可使用超解析卷積網路模型來對較小畫素單元的特性值進行預測。因此，可在製造之前對畫素大小的極限進行檢查且檢查畫素特性。

【0159】 圖 23 是示出根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法的流程圖。為了簡潔，將省略與圖 8 及圖 17 重複的說明。

【0160】 參照圖 23，在根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法中，操作 S1300 可與圖 8 中的操作 S400 實質上相同，且操作 S1100 及 S1200 可與參照圖 17 闡述的操作實質上相同。

【0161】 圖 24 是示出實行圖 23 中的訓練過程的實例的流程圖。為了簡潔，將省略與圖 10 重複的說明。

【0162】 參照圖 23 及圖 24，當對超解析卷積網路模型實行訓練過程（操作 S1300）時，獲得多個低解析度樣本輸入特性資料及與所述多個低解析度樣本輸入特性資料對應的多個高解析度樣本參考特性資料（操作 S1310）。基於所述多個低解析度樣本輸入特性資料及所述多個高解析度樣本參考特性資料來對超解析卷積網路模型進行訓練（操作 S1320）。基於經訓練超解析卷積網路模型及低解析度預測輸入特性資料來獲得高解析度預測輸出特性資料（操作 S1330）。基於高解析度預測輸出特性資料及與低解析度預測輸入特性資料對應的高解析度預測參考特性資料來對經訓練超解析卷積網路模型的誤差值進行檢查（操作 S1340）。除了用語「影像」被改變為「特性資料」之外，圖 24 中的操作 S1310、S1320、S1330 及 S1340 可分別與圖 10 中的操作 S410、S420、S430 及 S440 實質上相同。

【0163】 圖 25 是示出根據實例性實施例的特性預測裝置的方塊圖。為了簡潔，將省略與圖 9 及圖 19 重複的說明。

【0164】 參照圖 25，特性預測裝置 402 包括高解析特性獲得模組 500 及特性檢查模組 600，且可更包括訓練模組 700。

【0165】 除了特性預測裝置 402 更包括訓練模組 700 之外，特性預測裝置 402 可與圖 19 所示特性預測裝置 400 實質上相同。訓練模組 700 可與圖 9 中的訓練模組 300 實質上相同。舉例而言，訓

練模組 700 可包括參照圖 12 闡述的資料提供模組、網路模型執行模組、模型更新模組及訓練檢查模組。

【0166】 圖 26 是示出根據實例性實施例的設計半導體裝置的方法的流程圖。

【0167】 參照圖 26，在根據實例性實施例的設計半導體裝置的方法中，對半導體裝置的特性進行預測（操作 S2100），且基於對半導體裝置的特性進行預測的結果來設計半導體裝置（操作 S2200）。可基於參照圖 17 至圖 25 闡述的根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法來實行操作 S2100。

【0168】 圖 27 是示出根據實例性實施例的製造半導體裝置的方法的流程圖。

【0169】 參照圖 27，在根據實例性實施例的製造半導體裝置的方法中，設計半導體裝置（操作 S3100），且基於設計半導體裝置的結果來製作半導體裝置（操作 S3200）。可基於參照圖 26 闡述的根據實例性實施例的設計半導體裝置的方法來實行操作 S3100。

【0170】 儘管基於影像感測器來闡述實例性實施例，但本發明概念並不限於此。舉例而言，可採用及/或應用實例性實施例來對各種其他半導體裝置的特性進行預測且使用所預測的特性來設計及/或製造各種其他半導體裝置。

【0171】 如熟習此項技術者將理解，本發明概念可被實施為系統、方法、電腦程式產品及/或實施於上面實施有電腦可讀取程式碼的一或多個電腦可讀取媒體中的電腦程式產品。電腦可讀取程式碼

可被提供至通用電腦、專用電腦或其他可程式化資料處理設備的處理器。電腦可讀取媒體可為電腦可讀取訊號媒體或電腦可讀取儲存媒體。電腦可讀取儲存媒體可為可包含或儲存由指令執行系統、設備或裝置使用或與指令執行系統、設備或裝置結合使用的程式的任何有形媒體。舉例而言，電腦可讀取媒體可為非暫時性電腦可讀取媒體。

【0172】 可將本發明概念應用於實行影像處理的各種電子裝置及系統，且應用於設計包括半導體裝置的各種電子裝置及系統。舉例而言，可將本發明概念應用於例如個人電腦(**personal computer** , **PC**)、伺服器電腦、資料中心、工作站、行動電話、智慧型電話、平板電腦、膝上型電腦、個人數位助理(**personal digital assistant** , **PDA**)、可攜式多媒體播放器(**portable multimedia player** , **PMP**)、數位相機、可攜式遊戲控制台、音樂播放器、攝錄像機、視訊播放器、導航裝置、可穿戴裝置、物聯網(**internet of things** , **IoT**) 裝置、萬物互聯(**internet of everything** , **IoE**) 裝置、電子書閱讀器、虛擬實境(**virtual reality** , **VR**) 裝置、增強實境(**augmented reality** , **AR**) 裝置、機器人裝置、無人機、汽車等系統。

【0173】 前述內容是一些實例性實施例的例示且不應被解釋為對其進行限制。儘管已闡述了一些實例性實施例，但熟習此項技術者將容易理解，在本質上不背離實例性實施例的條件下，可在實例性實施例中作出許多修改。因此，所有此類修改皆旨在包括於實例性實施例的範圍內。因此，應理解，前述內容是各種實例性實施例

的例示，並且不應被解釋為限於所揭露的特定實例性實施例，並且對所揭露的實例性實施例以及其他實例性實施例的修改旨在包括於所附申請專利範圍的範圍內。

【符號說明】

【0174】

100、102、2000:影像處理裝置

200:高解析度影像獲得模組

210:殘差模組/模組

220:內插模組/模組

230:加法器模組/模組

300、700:訓練模組

310:資料提供模組

320:網路模型執行模組

330:模型更新模組

340:訓練檢查模組

400、402:特性預測裝置

500:高解析特性獲得模組

600:特性檢查模組

800:影像感測器

800a:第一影像感測器

800b:第二影像感測器

810:畫素陣列

820:列驅動器

830:相關雙取樣（CDS）區塊

830a:第一相關雙取樣電路/相關雙取樣電路（CD）

830b、830c:相關雙取樣電路（CD）

840:類比至數位轉換（ADC）區塊

840a:類比至數位數位轉換器/第一類比至數位轉換器

840b、840c:類比至數位數位轉換器

842a:第一比較器/比較器

842b、842c:比較器

844a:第一計數器/計數器（CNT）

844b、844c:計數器（CNT）

850:數位訊號處理器（DSP）

860:斜坡訊號產生器

880:時序控制器

900、PX:畫素

910:光電轉換單元

912:訊號產生單元

920:轉移電晶體

930:浮置擴散節點

940:重設電晶體

950:驅動電晶體

960:選擇電晶體

2100:處理器

2200:輸入/輸出 (I/O) 裝置

2300:網路介面

2400:隨機存取記憶體 (RAM)

2500:唯讀記憶體 (ROM)

2600:儲存裝置/儲存媒體

a_1 、 a_2 、 $a_3 \sim a_N$:輸入

b:偏移量

CL1 、 CL2 $\sim$ CLY:行

CNT1:第一數位訊號/數位訊號

CNT2 $\sim$ CNTY:數位訊號

CNT_EN:計數賦能訊號

CONV1 、 CONV2 、 CONV3 、 CONV4 、 CONV5 、 CONV6 $\sim$

CONVX:卷積層/層/計算層

CS1:第一比較訊號

DCONV:反卷積層/層/計算層

E_x 、 E_y :電場分量

FC:全連接層/層

FDAT:訊框資料

h^1_1 、 h^1_2 、 $h^1_3 \sim h^1_m$ 、 h^2_1 、 h^2_2 、 $h^2_3 \sim h^2_m$ 、 h^n_1 、 h^n_2 、 h^n_3

$\sim h^n_m$:隱藏節點/節點

HL1 、 HL2 $\sim$ HLn:隱藏層

HR_OIMG:高解析度輸出影像

HR_OIMG1:第一高解析度輸出影像/高解析度輸出影像

HR_OIMG2:第二高解析度輸出影像/高解析度輸出影像

HR_OUT_CDAT:高解析度輸出特性資料

HR_PRED_OIMG:高解析度預測輸出影像

HR_PRED_RIMG:高解析度預測參考影像

HR_SAM_OIMG:高解析度樣本輸出影像

HR_SAM_RIMG:高解析度樣本參考影像

H_z:磁場分量

IDAT:輸入資料/輸入容積資料

IL:輸入層/層

ITP_IMG:內插影像

LR_IIMG:低解析度輸入影像

LR_IN_CDAT:低解析度輸入特性資料

LRELU1、LRELU2～LRELUX:洩漏溢式 RELU 層/層/計算層

LR_PRED_IIMG:低解析度預測輸入影像

LR_SAM_IIMG:低解析度樣本輸入影像

ND:節點

ODAT:輸出資料

OL:輸出層

POOL1、POOL2、POOL3:池化層/層

PR:程式

PX1:第一畫素

PX2:第二畫素

R²:分數

R_SIG:結果訊號

R_DAT:結果資料

RDAT:殘差資料

RELU1、RELU2、RELU3、RELU4、RELU5、RELU6:RELU

層/層

RES_IMG:殘差影像

RW1、RW2～RWX:列

RX:重設訊號

S100、S200、S300、S400、S410、S420、S430、S440、
S450、S460、S1100、S1110、S1120、S1130、S1200、S1300、
S1310、S1320、S1330、S1340、S2100、S2200、S3100、S3200:

操作

SEL:選擇訊號

TX:轉移訊號

U_SIG:更新訊號

VDD:電源電壓

VP、VP2～VPY:類比畫素訊號

VP1:第一類比畫素訊號/類比畫素訊號

VRAMP:斜坡訊號

$w_1、w_2、w_3 \sim w_N$: 權重

$x_1、x_2 \sim x_i$: 輸入節點/節點

$y_1、y_2 \sim y_j$: 輸出節點

【發明申請專利範圍】

【請求項1】 一種基於超解析對影像進行處理的方法，所述方法包括：

使用超解析卷積神經網路（SRCNN）對低解析度輸入影像依序實行多個計算操作以產生殘差影像；

對所述低解析度輸入影像實行內插運算以產生內插影像；以及

將所述殘差影像加至所述內插影像以產生高解析度影像，所述高解析度輸出影像具有較所述低解析度輸入影像的解析度高的解析度，

其中所述超解析卷積神經網路包括用於實行所述多個計算操作的多個計算層，

其中所述多個計算層包括多個卷積層及用於後上取樣的反卷積層，且

其中所述反卷積層是所述多個計算層之中的最末計算層。

【請求項2】 如請求項1所述的方法，

其中所述多個計算層更包括多個漏溢式整流線性單元（RELU）層，且

其中所述多個卷積層與所述多個漏溢式整流線性單元層交替地排列。

【請求項3】 如請求項1所述的方法，其中所述殘差影像及所述內插影像中的每一者具有較所述低解析度輸入影像的解析度高的解析度。

【請求項4】 如請求項3所述的方法，其中所述殘差影像及所述內插影像中的每一者具有與所述高解析度輸出影像的解析度相等的解析度。

【請求項5】 如請求項1所述的方法，其中所述產生所述內插影像包括對所述低解析度輸入影像實行雙三次內插運算。

【請求項6】 如請求項1所述的方法，更包括：

對所述超解析卷積神經網路實行訓練過程。

【請求項7】 如請求項6所述的方法，其中實行所述訓練過程包括：

獲得多個低解析度樣本輸入影像及與所述多個低解析度樣本輸入影像對應的多個高解析度樣本參考影像；

基於所述多個低解析度樣本輸入影像及所述多個高解析度樣本參考影像來對所述超解析卷積神經網路進行訓練；

基於經訓練的所述超解析卷積神經網路以及低解析度預測輸入影像來獲得高解析度預測輸出影像；以及

基於所述高解析度預測輸出影像及與所述低解析度預測輸入影像對應的高解析度預測參考影像來對經訓練的所述超解析卷積神經網路的誤差值進行檢查。

【請求項8】 如請求項7所述的方法，更包括：

在所述檢查的結果指示所述誤差值大於參考值時對所述超解析卷積神經網路進行重新訓練。

【請求項9】 一種對半導體裝置的特性進行預測的方法，所述方法包括：

使用低解析度輸入特性資料及超解析卷積神經網路（SRCNN）來獲得高解析度輸出特性資料，所述高解析度輸出特性資料及所述低解析度輸入特性資料與所述半導體裝置相關聯；以及

使用所述高解析度輸出特性資料對所述半導體裝置的所述特性進行檢查，

其中所述獲得所述高解析度輸出特性資料包括：

使用所述超解析卷積神經網路對所述低解析度輸入特性資料依序實行多個計算操作以產生殘差特性資料；

對所述低解析度輸入特性資料實行內插運算以產生內插特性資料；以及

將所述殘差特性資料加至所述內插特性資料以產生所述高解析度輸出特性資料，所述高解析度輸出特性資料具有較所述低解析度輸入特性資料的解析度高的解析度，

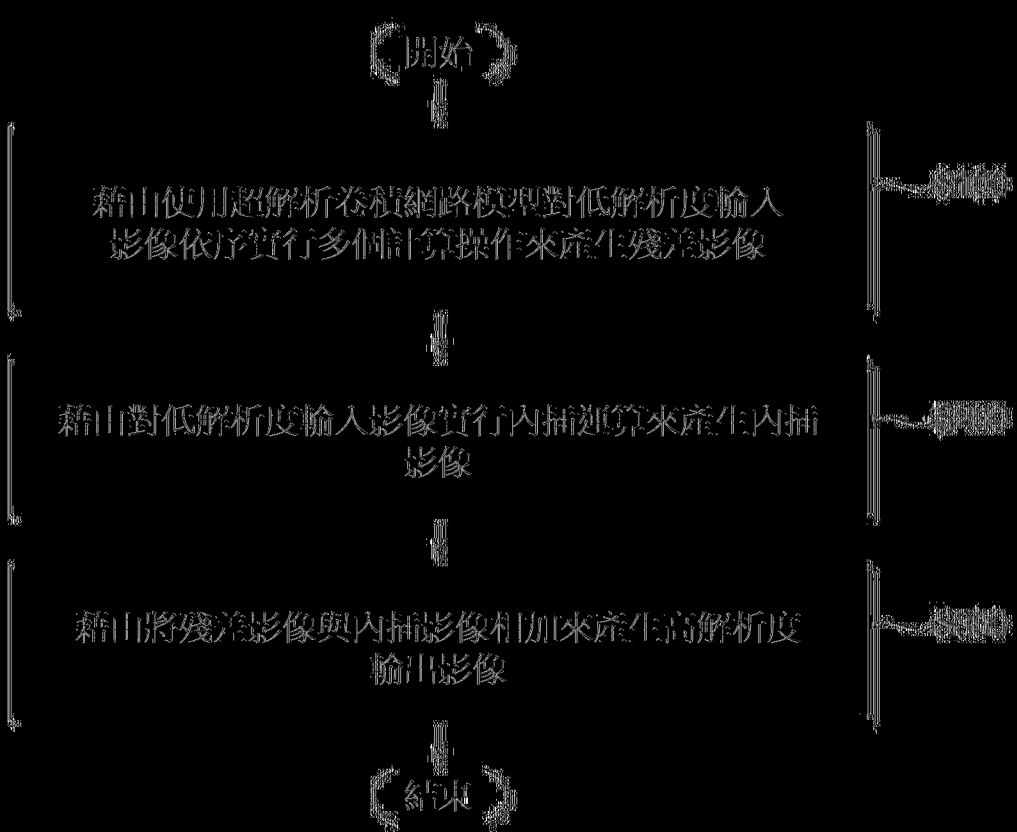
其中所述超解析卷積神經網路包括用於實行所述多個計算操作的多個計算層，

其中所述多個計算層包括多個卷積層及用於後上取樣的反卷積層，且

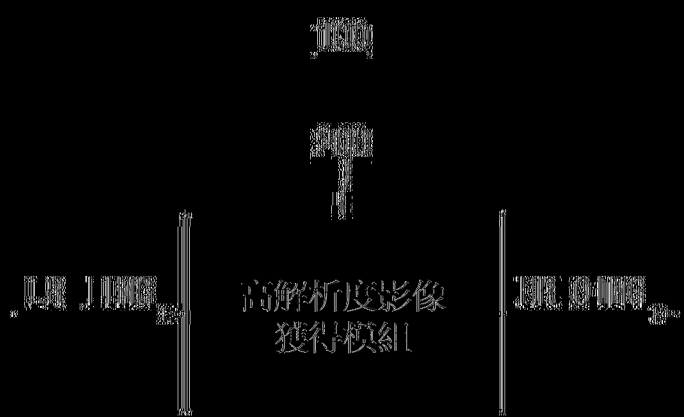
其中所述反卷積層是所述多個計算層之中的最末計算層。

【請求項10】 如請求項9所述的方法，其中所述半導體裝置是包括多個畫素的影像感測器。

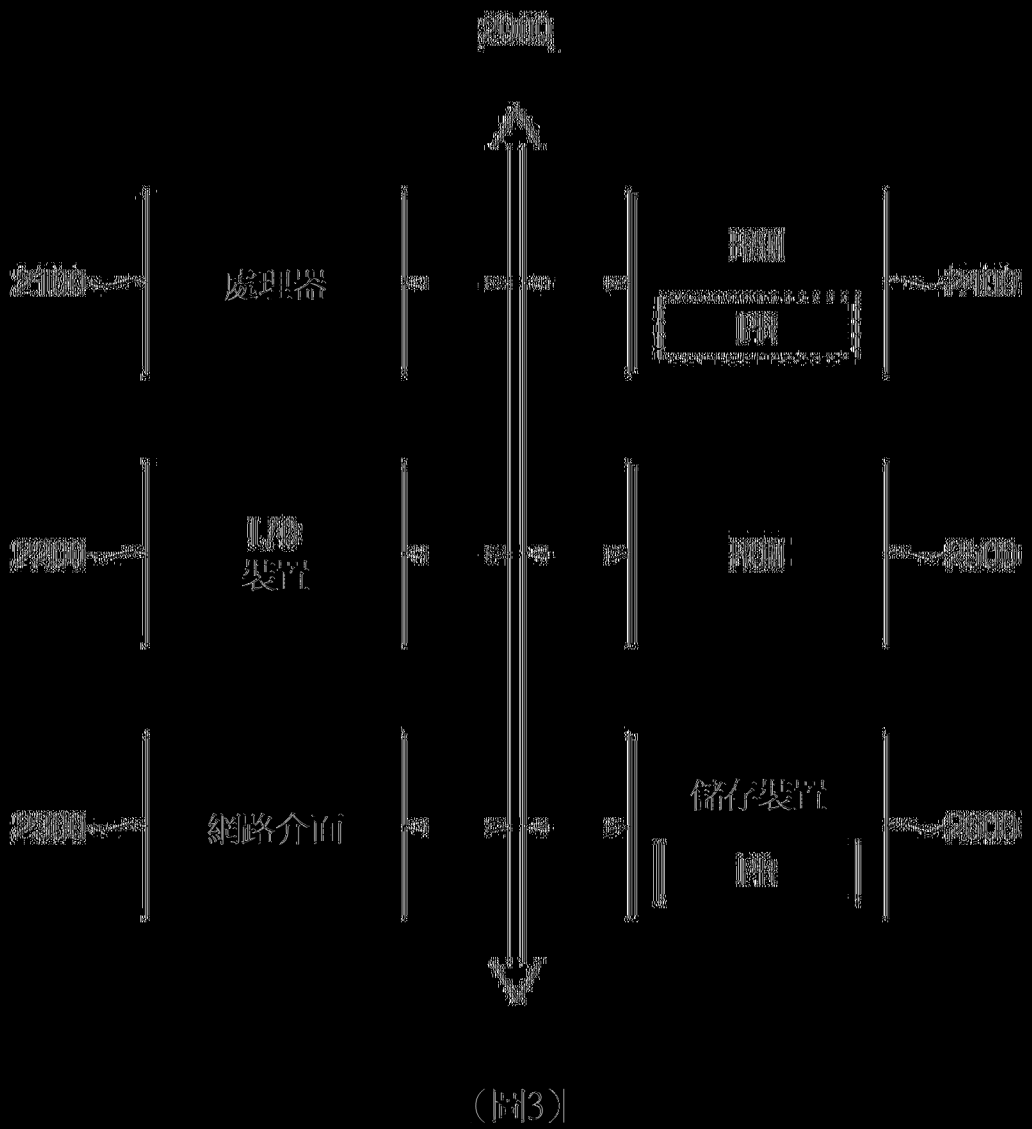
〔發明圖式〕

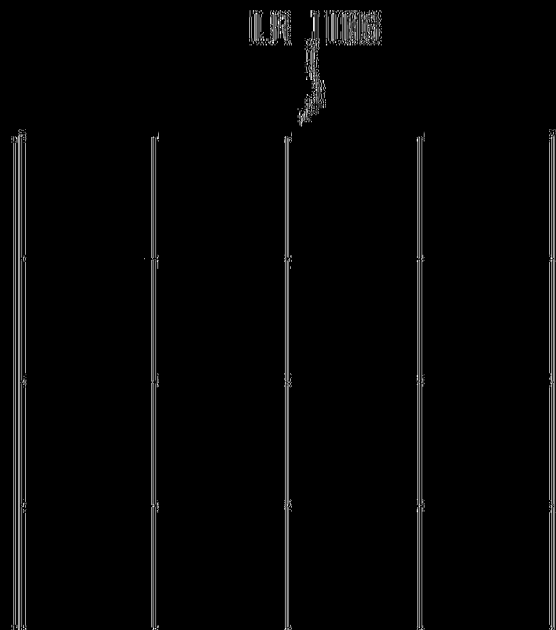


〔圖1〕

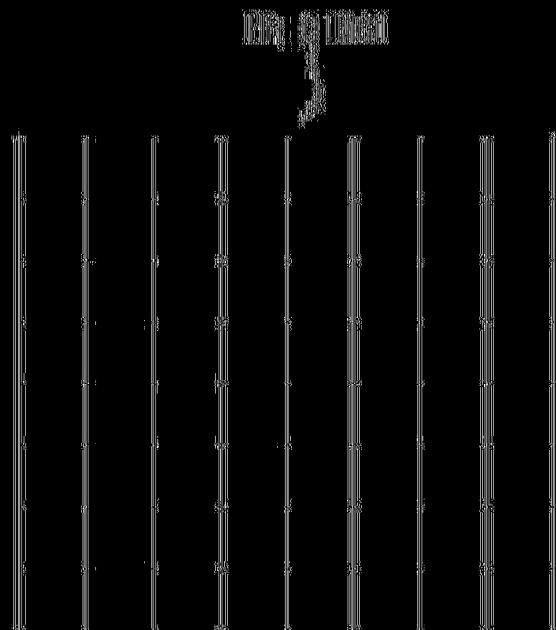


〔圖2〕

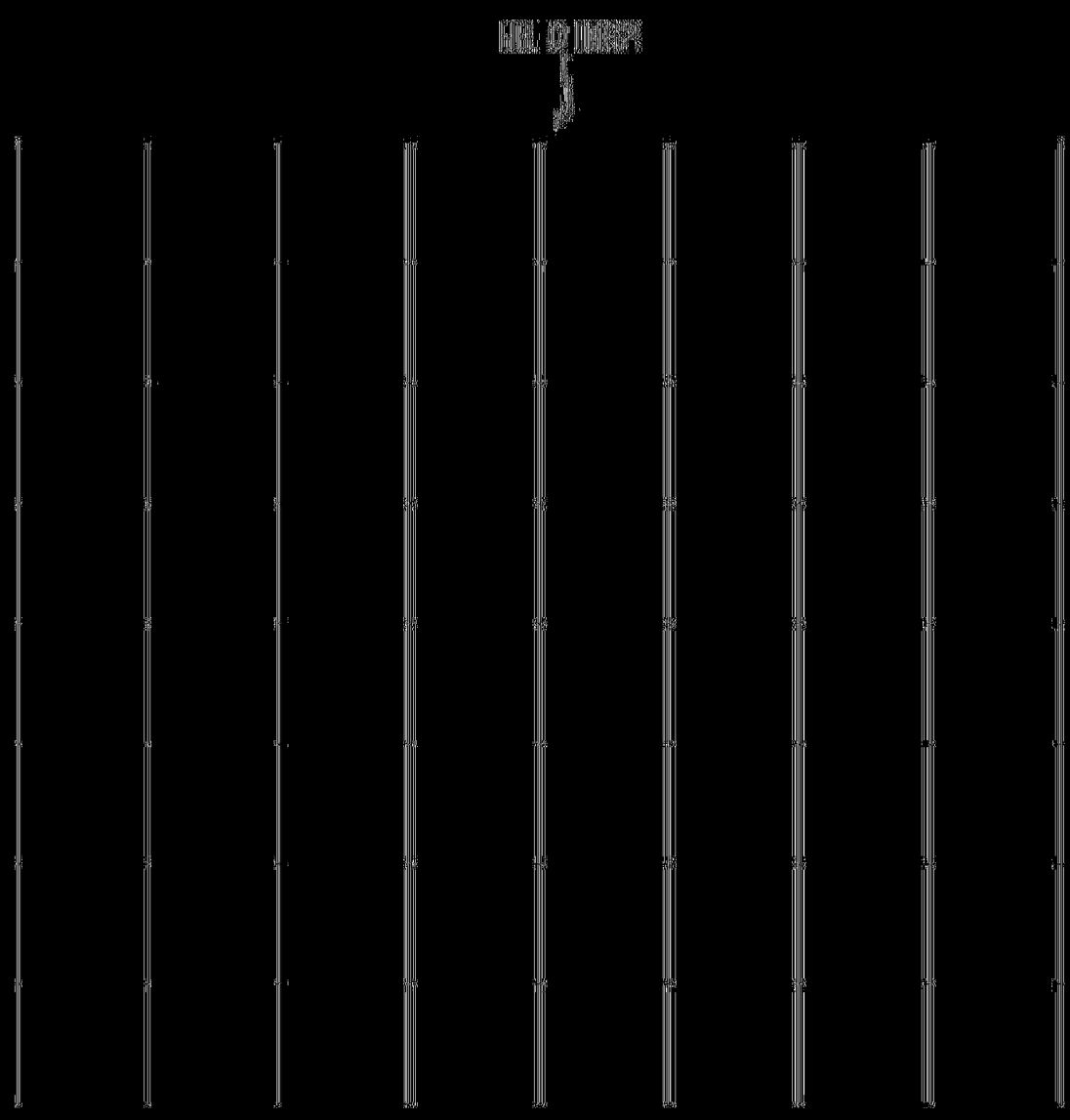




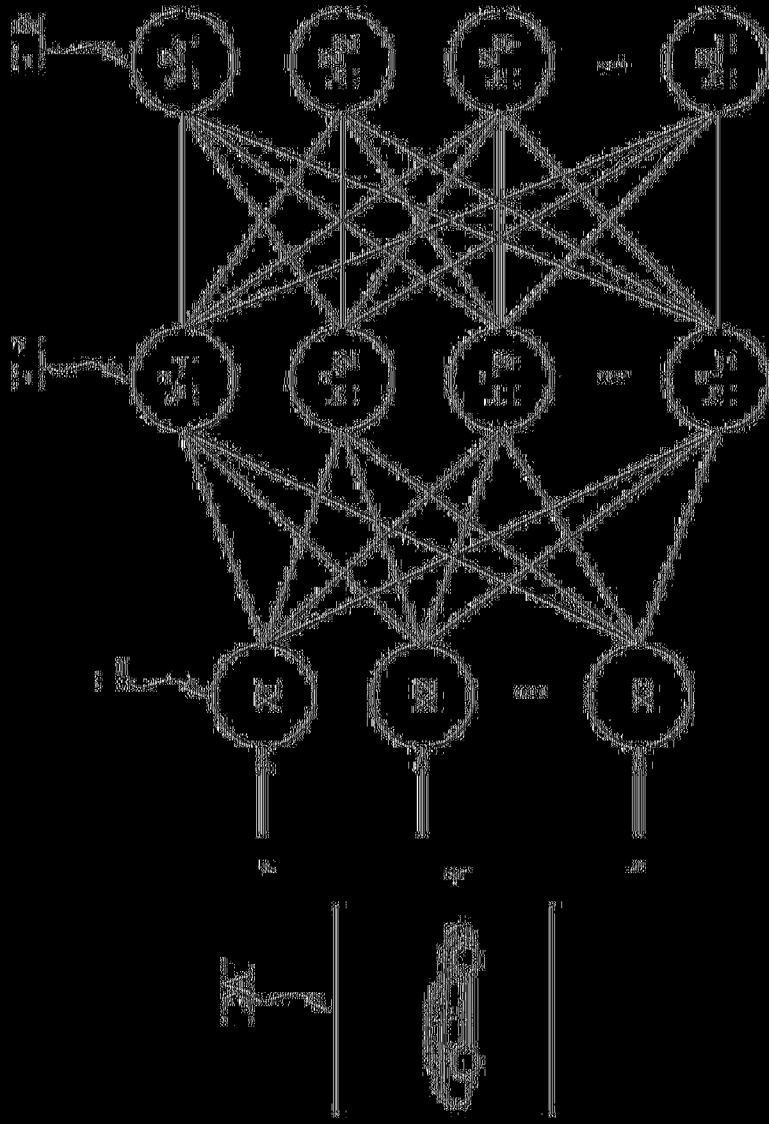
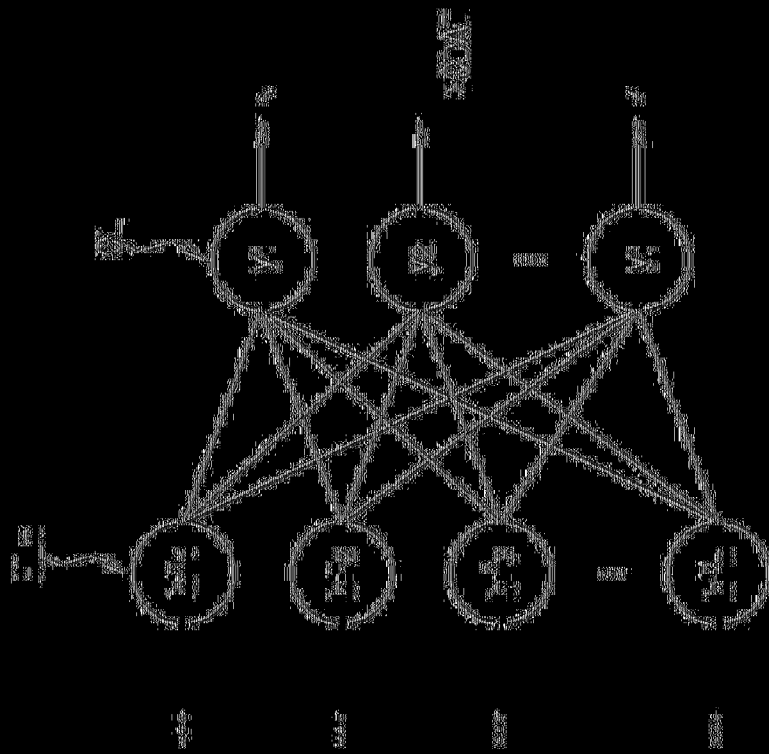
(圖4A)



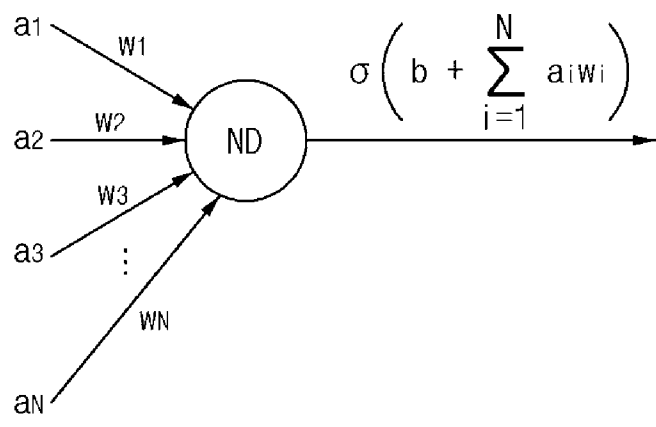
(圖4B)



(圖4C)



(圖5A)



【圖5B】



The first system of musical notation for 'The Rose Tree' features a treble clef and a key signature of one flat (B-flat). The melody is written on a five-line staff. The notes are: G4 (quarter), A4 (quarter), Bb4 (quarter), A4 (quarter), G4 (quarter), F4 (quarter), E4 (quarter), D4 (half). The lyrics 'The Rose Tree' are written below the staff.



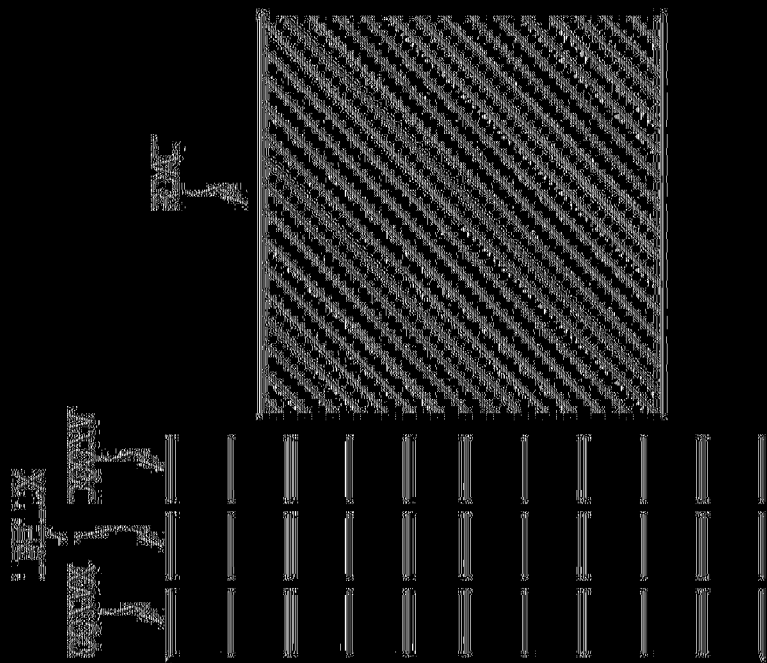
 国家医学图书馆

漢學

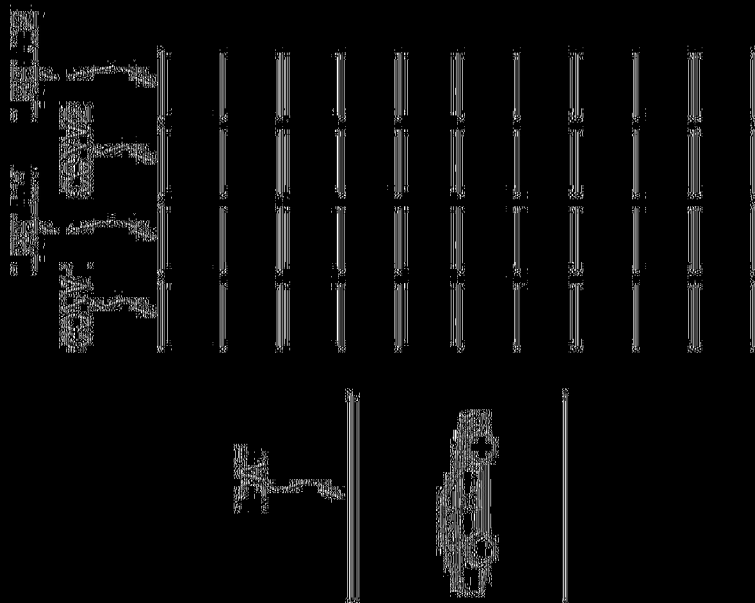
۱۱
 ۱۲
 ۱۳
 ۱۴
 ۱۵

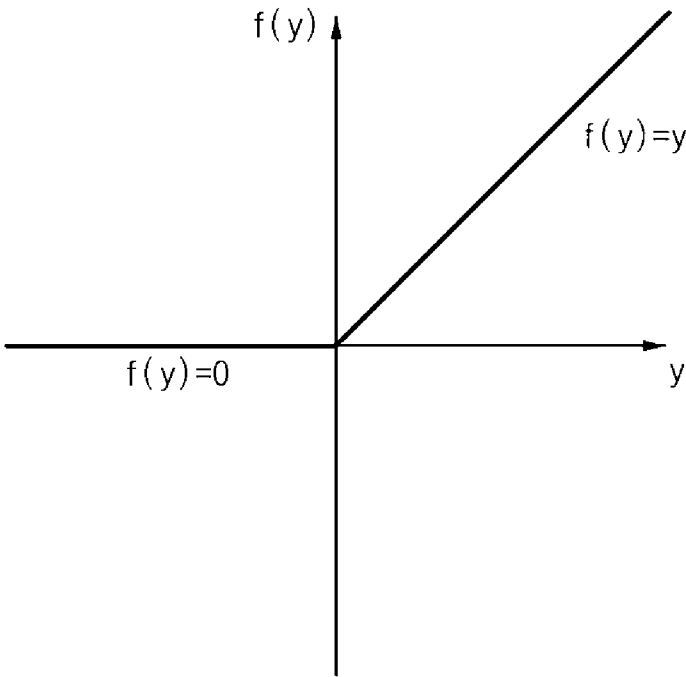
三



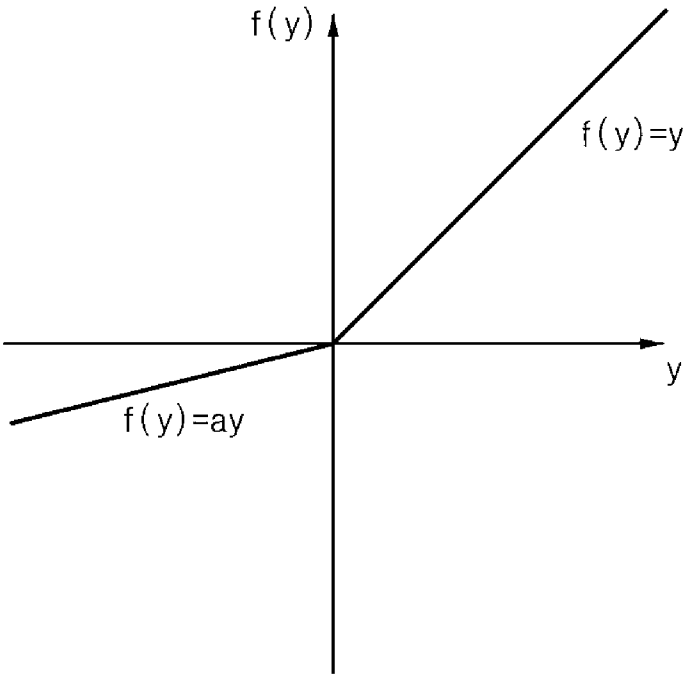


(圖6A)

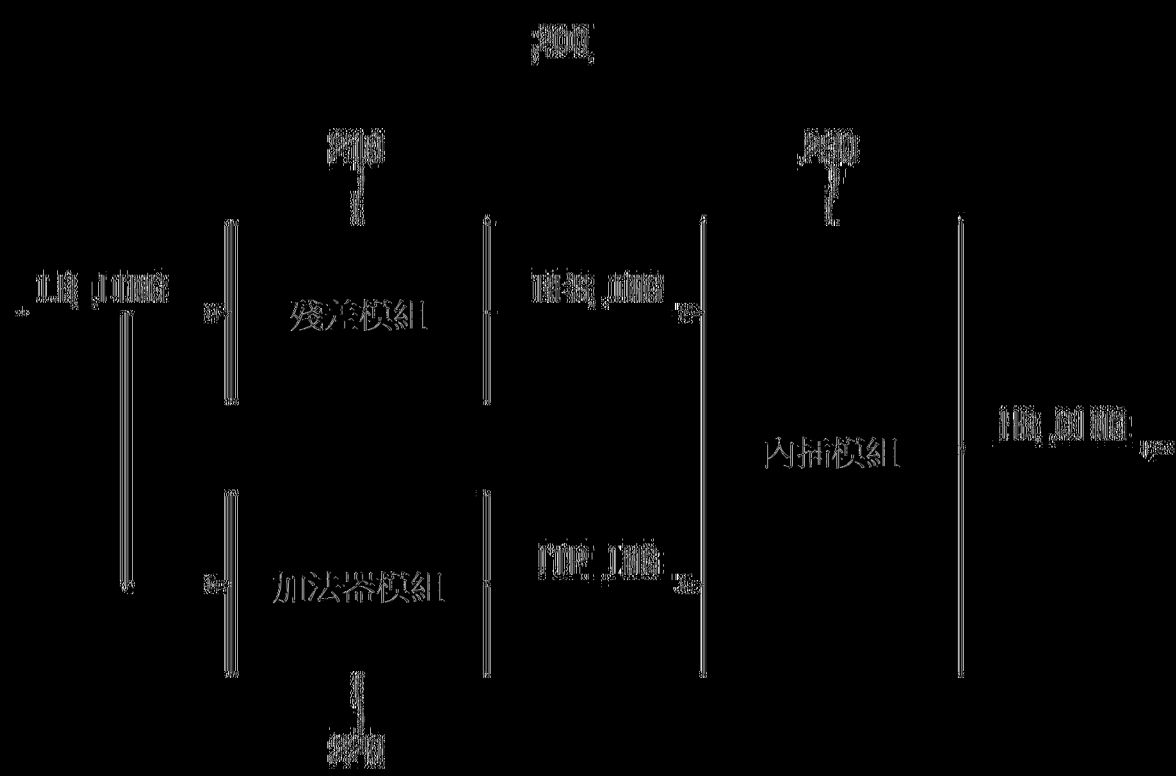




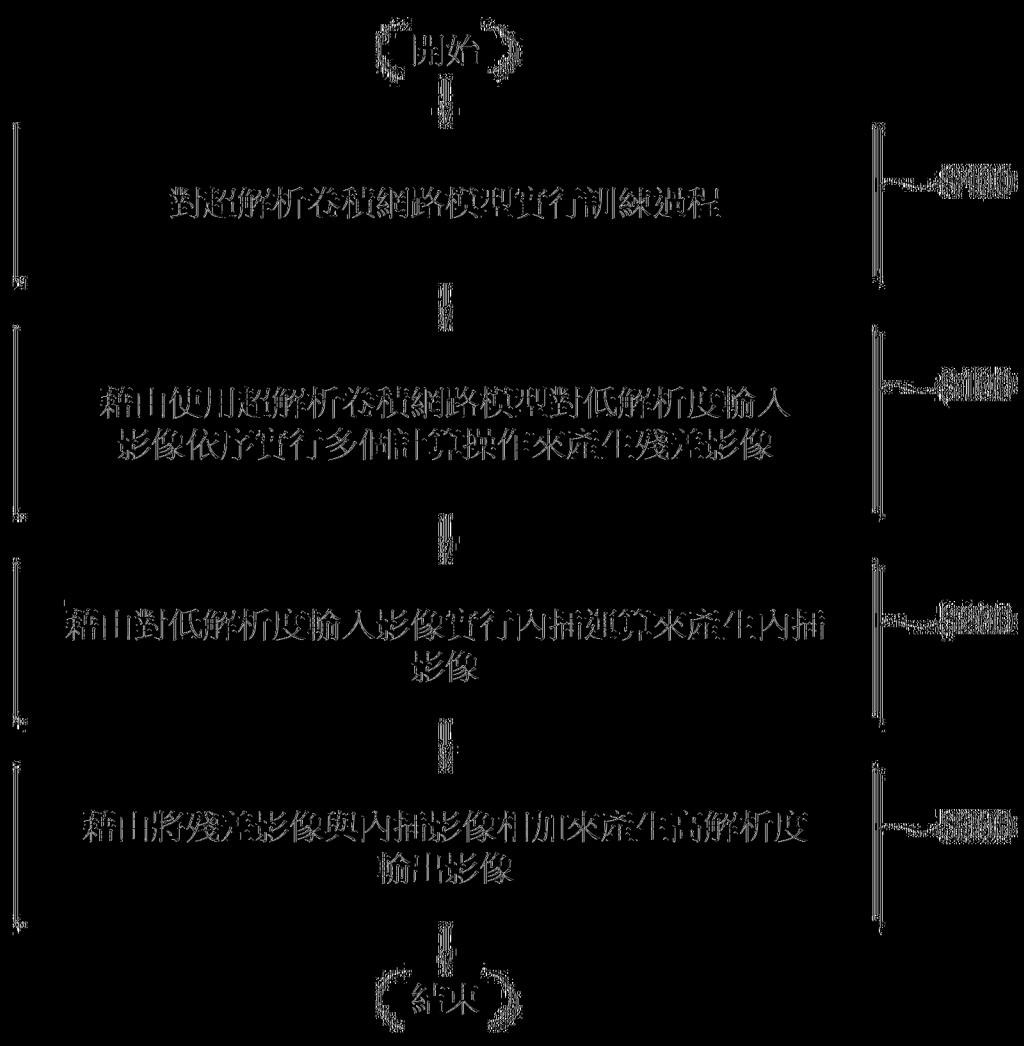
【圖6B】



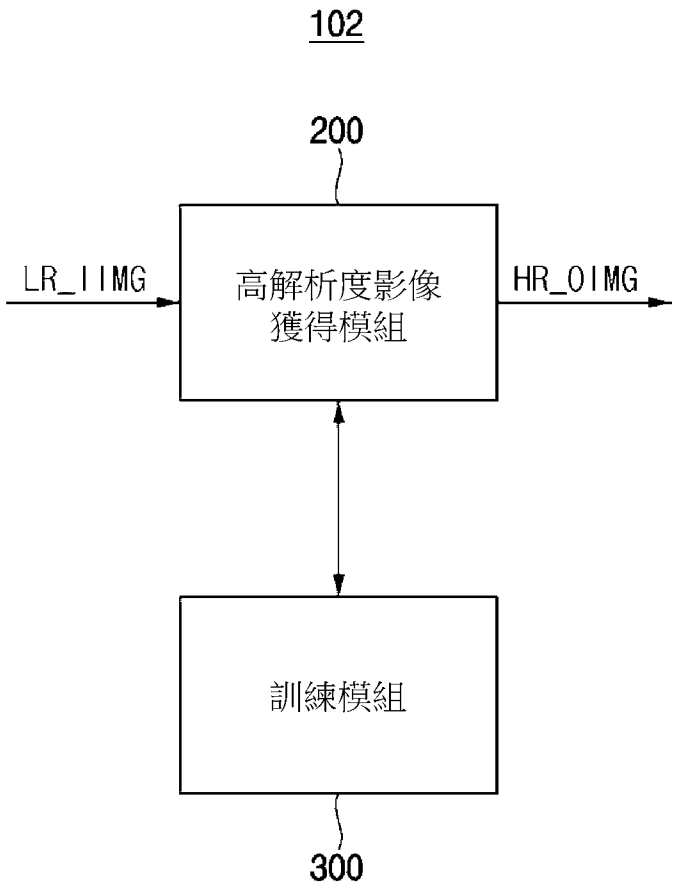
【圖6C】



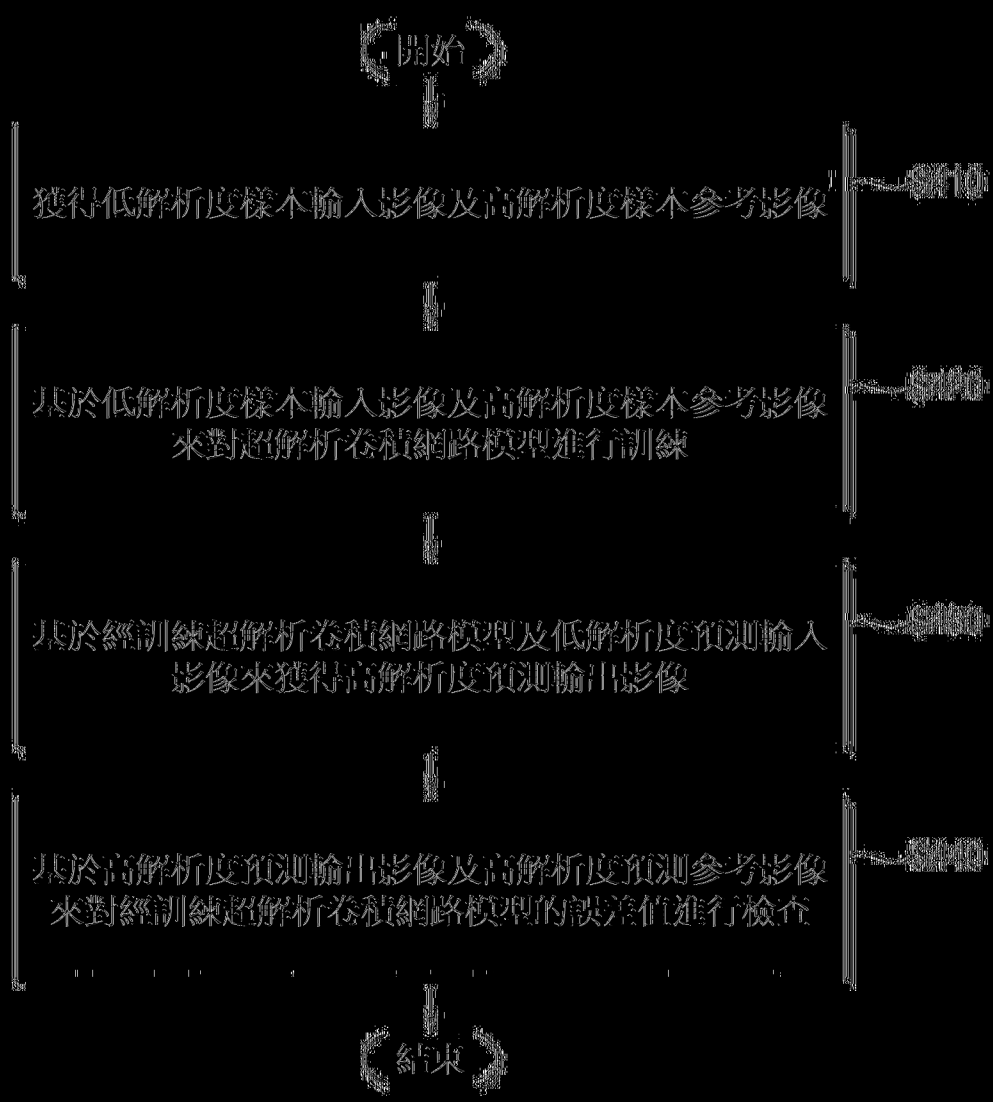
(圖7)



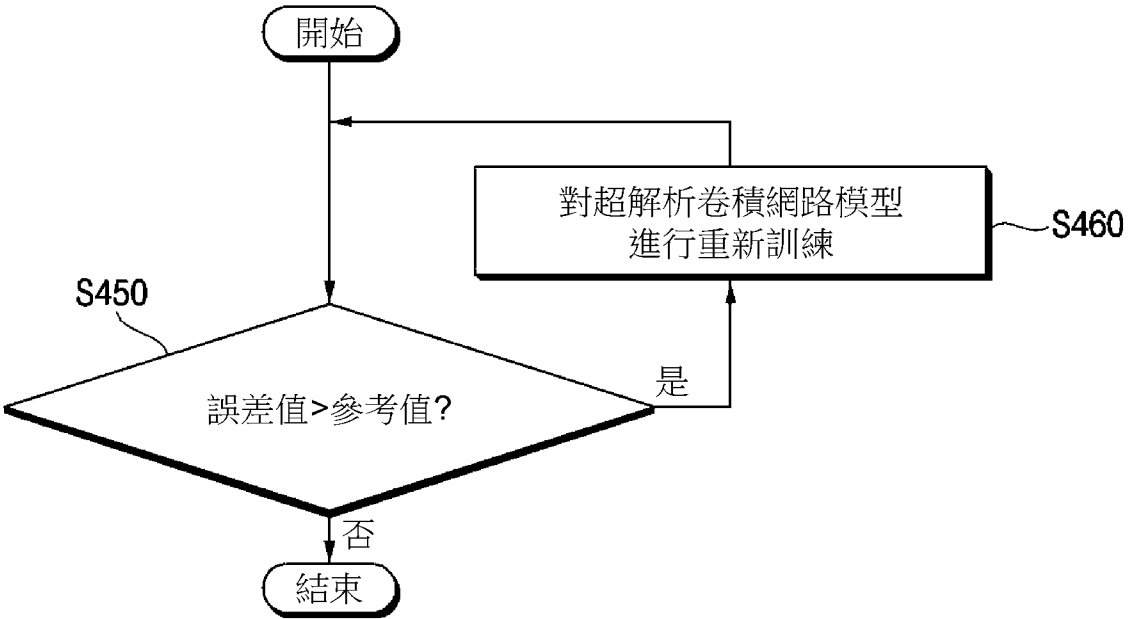
(圖8)



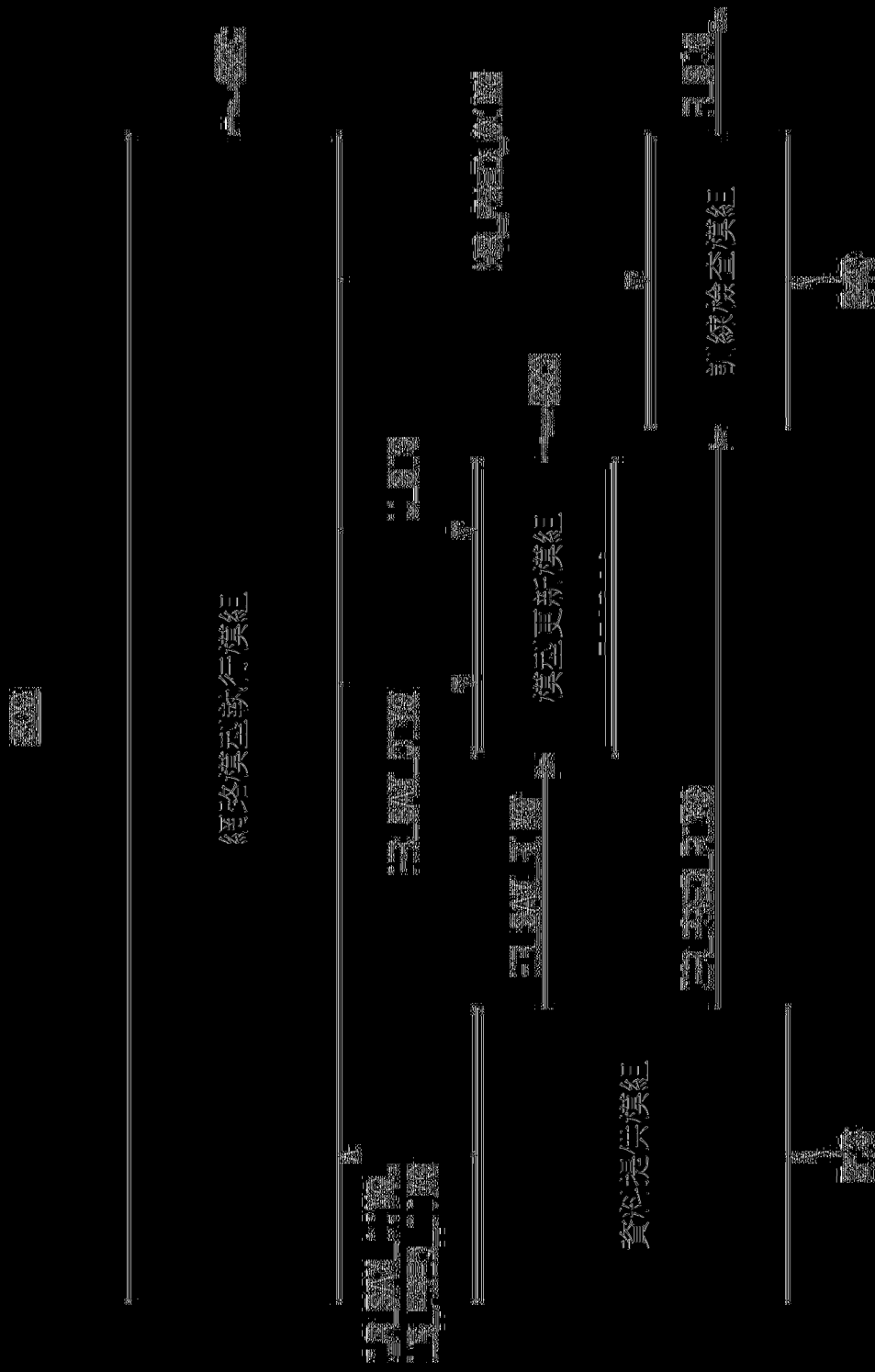
【圖9】



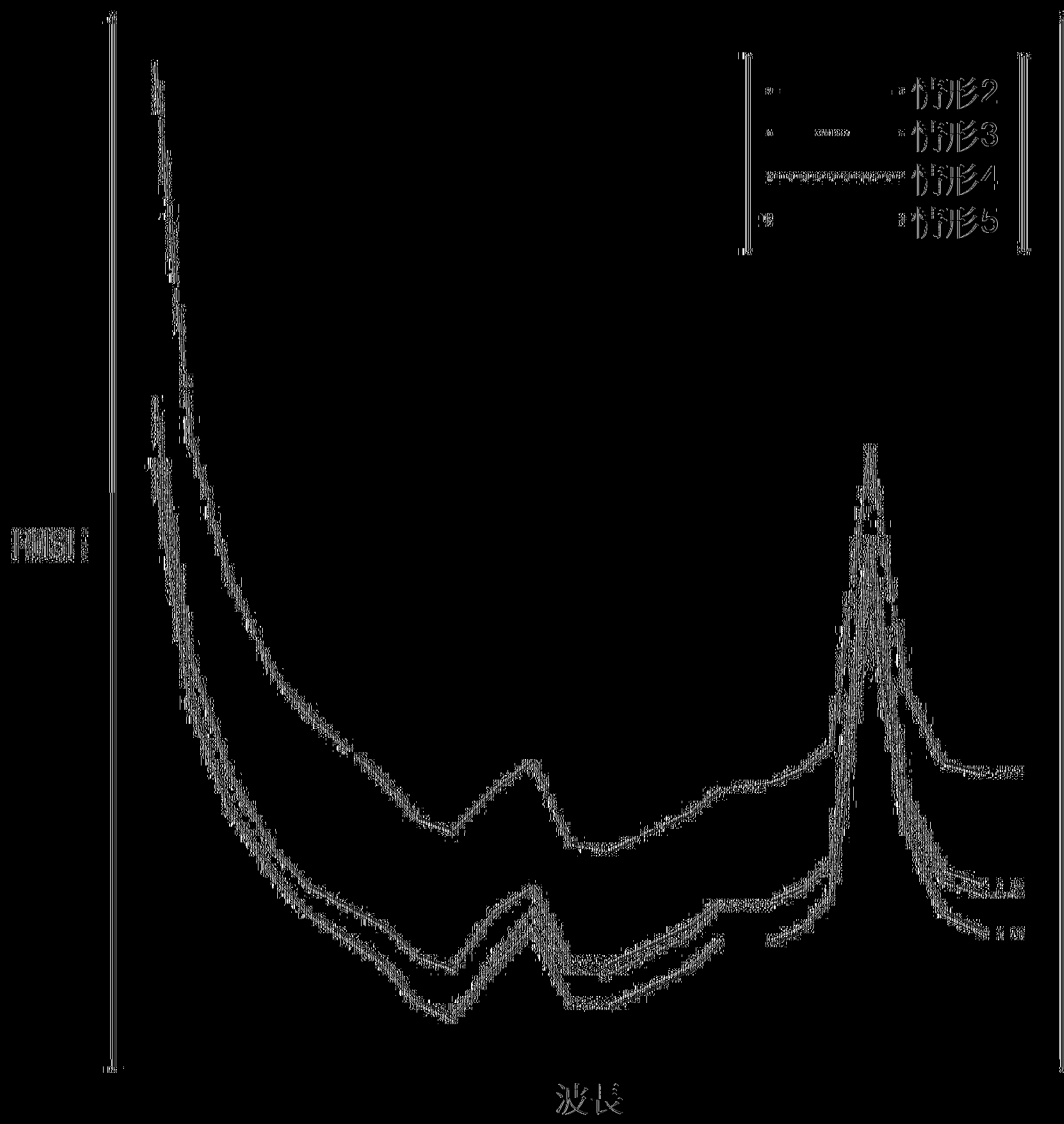
(圖10)



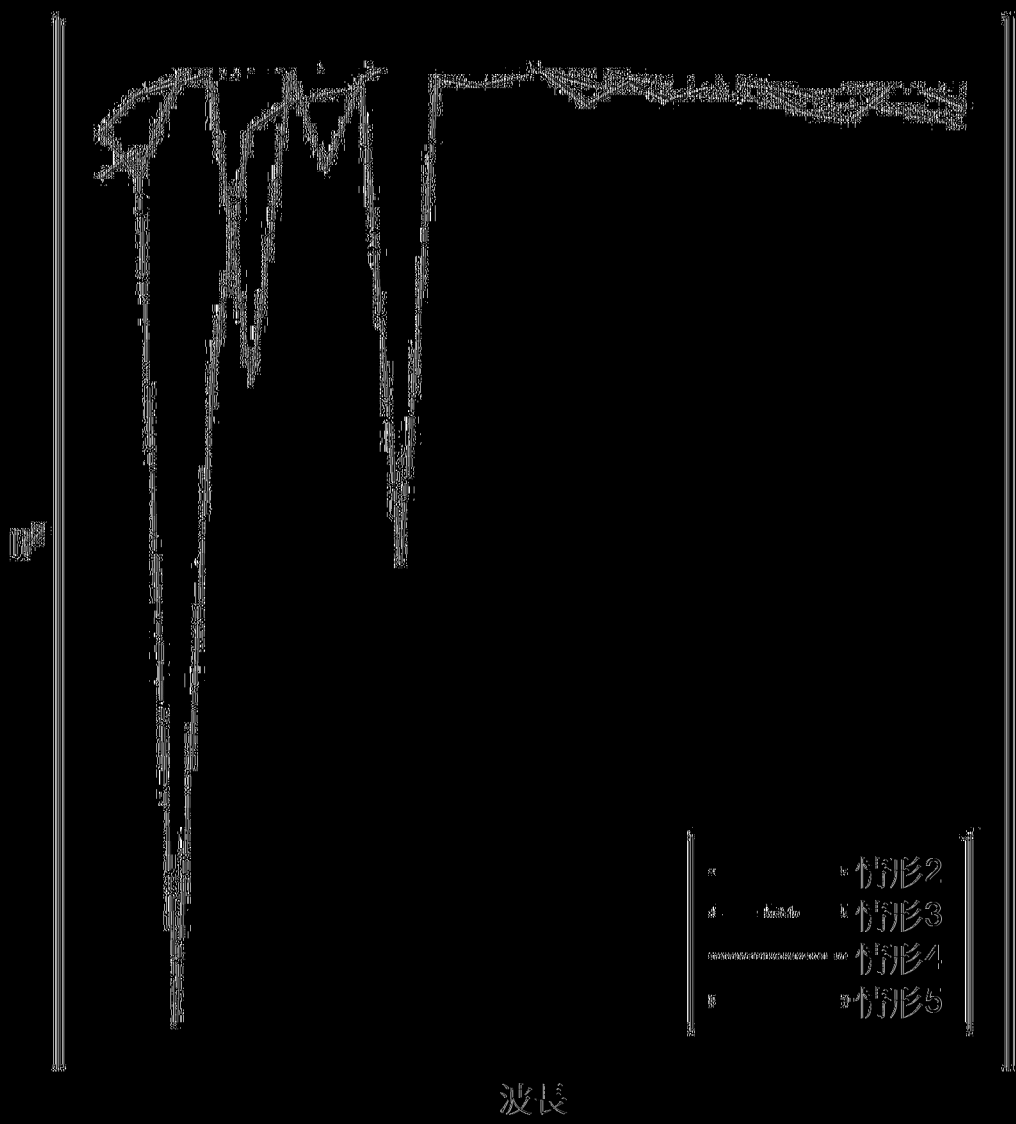
【圖11】



(圖2)



波長
(圖14A)

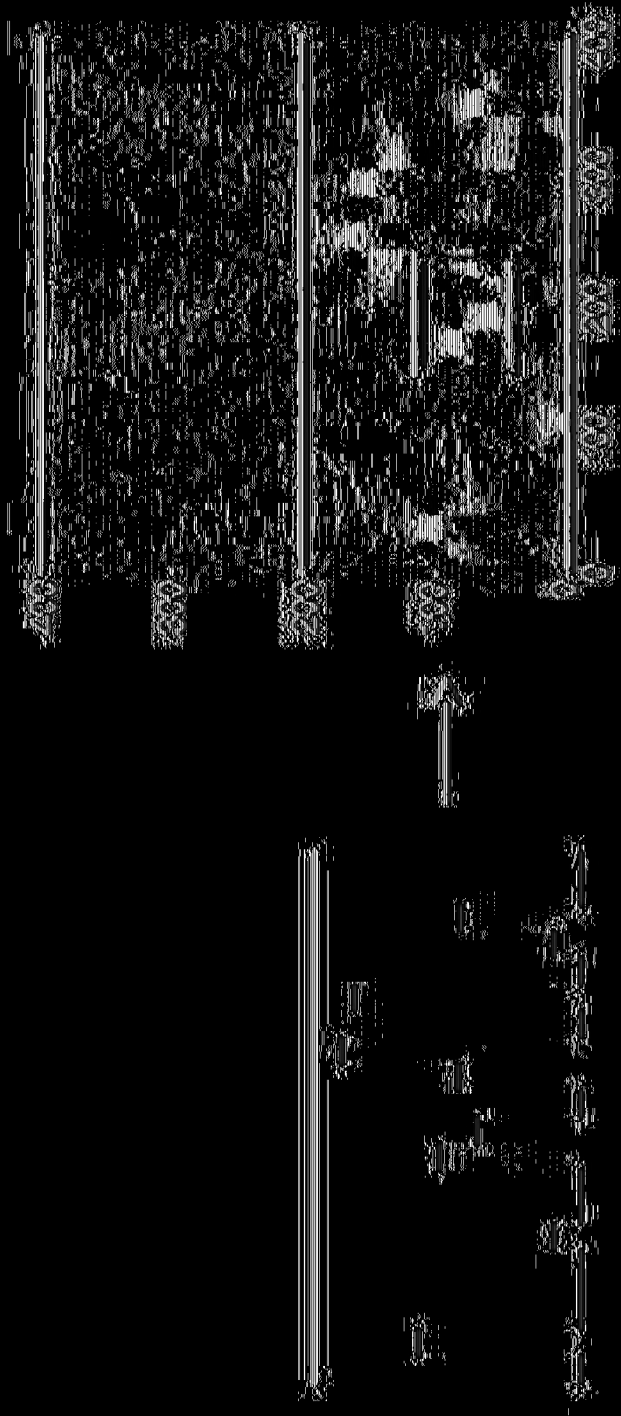


波長

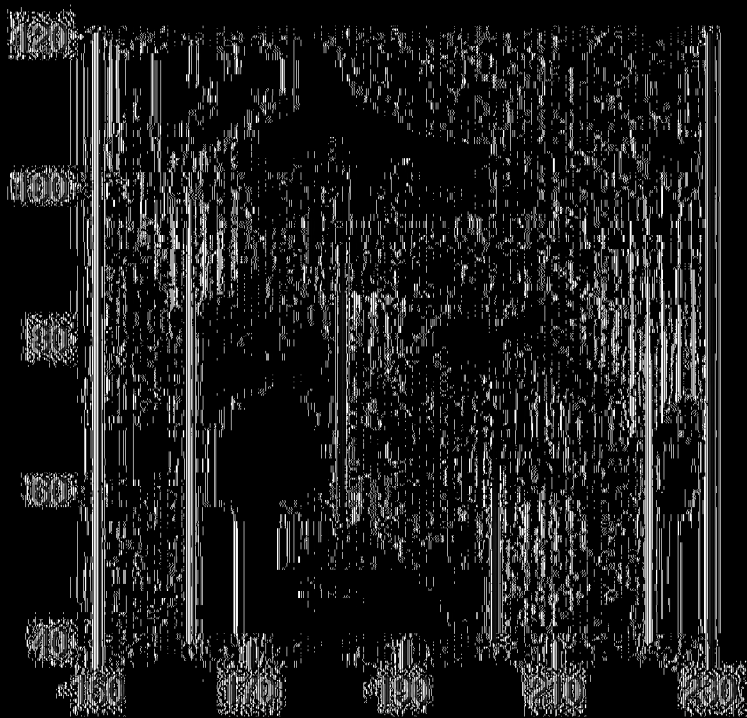
(圖14B)

情形2	情形3	情形4	情形5
RV S三轴沟通			
RV S二轴沟通			

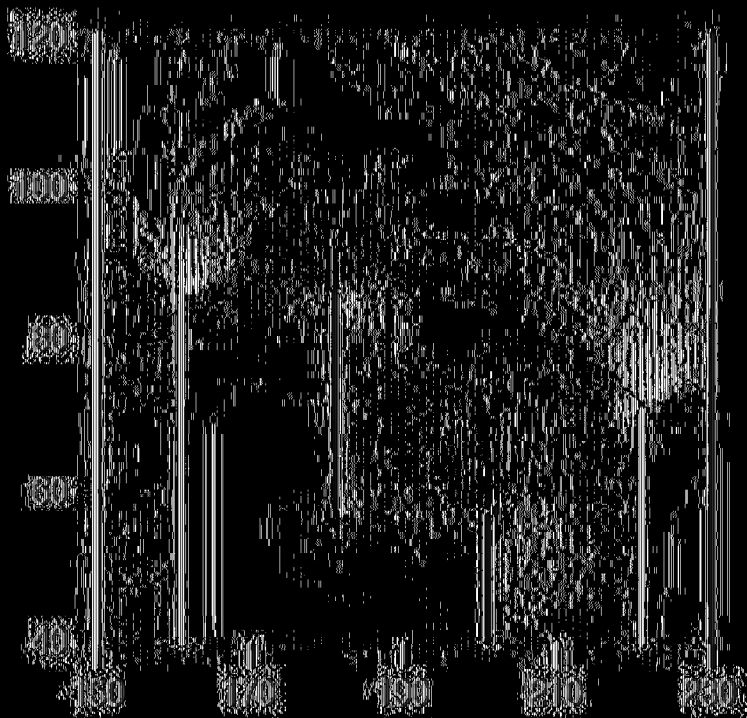
(圖 2)



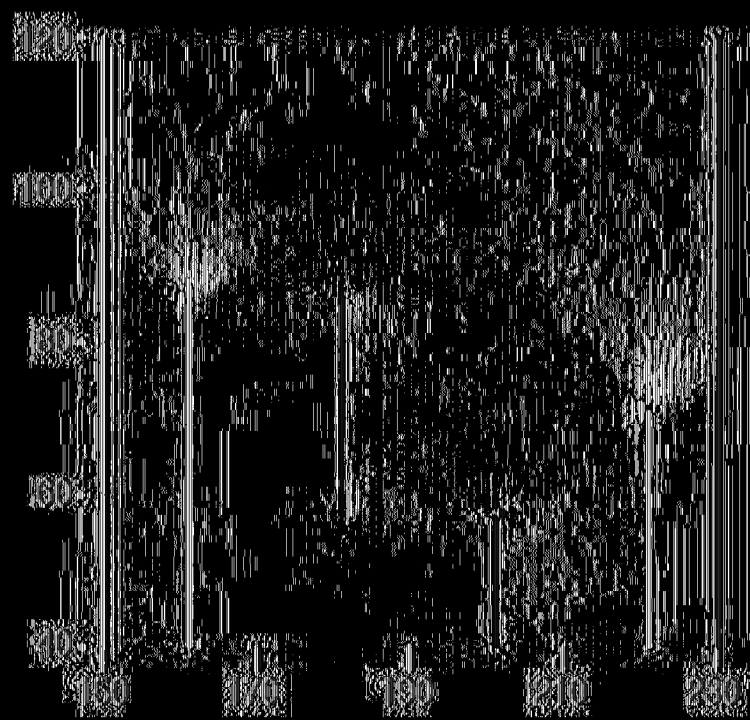
(圖 5A)



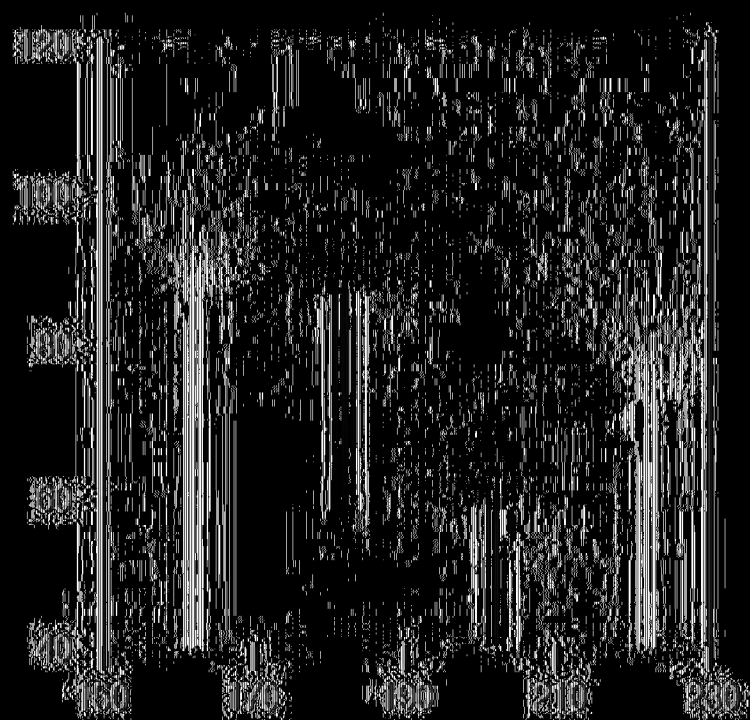
(圖15B)



(圖15C)



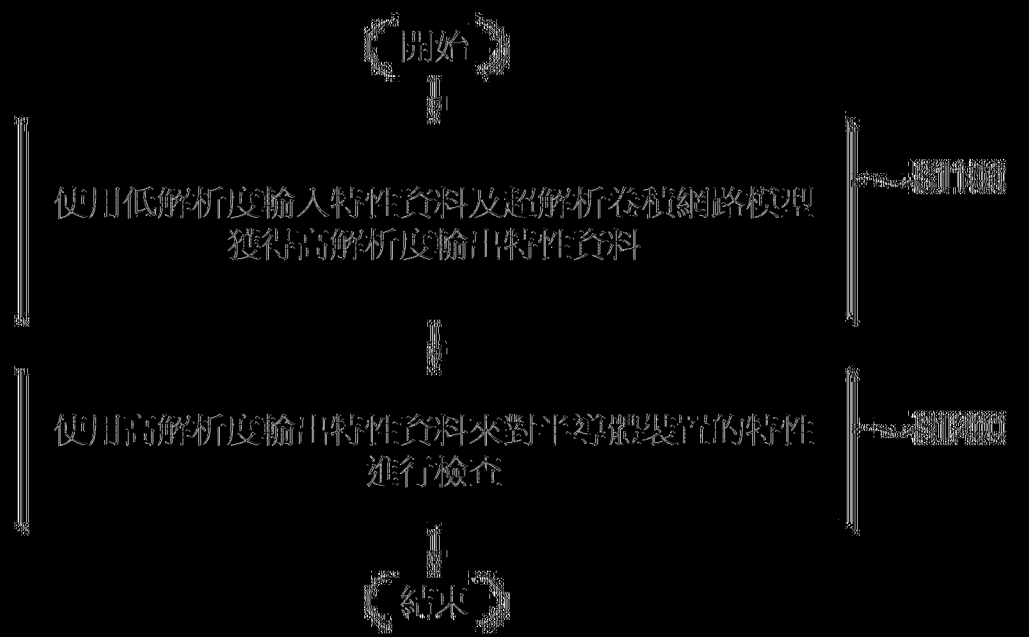
(圖15D)



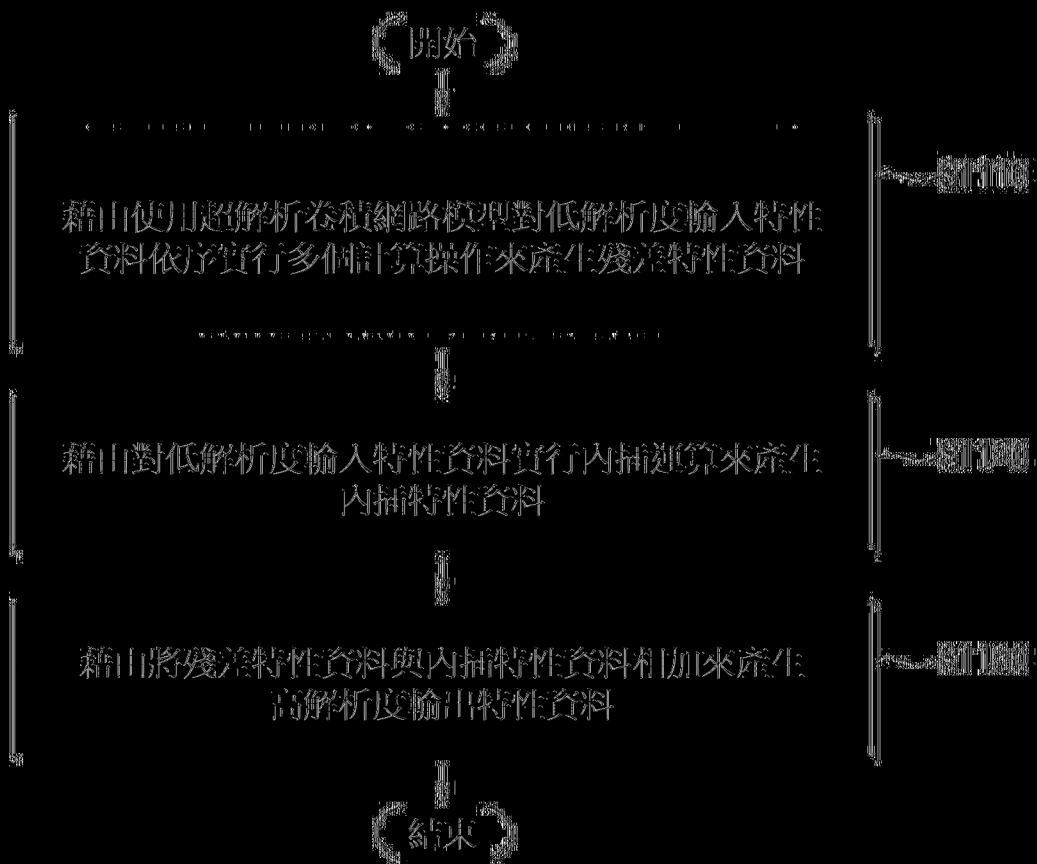
(圖15E)

	情形2	情形3	情形4	情形5
訓練時間				

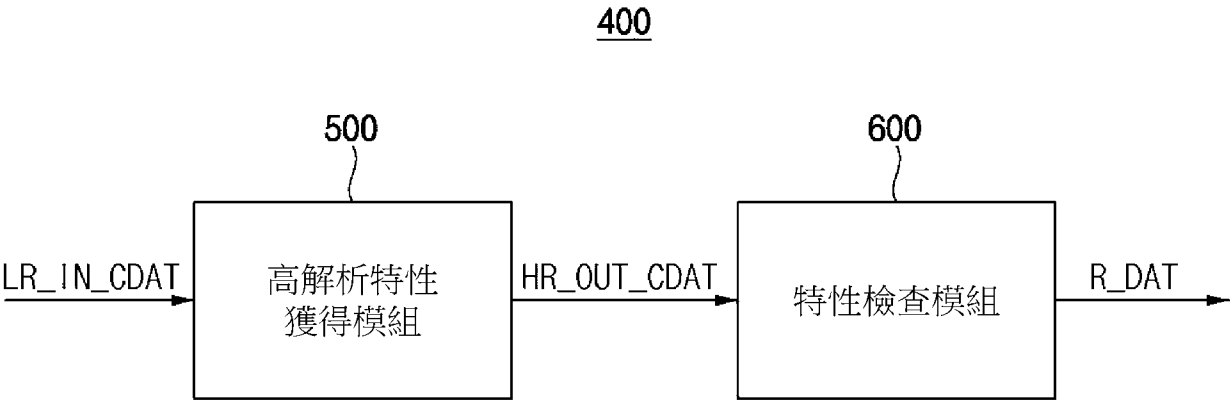
(圖6)



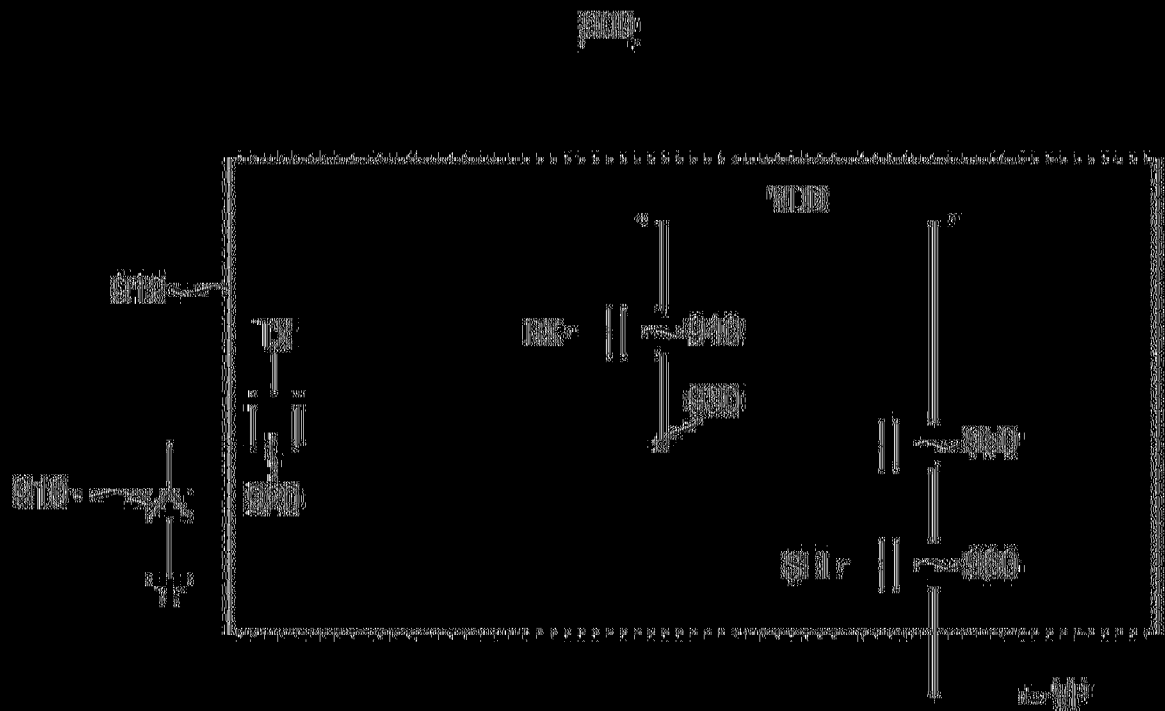
(圖17)



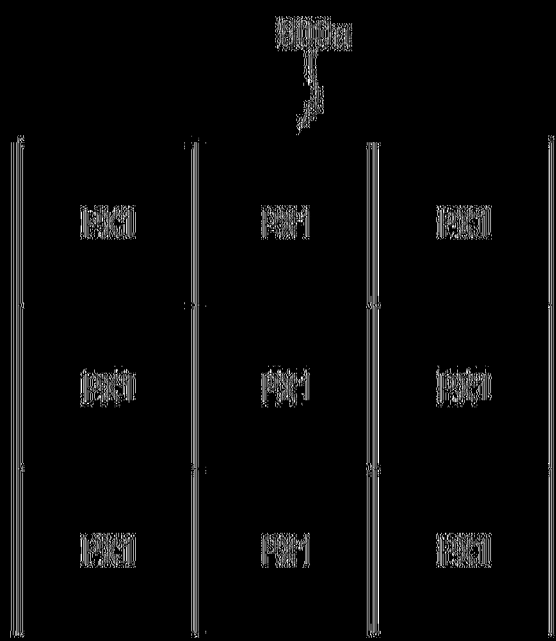
(圖18)



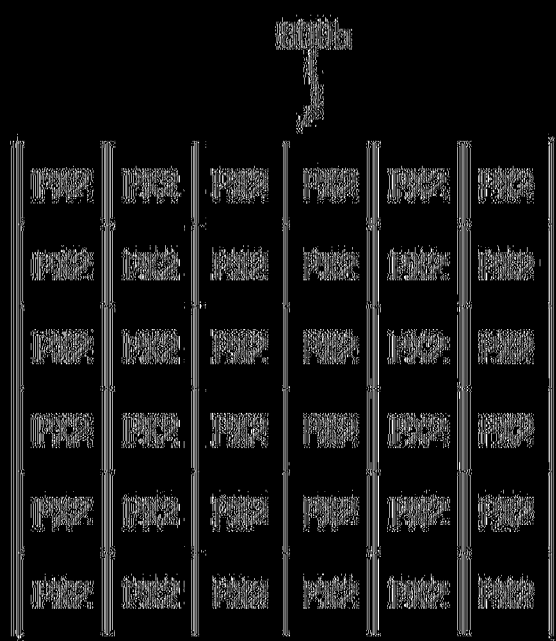
【圖19】



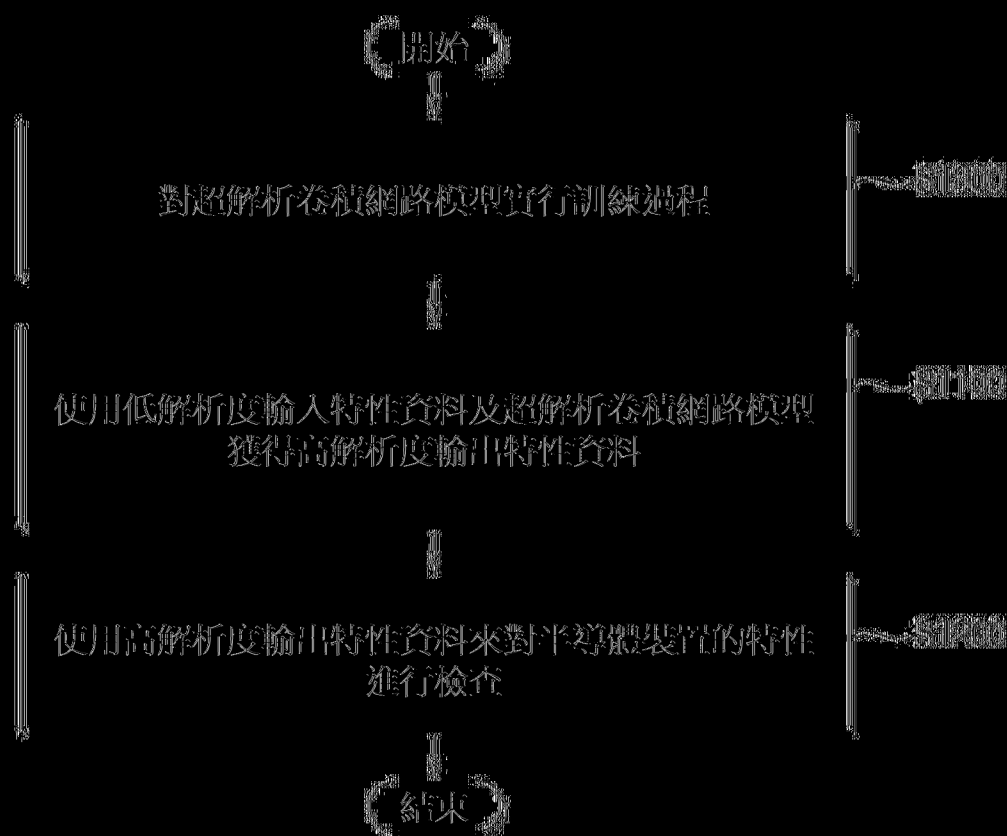
(圖21)



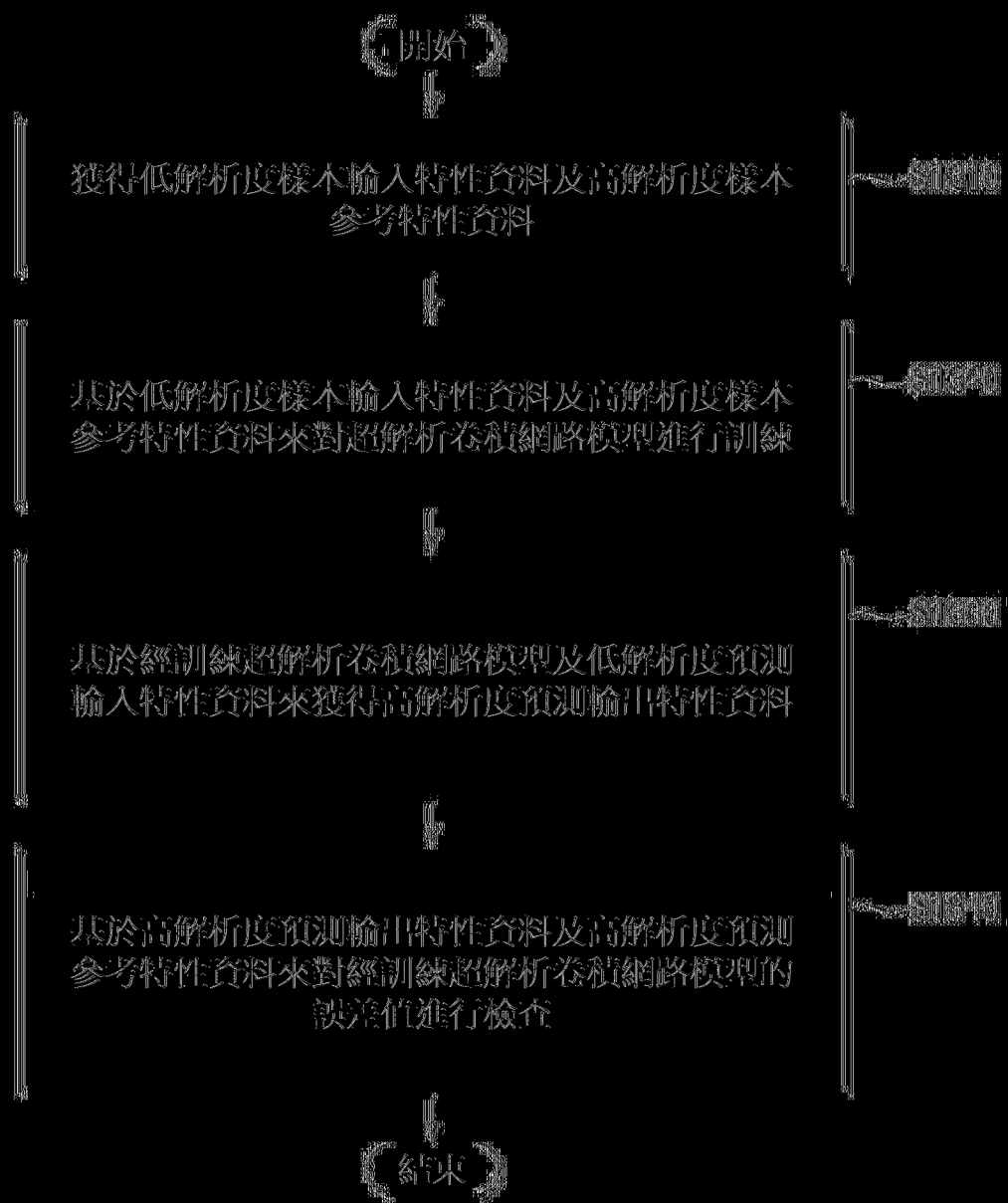
(圖22A)



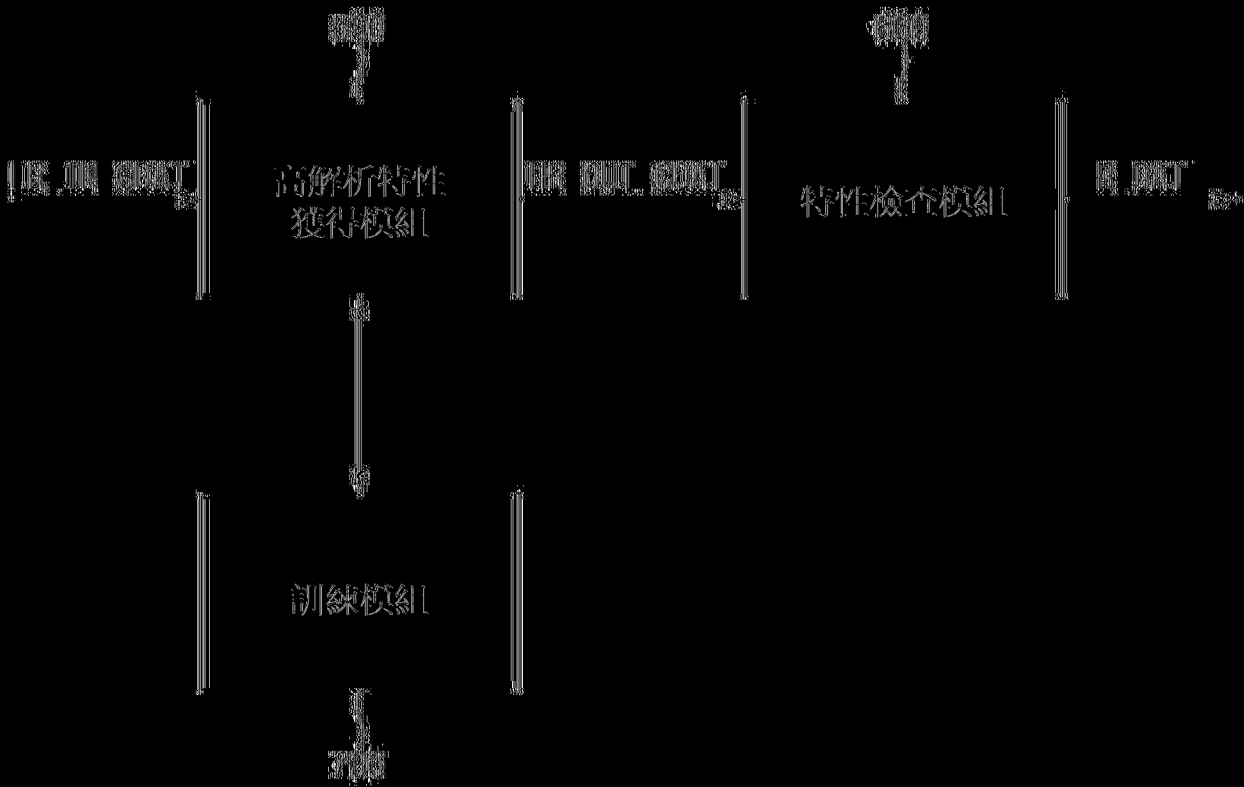
(圖22B)



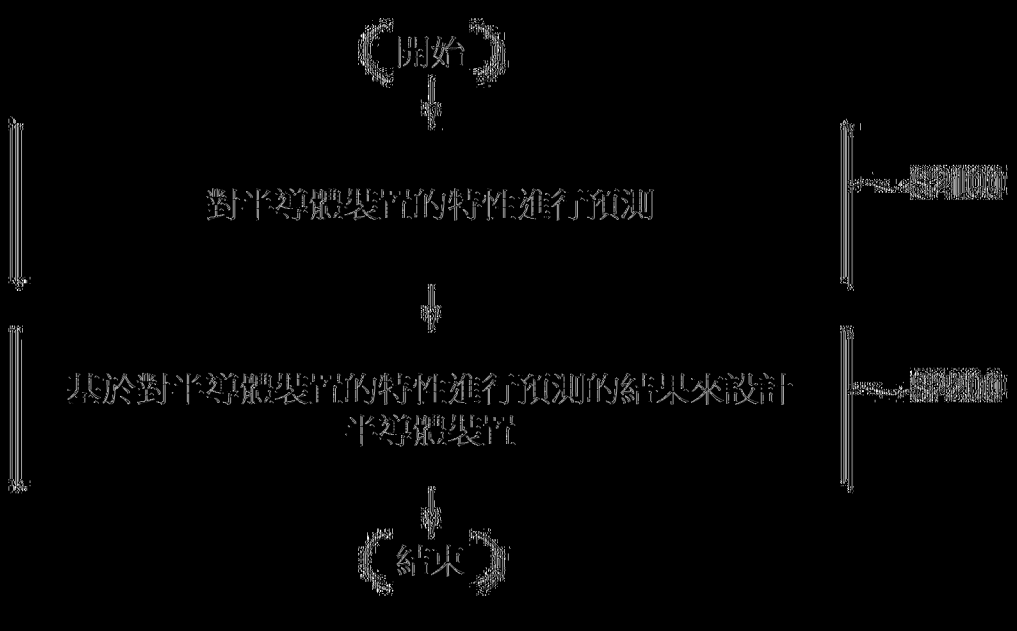
(圖23)



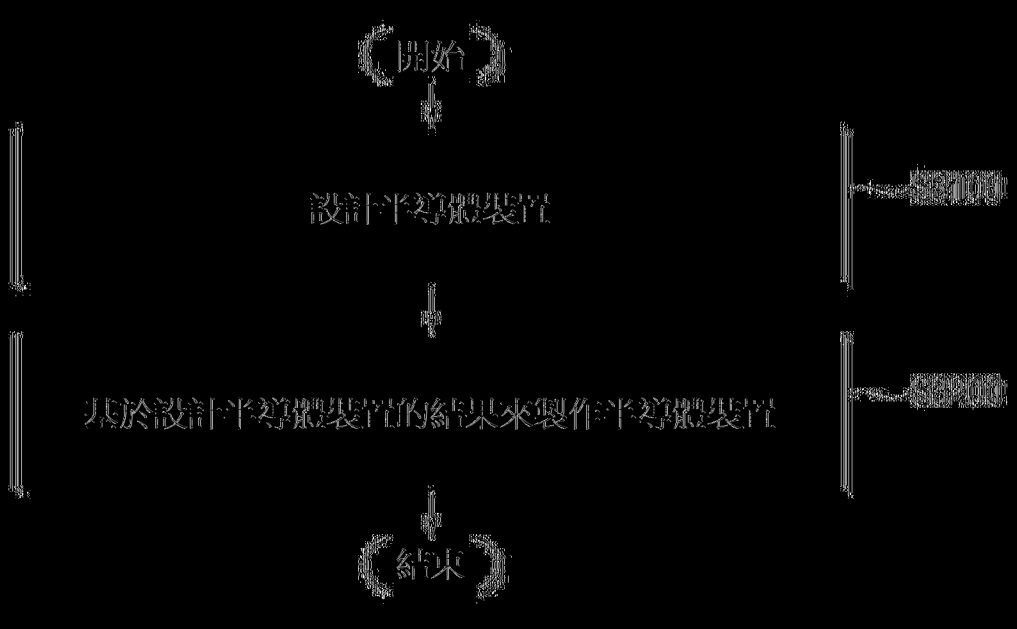
(圖24)



(圖25)



(圖26)



(圖27)



【發明摘要】

【中文發明名稱】基於超解析對影像進行處理的方法及使用其對半導體裝置的特性進行預測的方法

【英文發明名稱】METHOD OF PROCESSING IMAGE BASED ON SUPER-RESOLUTION AND METHOD OF PREDICTING CHARACTERISTIC OF SEMICONDUCTOR DEVICE USING THE SAME

【中文】一種基於超解析對影像進行處理的方法包括：使用超解析卷積神經網路（SRCNN）對低解析度輸入影像依序實行多個計算操作以產生殘差影像；對低解析度輸入影像實行內插運算以產生內插影像；以及將殘差影像加至內插影像以產生高解析度輸出影像。高解析度輸出影像具有較低解析度輸入影像的解析度高的解析度。SRCNN 包括用於實行所述多個計算操作的多個計算層。所述多個計算層包括多個卷積層及用於後上取樣的反卷積層。反卷積層是所述多個計算層之中的最末計算層。

【英文】A method of processing an image based on super-resolution includes: sequentially performing a plurality of computing operations on a low-resolution input image using a super-resolution convolutional neural network (SRCNN) to generate a residual image, performing an interpolation operation on the low-resolution input image to generate an interpolation image and adding the residual

image to the interpolation image to generate a high-resolution image. The high-resolution output image has a resolution higher than that of the low-resolution input image. The SRCNN includes a plurality of computation layers for performing the plurality of computing operations. The plurality of computation layers include a plurality of convolutional layers, and a deconvolutional layer for post-up-sampling. The deconvolutional layer is a last computation layer among the plurality of computation layers.

【指定代表圖】圖1。

【代表圖之符號簡單說明】

S100、S200、S300:操作

【特徵化學式】

無

【發明說明書】

【中文發明名稱】基於超解析對影像進行處理的方法及使用其對半導體裝置的特性進行預測的方法

【英文發明名稱】METHOD OF PROCESSING IMAGE BASED ON SUPER-RESOLUTION AND METHOD OF PREDICTING CHARACTERISTIC OF SEMICONDUCTOR DEVICE USING THE SAME

【技術領域】

[相關申請案的交叉參考]

【0001】 本美國專利申請案主張優先於在 2022 年 10 月 25 日在韓國智慧財產局（Korean Intellectual Property Office，KIPO）提出申請的韓國專利申請案第 10-2022-0138121 號，所述韓國專利申請案的揭露內容全文併入本案供參考。

【0002】 實例性實施例大體而言是有關於半導體積體電路，且更具體而言，是有關於利用深度學習基於超解析對影像進行處理的方法以及使用對影像進行處理的所述方法來對半導體裝置的特性進行預測的方法。

【先前技術】

【0003】 超解析（super-resolution，SR）是自對應的低解析度（low-resolution，LR）影像/視訊恢復或重建高解析度（high-resolution，HR）影像/視訊的過程。超解析已廣泛用於各種電腦視覺任務，例

如安全監控、醫學攝影。隨著深度學習等機器學習的快速發展，基於機器學習的超解析演算法已得到廣泛研究。深度學習是基於具有表示學習（**representation learning**）的人工神經網路。

【0004】 舉例而言，關於構建高解析度影像/視訊的典型方法是藉由使用卷積神經網路（**convolutional neural network**，**CNN**）來學習自低解析度影像/視訊至高解析度影像/視訊的非線性映射。**CNN**是一類人工神經網路，所述人工神經網路在人工神經網路的至少一個層中使用被稱為卷積的數學運算（**mathematical operation**）來代替一般矩陣乘法。

【發明內容】

【0005】 本揭露的至少一個實例性實施例提供一種基於超解析對影像進行處理的方法，所述方法能夠使用神經網路模型高效地產生高解析度影像。

【0006】 本揭露的至少一個實例性實施例提供一種使用基於超解析對影像進行處理的方法來對半導體裝置的特性進行預測的方法。

【0007】 根據實例性實施例的一種基於超解析對影像進行處理的方法包括：使用超解析卷積神經網路（**SRCNN**）對低解析度輸入影像依序實行多個計算操作以產生殘差影像；對低解析度輸入影像實行內插運算以產生內插影像；以及將殘差影像加至內插影像以產生高解析度輸出影像。高解析度輸出影像具有較低解析度輸入影像的解析度高的解析度。**SRCNN**包括用於實行所述多個計

算操作的多個計算層。所述多個計算層包括多個卷積層及用於後上取樣的反卷積層。反卷積層是所述多個計算層之中的最末計算層。

【0008】 根據實例性實施例的一種對半導體裝置的特性進行預測的方法包括：使用低解析度輸入特性資料及超解析卷積神經網路（SRCNN）來獲得高解析度輸出特性資料；以及使用高解析度輸出特性資料對半導體裝置的特性進行檢查。高解析度輸出特性資料及低解析度輸入特性資料與半導體裝置相關聯。獲得高解析度輸出特性資料包括：使用 SRCNN 對低解析度輸入特性資料依序實行多個計算操作以產生殘差特性資料；對低解析度輸入特性資料實行內插運算以產生內插特性資料；以及將殘差特性資料加至內插特性資料以產生高解析度輸出特性資料。高解析度輸出特性資料具有較低解析度輸入特性資料的解析度高的解析度。SRCNN 包括用於實行所述多個計算操作的多個計算層。所述多個計算層包括多個卷積層及用於後上取樣的反卷積層。反卷積層是所述多個計算層之中的最末計算層。

【0009】 一種對影像感測器的光效率進行預測的方法包括：使用超解析卷積神經網路（SRCNN）對低解析度輸入影像依序實行多個計算操作以產生殘差影像；對低解析度輸入影像實行雙三次內插運算以產生內插影像；將殘差影像加至內插影像以產生高解析度輸出影像；以及使用高解析度輸出影像對影像感測器的多個畫素的光效率進行預測。高解析度輸出影像具有較低解析度輸入影

像的解析度高的解析度。SRCNN 包括多個卷積層、多個漏溢式整流線性單元（RELU）層及用於後上取樣的反卷積層。所述多個卷積層與所述多個漏溢式 RELU 層交替地排列。反卷積層是 SRCNN 的最末層。殘差影像及內插影像中的每一者具有較低解析度輸入影像的解析度高及與高解析度輸出影像的解析度相等的解析度。

【0010】 在根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法中，可藉由基於殘差學習及後上取樣將低解析度影像應用於超解析卷積神經網路模型來產生高解析度影像。在學習或訓練過程期間，可解決過度擬合及梯度消失，且可減少計算量。另外，可在相對短的時間內產生更接近真實影像的影像。因此，可提高影像處理效能及效率。

【0011】 在根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法中，可藉由將低解析度特性資料應用於超解析卷積神經網路來產生高解析度特性資料。可自較少量的輸入特性值獲得較大量的輸出特性值，且可在相對短的時間內獲得具有增大的精度的特性值。因此，可提高半導體裝置的設計及製造效率。

【圖式簡單說明】

【0012】

結合附圖閱讀以下詳細說明，將更清楚地理解例示性的、非限制性實例性實施例。

圖 1 是示出根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法的流程圖。

圖 2 及圖 3 是示出根據實例性實施例的影像處理裝置的方塊圖。

圖 4A、圖 4B 及圖 4C 是示出作為圖 2 所示影像處理裝置的輸入及輸出的低解析度影像及高解析度影像的實例的圖。

圖 5A、圖 5B、圖 5C、圖 6A、圖 6B 及圖 6C 是用於闡述超解析卷積網路模型的圖，超解析卷積網路模型用於根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法中。

圖 7 是示出圖 2 所示影像處理裝置中所包括的高解析度影像獲得模組的實例的方塊圖。

圖 8 是示出根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法的流程圖。

圖 9 是示出根據實例性實施例的影像處理裝置的方塊圖。

圖 10 是示出實行圖 8 中的訓練過程的實例的流程圖。

圖 11 是示出對圖 10 中的經訓練超解析卷積網路模型的誤差值進行檢查的實例的流程圖。

圖 12 是示出圖 9 所示影像處理裝置中所包括的訓練模組的實例的方塊圖。

圖 13、圖 14A、圖 14B、圖 14C、圖 15A、圖 15B、圖 15C、圖 15D、圖 15E 及圖 16 是用於闡述根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法的效能的圖。

圖 17 是示出根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法的流程圖。

圖 18 是示出獲得圖 17 中的高解析度輸出特性資料的實例的流程圖。

圖 19 是示出根據實例性實施例的特性預測裝置的方塊圖。

圖 20 是示出影像感測器的方塊圖，所述影像感測器是應用了根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法的目標的實例。

圖 21 是示出圖 20 所示影像感測器中所包括的畫素陣列中包括的畫素的實例的電路圖。

圖 22A 及圖 22B 是示出圖 20 所示影像感測器的畫素結構的實例的圖。

圖 23 是示出根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法的流程圖。

圖 24 是示出實行圖 23 中的訓練過程的實例的流程圖。

圖 25 是示出根據實例性實施例的特性預測裝置的方塊圖。

圖 26 是示出根據實例性實施例的設計半導體裝置的方法的流程圖。

圖 27 是示出根據實例性實施例的製造半導體裝置的方法的流程圖。

【實施方式】

【0013】 將參照其中示出實施例的附圖更全面地闡述各種實例性實施例。然而，本揭露可以許多不同的形式實施且不應被解釋為僅限於本文中陳述的實施例。在本申請案通篇中，相同的參考編號

指代相同的元件。

【0014】 圖 1 是示出根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法的流程圖。

【0015】 參照圖 1，由影像處理裝置實行根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法。將參照圖 2、圖 3、圖 7 及/或類似圖來闡述影像處理裝置的詳細配置。

【0016】 在根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法中，藉由使用超解析卷積網路模型（或卷積神經網路模型）對低解析度輸入影像（或低解析度輸入資料）依序實行多個計算操作（例如，計算（computation/calculation））來產生殘差影像（或殘差資料）（操作 S100）。超解析卷積網路模型可基於殘差學習及後上取樣（post-up-sampling）。

【0017】 在實施例中，超解析卷積網路模型是基於神經網路（例如，基於卷積神經網路（convolutional neural network，CNN）或超解析 CNN（super-resolution CNN，SRCNN））來實施。基於機器學習，存在對資料進行處理及/或分類的各種方法。其中，使用神經網路或人工神經網路（artificial neural network，ANN）對資料進行處理及/或分類的方法是一個實例。藉由對人腦的其中實行對圖案（pattern）的高效辨識的過程的細胞結構模型進行設計來獲得神經網路。神經網路是指基於軟體或硬體的計算模型且被設計成藉由應用藉由連接線互連的許多人工神經元來模仿生物計算能力。人腦由神經元（神經元是神經的基本單位）組成且根據該些神經元

之間不同類型的密集連接來對資訊進行加密或解密。神經網路中的人工神經元是藉由對生物神經元功能進行簡化而獲得。神經網路藉由對具有連接強度的人工神經元進行互連來實行認知或學習過程。

【0018】 舉例而言，超解析卷積網路模型可包括用於實行所述多個計算操作的多個計算層（**computation layers/calculation layers**）（或者運算層）。在實施例中，所述多個計算層包括多個卷積層及用於後上取樣的反卷積層。在實施例中，反卷積層是所述多個計算層之中的最末計算層。將參照圖 5A、圖 5B、圖 5C、圖 6A、圖 6B 及圖 6C 闡述超解析卷積網路模型。

【0019】 藉由對低解析度輸入影像實行內插運算來產生內插影像（或內插資料）（操作 S200）。藉由將殘差影像與內插影像相加來獲得高解析度輸出影像（或高解析度輸出資料）（操作 S300）。舉例而言，將殘差影像加至內插影像以產生高解析度輸出影像。高解析度輸出影像具有較低解析度輸入影像的解析度高的解析度。

【0020】 在實例性實施例中，殘差影像及內插影像中的每一者具有較低解析度輸入影像的解析度高的解析度。在實例性實施例中，殘差影像及內插影像中的每一者具有與高解析度輸出影像的解析度實質上相等或相同的解析度。

【0021】 超解析（**SR**）是自對應的低解析度（**LR**）影像/視訊恢復或重建高解析度（**HR**）影像/視訊的過程且可用於電腦視覺任務中。可根據所使用的影像數目而將影像的超解析分類為單影像超

解析 (single image super-resolution, SISR) 及多影像超解析 (multi image super-resolution, MISR)。

【0022】 根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法與單影像超解析相關聯或相關。在根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法中，可藉由將低解析度影像應用於超解析卷積網路模型來產生高解析度影像。舉例而言，可將低解析度影像的特徵應用於超解析卷積神經網路的輸入層。超解析卷積網路模型可使用殘差學習及後上取樣來實施，且因此可解決過度擬合及梯度消失且可在學習或訓練過程期間減少計算量。另外，當使用超解析卷積網路模型產生高解析度影像時，可在相對短的時間內產生更接近真實影像的影像。舉例而言，使用者更有可能將由模型產生的高解析度影像感知為最初由例如相機等影像感測器所捕獲。因此，可提高影像處理效能及效率。

【0023】 圖 2 及圖 3 是示出根據實例性實施例的影像處理裝置的方塊圖。

【0024】 參照圖 2，影像處理裝置 100 包括高解析度影像獲得模組 200。

【0025】 在本文中，用語「模組」可指示但並不限於實行某些任務的軟體及/或硬體組件，例如現場可程式化閘陣列 (field programmable gate array, FPGA) 或應用專用積體電路 (application specific integrated circuit, ASIC)。模組可被配置成駐留於有形的可定址儲存媒體中且被配置成在一或多個處理器上執行。舉例而

言，「模組」可包括例如軟體組件、物件導向（object-oriented）軟體組件、類別組件及任務組件等組件、以及過程、函數、常式、程式碼段、驅動程式（driver）、韌體、微碼、電路系統、資料、資料庫、資料結構、表格、陣列及變量。「模組」可被劃分成實行詳細功能的多個「模組」。

【0026】 高解析度影像獲得模組 200 基於低解析度輸入影像 LR_IIMG 獲得及/或產生高解析度輸出影像 HR_OIMG。舉例而言，高解析度影像獲得模組 200 可藉由執行基於殘差學習及後上取樣的超解析卷積網路模型來操作。舉例而言，高解析度影像獲得模組 200 可藉由使用超解析卷積網路模型對低解析度輸入影像 LR_IIMG 依序實行多個計算操作來產生殘差影像，可藉由對低解析度輸入影像 LR_IIMG 實行內插運算來產生內插影像，且可藉由將殘差影像與內插影像相加來產生高解析度輸出影像 HR_OIMG。舉例而言，可將殘差影像加至內插影像以產生高解析度輸出影像 HR_OIMG。換言之，高解析度影像獲得模組 200 可實行圖 1 中的操作 S100、S200 及 S300。將參照圖 7 闡述高解析度影像獲得模組 200 的詳細配置。

【0027】 高解析度影像獲得模組 200 的至少一些功能可在軟體中實施，所述軟體在儲存於記憶體中時可由處理器執行，但實例性實施例並不限於此。當高解析度影像獲得模組 200 以軟體實施時，高解析度影像獲得模組 200 可以可執行碼的形式儲存於儲存裝置中。

【0028】 參照圖 3，影像處理裝置 2000 包括處理器 2100、輸入/輸出（input/output，I/O）裝置 2200、網路介面 2300（例如，網路卡或網路介面電路）、隨機存取記憶體（random access memory，RAM）2400、唯讀記憶體（read only memory，ROM）2500 及儲存裝置 2600。圖 3 示出其中以軟體實施圖 2 中的高解析度影像獲得模組 200 的實例。

【0029】 影像處理裝置 2000 可包括於計算系統中。舉例而言，計算系統可為例如桌上型電腦、工作站或伺服器等固定計算系統，或者可為例如膝上型電腦等可攜式計算系統。

【0030】 圖 2 中的高解析度影像獲得模組 200 可使用處理器 2100 來實行計算。舉例而言，處理器 2100 可包括微處理器、應用處理器（application processor，AP）、中央處理單元（central processing unit，CPU）、圖形處理單元（graphic processing unit，GPU）、神經處理單元（neural processing unit，NPU）或類似裝置。舉例而言，處理器 2100 可包括用於執行任意指令集（例如，英特爾架構（intel architecture，IA）-32（IA-32）、64 位元擴展 IA-32、x86-64、威力晶圓（PowerPC）、可擴充處理器架構（scalable processor architecture，Sparc）、無內部互鎖流水線級微處理器（microprocessor without interlocked pipeline stages，MIPS）、高級精簡指令集電腦（reduced instruction set computer，RISC）機器（advanced RISC machine，ARM）、IA-64 等）的核心或處理器核心。舉例而言，處理器 2100 可經由匯流排對記憶體（例如，RAM 2400 或 ROM 2500）進行存

取，且可執行儲存於 RAM 2400 或 ROM 2500 中的指令。如圖 3 中所示，RAM 2400 可儲存與圖 2 中的高解析度影像獲得模組 200 對應的程式 PR 或程式 PR 的至少一些元素（例如，指令），且程式 PR 可使得處理器 2100 能夠實行用於獲得高解析度影像的操作（例如，圖 1 中的操作 S100、S200 及 S300）。

【0031】 換言之，程式 PR 可包括可由處理器 2100 執行的多個指令及/或程序，且程式 PR 中所包括的所述多個指令及/或程序可使得處理器 2100 能夠實行根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法。程序中的每一者可表示用於實行特定任務的一系列指令。程序可被稱為函數、常式、子常式或子程式。程序中的每一者可對自外部提供的資料及/或由另一程序產生的資料進行處理。舉例而言，自外部提供的資料可為自位於影像處理裝置 2000 外部的裝置接收的資料。

【0032】 在一些實例性實施例中，RAM 2400 可包括揮發性記憶體，例如靜態隨機存取記憶體（static random access memory，SRAM）、動態隨機存取記憶體（dynamic random access memory，DRAM）或類似裝置。

【0033】 儲存裝置 2600 可儲存程式 PR。程式 PR 或程式 PR 的至少一些元素可在被處理器 2100 執行之前自儲存裝置 2600 被加載至 RAM 2400。儲存裝置 2600 可儲存以程式語言編寫的檔案且可將可由編譯器或類似裝置產生的程式 PR 或者程式 PR 的至少一些元素加載至 RAM 2400。舉例而言，可將程式 PR 自儲存裝置

2600 複製至 RAM 2400。

【0034】 儲存裝置 2600 可儲存將由處理器 2100 處理的資料或者藉由利用處理器 2100 進行的處理獲得的資料。處理器 2100 可基於程式 PR 對儲存於儲存裝置 2600 中的資料進行處理以產生新資料且可將所產生的資料儲存於儲存裝置 2600 中。

【0035】 在一些實例性實施例中，儲存裝置（或儲存媒體）2600 可包括用於向電腦提供命令及/或資料的任何非暫時性電腦可讀取儲存媒體。舉例而言，非暫時性電腦可讀取儲存媒體可包括：揮發性記憶體，例如 SRAM、DRAM 或類似裝置；以及非揮發性記憶體，例如快閃記憶體、磁性隨機存取記憶體（magnetic random access memory，MRAM）、相變隨機存取記憶體（phase-change random access memory，PRAM）、電阻式隨機存取記憶體（resistive random access memory，RRAM）或類似裝置。非暫時性電腦可讀取儲存媒體可插入至電腦中，可整合於電腦中，或者可藉由例如網路及/或無線鏈路等通訊媒體耦合至電腦。

【0036】 在實例性實施例中，儲存裝置 2600 是固態驅動器（solid state drive，SSD）。在其他實例性實施例中，儲存裝置 2600 可為通用快閃儲存器（universal flash storage，UFS）、多媒體卡（multi-media card，MMC）或嵌入式多媒體卡（embedded multi-media card，eMMC）。作為另一選擇，儲存裝置 2600 可為安全數位（secure digital，SD）卡、微型 SD 卡、記憶棒、晶片卡、通用串列匯流排（universal serial bus，USB）卡、智慧型卡、緊湊型快閃（compact

flash，CF）卡或類似裝置。

【0037】 I/O 裝置 2200 可包括輸入裝置（例如鍵盤、指向裝置或類似裝置）且可包括輸出裝置（例如顯示裝置、列印機或類似裝置）。舉例而言，使用者可藉由 I/O 裝置 2200 觸發處理器 2100 執行程式 PR 或者可提供各種輸入，且可檢查輸入資料、輸出資料、訓練結果及/或錯誤訊息等。

【0038】 網路介面 2300 可提供對位於影像處理裝置 2000 外部的網路的存取。舉例而言，網路可包括多個計算系統及通訊鏈路，且通訊鏈路可包括有線鏈路、光學鏈路、無線鏈路或任意其他類型的鏈路。可經由網路介面 2300 向影像處理裝置 2000 提供各種輸入，且可經由網路介面 2300 向另一計算系統提供各種輸出。

【0039】 圖 4A、圖 4B 及圖 4C 是示出作為圖 2 所示影像處理裝置的輸入及輸出的低解析度影像及高解析度影像的實例的圖。

【0040】 參照圖 4A，示出被提供及/或輸入至圖 2 所示影像處理裝置 100 的低解析度輸入影像 LR_IIMG 的實例。舉例而言，圖 4A 示出其中低解析度輸入影像 LR_IIMG 由 $4 \times 4 = 16$ 個畫素代表的實例。在圖 4A 及隨後的圖中，一個小正方形可對應於一個畫素。

【0041】 參照圖 4B 及圖 4C，示出自圖 2 所示影像處理裝置 100 產生及/或輸出的高解析度輸出影像 HR_OIMG 的實例。舉例而言，圖 4B 示出其中第一高解析度輸出影像 HR_OIMG1 由 $8 \times 8 = 64$ 個畫素代表的實例且圖 4C 示出其中第二高解析度輸出影像 HR_OIMG2 亦由 $8 \times 8 = 64$ 個畫素代表的實例。

【0042】 影像的解析度或影像解析度可指影像所保持的細節，且此用語可適用於數位影像、膠片影像及其他類型的影像。「較高的解析度」可能意指較多的影像細節。解析度可藉由各種方式來量測，且解析度單位可與實體大小（例如，每毫米線條數（line）、每英寸線條數）、圖像的整體大小（每圖像高度線條數，亦簡稱為線條、電視（television，TV）線條或 TVL）或角距（angular subtense）相關聯。舉例而言，用語解析度可被認為等同於數位成像中的畫素計數，且可被表示出為有效畫素數目、每英寸畫素（pixels per inch，PPI）等。

【0043】 在實例性實施例中，如圖 4A 及圖 4B 中所示，低解析度輸入影像 LR_IIMG 與高解析度輸出影像 HR_OIMG1 的總大小實質上彼此相等，且高解析度輸出影像 HR_OIMG1 中的一個畫素的大小小於低解析度輸入影像 LR_IIMG 中的一個畫素的大小。

【0044】 在實例性實施例中，如圖 4A 及圖 4C 中所示，低解析度輸入影像 LR_IIMG 中的一個畫素的大小與高解析度輸出影像 HR_OIMG2 中的一個畫素的大小彼此相等或實質上彼此相等，且高解析度輸出影像 HR_OIMG2 的總大小大於低解析度輸入影像 LR_IIMG 的總大小。

【0045】 圖 5A、圖 5B、圖 5C、圖 6A、圖 6B 及圖 6C 是用於闡述超解析卷積網路模型的圖，超解析卷積網路模型用於根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法中。

【0046】 圖 5A、圖 5B 及圖 5C 示出在闡述根據實例性實施例的

超解析卷積網路模型之前的神經網路的配置。圖 6A 示出根據實例性實施例的超解析卷積網路模型的配置。圖 6B 示出根據實例性實施例的關於一般整流線性單元（rectified linear unit，RELU）運算的激活函數，且圖 6C 示出關於超解析卷積網路模型中所包括的漏溢式（leaky）RELU 運算的激活函數。在實施例中，漏溢式 RELU 運算是基於 ReLU 的一種類型的激活函數，但它對於負值具有小的斜率而非平坦的斜率。

【0047】 參照圖 5A，一般神經網路（或人工神經網路）可包括輸入層 IL、多個隱藏層 HL1、HL2、...、HLn 及輸出層 OL。

【0048】 輸入層 IL 可包括 i 個輸入節點 x_1 、 x_2 、...、 x_i ，其中 i 是自然數。可將長度為 i 的輸入資料或向量輸入資料（例如，輸入影像）IDAT 輸入至輸入節點 x_1 至 x_i ，使得輸入資料 IDAT 的每一元素被輸入至輸入節點 x_1 至 x_i 中的相應一者。輸入資料 IDAT 可包括與欲分類的不同類別的各種特徵相關聯的資訊。

【0049】 所述多個隱藏層 HL1 至 HLn 可包括 n 個隱藏層，其中 n 是自然數，且可包括多個隱藏節點 h^{11} 、 h^{12} 、 h^{13} 、...、 h^{1m} 、 h^{21} 、 h^{22} 、 h^{23} 、...、 h^{2m} 、 h^{n1} 、 h^{n2} 、 h^{n3} 、...、 h^{nm} 。舉例而言，隱藏層 HL1 可包括 m 個隱藏節點 h^{11} 至 h^{1m} ，隱藏層 HL2 可包括 m 個隱藏節點 h^{21} 至 h^{2m} ，且隱藏層 HLn 可包括 m 個隱藏節點 h^{n1} 至 h^{nm} ，其中 m 是自然數。

【0050】 輸出層 OL 可包括 j 個輸出節點 y_1 、 y_2 、...、 y_j ，其中 j 是自然數。輸出節點 y_1 至 y_j 中的每一者可對應於欲分類的類別中

的相應一者。輸出層 OL 可針對類別中的每一者產生與輸入資料 IDAT 相關聯的輸出值（例如，類別分數、例如回歸變量等數字輸出或機率）及/或輸出資料 ODAT。舉例而言，機率可指示輸入資料 IDAT 被認為與其中一個類別對應的可能性有多大。在一些實例性實施例中，輸出層 OL 可為全連接層且可指示例如輸入資料 IDAT 與汽車或汽車的特定類型或品牌對應的機率。

【0051】圖 5A 中示出的神經網路的結構可由關於節點之間被示出為線條的分支（或連接部）的資訊以及被分配至每一分支的加權值（或權重）代表。在神經網路模型的實施例中，一個層內的節點不連接至彼此，但不同層的節點可完全或部分地連接至彼此。在基於不受限制的玻爾茲曼機器（Boltzmann machine）的神經網路模型的實施例中，一個層內的至少一些節點除了連接至其他層的一或多個節點之外亦連接至一個層內的其他節點（或者作為另一選擇而連接至其他層的一或多個節點）。

【0052】每一節點（例如，節點 h^1_1 ）可接收前一節點（例如，節點 x_1 ）的輸出，可對所接收的輸出實行計算操作或者計算，且可將計算操作或者計算的結果作為輸出而輸出至下一節點（例如，節點 h^2_1 ）。每一節點可藉由將輸入應用於特定函數（例如，非線性函數）來計算欲輸出的值。此函數可被稱為節點的激活函數。

【0053】在實例性實施例中，預先對神經網路的結構進行設定，且藉由使用具有樣本答案（亦被稱為「標籤」）的樣本資料來適當地對節點之間的連接部的加權值進行設定，樣本答案指示與樣本

輸入值對應的資料的類別。舉例而言，標籤可指示樣本資料屬於多個可用類別之中的哪個類別。具有樣本答案的資料可被稱為「訓練資料」，且確定加權值的過程可被稱為「訓練」。神經網路在訓練過程期間「學習」將資料與對應的標籤相關聯。舉例而言，神經網路可學習使用訓練資料將新資料分類至類別中。已使用演算法訓練的神經網路結構及神經網路結構的加權值可被稱為「模型」，且藉由具有所確定加權值的模型來預測新輸入資料屬於哪一類別且然後輸出預測值的過程可被稱為「測試」過程或者以推斷模式操作神經網路。

【0054】 參照圖 5B，詳細示出由圖 5A 所示神經網路中所包括的一個節點 ND 實行的運算（例如，計算）的實例。

【0055】 基於被提供至節點 ND 的 N 個輸入 a_1 、 a_2 、 a_3 、...、 a_N （其中 N 是大於或等於二的自然數），節點 ND 可分別將 N 個輸入 a_1 至 a_N 與對應的 N 個權重 w_1 、 w_2 、 w_3 、... w_N 相乘，可對藉由乘法獲得的 N 個值求和以獲得求和值，可將偏移量（offset）「b」加至求和值，且可藉由將加了偏移量「b」的值應用於特定函數「 σ 」來產生一個輸出值（例如，「z」）。

【0056】 在實例性實施例中且如圖 5B 中所示，圖 5A 中所示的神經網路中所包括的一個層包括 M 個節點 ND，其中 M 是大於或等於二的自然數，且所述一個層的輸出值可藉由方程式 1 獲得。

$$W * A = Z \text{ [方程式 1]}$$

【0057】 在方程式 1 中，「W」表示所述一個層中所包括的所有連

接部的權重的權重集，且可以 $M \times N$ 矩陣形式實施。「A」表示由所述一個層接收的包括 N 個輸入 a_1 至 a_n 的輸入集，且可以 $N \times 1$ 矩陣形式實施。「Z」表示包括自所述一個層輸出的 M 個輸出 z_1 、 z_2 、 z_3 、...、 z_M 的輸出集，且可以 $M \times 1$ 矩陣形式實施。

【0058】 圖 5A 中所示的一般神經網路可能不適於處置輸入影像資料（或輸入聲音資料），此乃因每一節點（例如，節點 h^{l1} ）連接至前一層的所有節點（例如，層 IL 中所包括的節點 x_1 至 x_i ），且然後加權值的數目隨著輸入影像資料的大小增大而急劇增加。因此，可使用藉由將濾波技術與圖 5A 所示一般神經網路相結合而實施的卷積神經網路（CNN），使得作為輸入影像資料的實例的二維影像被卷積神經網路高效地訓練。

【0059】 參照圖 5C，卷積神經網路可包括多個層 CONV1、RELU1、CONV2、RELU2、POOL1、CONV3、RELU3、CONV4、RELU4、POOL2、CONV5、RELU5、CONV6、RELU6、POOL3 及 FC。此處，「CONV」表示卷積層，「RELU」表示整流線性單元層，「POOL」表示池化（pooling）層且「FC」表示全連接層。

【0060】 與一般神經網路不同，卷積神經網路的每一層可具有寬度、高度及深度的三個維度，且因此輸入至每一層的資料可為具有寬度、高度及深度的三個維度的容積資料（volume data）。舉例而言，若圖 5C 中的輸入影像具有包括 32 個單位的寬度（例如，32 個畫素）及 32 個單位的高度以及三個顏色通道 R、G 及 B 的大小，則與輸入影像對應的輸入資料 IDAT 可具有 $32 \times 32 \times 3$ 的大小。圖

5C 中的輸入資料 IDAT 可被稱為輸入容積資料或輸入激活容積。

【0061】 卷積層 CONV1 至 CONV6 中的每一者可對輸入容積資料實行卷積運算。在影像處理操作中，卷積運算代表如下運算：在所述運算中，基於具有加權值的遮罩 (mask) 來對影像資料進行處理且藉由將輸入值乘以加權值並將總相乘結果相加來獲得輸出值。遮罩可被稱為濾波器、窗口或內核。

【0062】 每一卷積層的參數可包括一組可學習濾波器。每一濾波器在空間上 (沿著寬度及高度) 可為小的，但可延伸穿過輸入容積的整個深度。舉例而言，在正向傳遞期間，每一濾波器可跨越輸入容積的寬度及高度滑動 (例如，卷積)，且可在濾波器的表項與任何位置處的輸入之間計算點積。當濾波器在輸入容積的寬度及高度之上滑動時，可產生與此濾波器在每一空間位置處的響應對應的二維激活圖。因此，可藉由沿著深度維度堆疊該些激活圖來產生輸出容積。舉例而言，若具有 $32*32*3$ 大小的輸入容積資料通過具有帶有零填充的四個濾波器的卷積層 CONV1，則卷積層 CONV1 的輸出容積資料可具有 $32*32*12$ 的大小 (例如，容積資料的深度增大)。

【0063】 RELU 層 RELU1 至 RELU6 中的每一者可實行整流線性單元 (RELU) 運算，RELU 運算對應於由例如函數 $f(x) = \max(0, x)$ 定義的激活函數 (例如，對於所有負輸入 x ，輸出為零)。舉例而言，若具有 $32*32*12$ 的大小的輸入容積資料通過 RELU 層 RELU1 以實行整流線性單元運算，則 RELU 層 RELU1 的輸出容積資料可

具有 $32*32*12$ 的大小（例如，保持容積資料的大小）。

【0064】池化層 POOL1 至 POOL3 中的每一者可沿著寬度及高度的空間維度對輸入容積資料實行下取樣操作。舉例而言，可基於 $2*2$ 濾波器將以 $2*2$ 矩陣形式排列的四個輸入值轉換成一個輸出值。舉例而言，可基於 $2*2$ 最大池化來選擇以 $2*2$ 矩陣形式排列的四個輸入值的最大值，或者可基於 $2*2$ 平均池化來獲得以 $2*2$ 矩陣形式排列的四個輸入值的平均值。舉例而言，若具有 $32*32*12$ 的大小的輸入容積資料通過具有 $2*2$ 濾波器的池化層 POOL1，則池化層 POOL1 的輸出容積資料可具有 $16*16*12$ 的大小（例如，容積資料的寬度及高度減小，且容積資料的深度維持不變）。

【0065】卷積層可在卷積神經網路中重複排列，且池化層可週期性地插入於卷積神經網路中，藉此減小影像的空間大小且提取影像的特性。

【0066】輸出層或全連接層 FC 可輸出類別中的每一類別的輸入容積資料 IDAT 的結果（例如，類別分數）。舉例而言，隨著重複進行卷積操作及下取樣操作，可將對應於二維影像的輸入容積資料 IDAT 轉換成一維矩陣或向量（此可被稱為嵌入）。舉例而言，全連接層 FC 可代表輸入容積資料 IDAT 與汽車、卡車、飛機、船舶及馬對應的機率。

【0067】卷積神經網路中所包括的層的類型及數目並不限於參照圖 5C 闡述的實例且可根據實例性實施例而不同地確定。另外，卷積神經網路可更包括其他層，例如用於將與預測結果對應的分

值轉換成機率值的 softmax 層、用於添加至少一個偏差的偏差添加層或類似層。亦可將所述偏差結合至激活函數中。

【0068】 參照圖 6A，在根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法中使用的超解析卷積網路模型（或卷積神經網路模型）可包括用於實行多個計算操作的多個層或計算層 CONV1、LRELU1、CONV2、LRELU2、...、CONVX、LRELUX 及 DCONV，其中 X 是大於或等於二的自然數。

【0069】 所述多個計算層 CONV1、LRELU1、CONV2、LRELU2、...、CONVX、LRELUX 及 DCONV 可包括多個卷積層 CONV1 至 CONVX 及反卷積層 DCONV。所述多個計算層 CONV1、LRELU1、CONV2、LRELU2、...、CONVX、LRELUX 及 DCONV 可更包括多個漏溢式 RELU 層 LRELU1 至 LRELUX。

【0070】 所述多個卷積層 CONV1 至 CONVX 可與圖 5C 中的卷積層 CONV1 至 CONV6 實質上相同且可對輸入至其中的資料實行卷積運算。

【0071】 所述多個漏溢式 RELU 層 LRELU1 至 LRELUX 的排列可類似於圖 5C 中的 RELU 層 RELU1 至 RELU6 的排列，且所述多個卷積層 CONV1 至 CONVX 與所述多個漏溢式 RELU 層 LRELU1 至 LRELUX 可交替地排列。然而，與圖 5C 中的 RELU 層 RELU1 至 RELU6 不同，所述多個漏溢式 RELU 層 LRELU1 至 LRELUX 對輸入至其中的資料實行漏溢式整流線性單元運算。

【0072】 反卷積層 DCONV 可對輸入至其中的資料實行反卷積運

算。反卷積運算是卷積運算的逆運算。舉例而言，可藉由使用具有一定精確度的反卷積運算而在濾波器（例如卷積運算）之後恢復原始訊號。

【0073】 可藉由對實行所述多個計算操作的所述多個計算層進行堆疊（或連接）來實施超解析卷積網路模型。根據實例性實施例的超解析卷積網路模型可為快速殘差學習超解析卷積網路模型（fast residual learning super-resolution convolutional network model，FRSR）。

【0074】 可基於殘差學習及後上取樣來實施在根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法中使用的超解析卷積網路模型。

【0075】 當基於模型對神經網路進行訓練時，隨著模型深度的增大而可能發生過度擬合、梯度消失及計算量增大。然而，藉由根據殘差學習再次使用前一層的結果，隨著模型深度增大，可解決或減少過度擬合、梯度消失及計算量增大。舉例而言，殘差學習可基於方程式 2 及方程式 3 來實行。

$$F(X) = H(X) - X_{identity}$$

[方程式 2]

$$F(X) = H(X) - X_{interpolation}$$

[方程式 3]

【0076】 在方程式 2 及方程式 3 中，「X」表示每一計算層的輸入，「H(X)」表示每一計算層的輸出，且「F(X)」表示與「X」相

關聯的殘差函數。「 $X_{identity}$ 」表示與「 X 」相同的影像，且「 $X_{interpolation}$ 」表示藉由內插「 X 」而獲得的影像。儘管輸出「 $H(X)$ 」本身是在一般神經網路中訓練或學習，但當應用殘差學習時，殘差函數「 $F(X)$ 」亦可被訓練或學習。由於應用了殘差學習，因此可產生及/或輸出與輸入資料 IDAT 對應的殘差資料 RDAT。

【0077】 另外，可應用後上取樣來減少計算量。可使用上取樣操作將低解析度影像轉換成與高解析度影像相同大小的影像。當在通過卷積層之前實行上取樣操作時，上取樣操作可被稱為預上取樣。當在通過卷積層之後實行上取樣操作時，上取樣操作可被稱為後上取樣。

【0078】 關於後上取樣，反卷積層 DCONV 可為用於實行後上取樣的計算層，且可被排列成對應於所述多個計算層 CONV1、LRELU1、CONV2、LRELU2、...、CONVX、LRELUX 及 DCONV 之中的最末計算層。舉例而言，即使所述多個卷積層 CONV1 至 CONVX 及所述多個漏溢式 RELU 層 LRELU1 至 LRELUX 的輸入容積資料與輸出容積資料具有相同的大小，反卷積層 DCONV 的輸入容積資料與輸出容積資料亦可具有不同的大小。舉例而言，反卷積層 DCONV 的輸出容積資料的大小可能變得大於反卷積層 DCONV 的輸入容積資料的大小（例如，容積資料的寬度及高度增大）。

【0079】 參照圖 6B，示出關於由圖 5C 中的 RELU 層 RELU1 至 RELU6 實行的一般 RELU 運算的激活函數。當輸入「 y 」大於或等

於零時，可提供與輸入「 y 」相等的輸出「 $f(y)$ 」（例如， $f(y)=y$ ）。當輸入「 y 」小於零時，可輸出零。

【0080】 參照圖 6C，示出關於由圖 6A 中的漏溢式 RELU 層 LRELU1 至 LRELUX 實行的漏溢式 RELU 運算的激活函數。如同一般 RELU 運算，當輸入「 y 」大於或等於零時，可提供與輸入「 y 」相等的輸出「 $f(y)$ 」（例如， $f(y)=y$ ）。與一般 RELU 運算不同，即使當輸入「 y 」小於零時，亦可輸出與輸入「 y 」成比例的值「 $a*y$ 」，而非零（例如， $f(y)=a*y$ ，其中「 a 」是大於零且小於一的實數）。

【0081】 與圖 6B 的激活函數對應的一般 RELU 運算可將所有小於零的輸入變成零，可能出現已壞死的（dead）RELU 或即將壞死的（dying）RELU。為了防止所有小於零的輸入變成零，可應用部分地反映出小於零的負數的漏溢式 RELU 運算。

【0082】 然而，實例性實施例並不限於此，且可應用參數 RELU 運算、指數線性單元（exponential linear unit，ELU）運算及/或類似運算。作為另一選擇或附加地，可使用 S 形函數（sigmoid）、雙曲正切（tanh）及/或類似函數作為激活函數。

【0083】 圖 7 是示出圖 2 所示影像處理裝置中所包括的高解析度影像獲得模組的實例的方塊圖。

【0084】 參照圖 7，高解析度影像獲得模組 200 可包括殘差模組 210、內插模組 220 及加法器模組 230。

【0085】 殘差模組 210 可藉由使用超解析卷積網路模型對低解析度輸入影像 LR_IIMG 依序實行所述多個計算操作來產生殘差影像

RES_IMG。換言之，殘差模組 210 可實行圖 1 中的操作 S100。舉例而言，殘差模組 210 可被實施成執行圖 6A 所示超解析卷積網路模型。

【0086】 內插模組 220 可藉由對低解析度輸入影像 LR_IIMG 實行內插運算來產生內插影像 ITP_IMG。換言之，內插模組 220 可實行圖 1 中的操作 S200。

【0087】 在實例性實施例中，殘差影像 RES_IMG 及內插影像 ITP_IMG 中的每一者具有較低解析度輸入影像 LR_IIMG 的解析度高的解析度，且具有與高解析度輸出影像 HR_OIMG 的解析度相等或實質上相等的解析度。

【0088】 在實例性實施例中，內插模組 220 藉由對低解析度輸入影像 LR_IIMG 實行雙三次內插運算來產生內插影像 ITP_IMG。在實施例中，實行將低解析度輸入影像 LR_IIMG 的解析度(或大小)設定成與高解析度輸出影像 HR_OIMG 的解析度(或大小)相等的解析度(或大小)的操作以應用殘差學習。舉例而言，可藉由基於方程式 4 實行雙三次內插運算來產生內插影像 ITP_IMG。雙三次內插是三次內插的擴展，以用於在二維規則網格上對資料點進行內插。在影像處理中，可選擇雙三次內插而非雙線性或最近鄰內插。與僅考慮四個畫素（2*2）的雙線性內插相比，雙三次內插考慮 16 個畫素（4*4）。

$$f(x,y)=\sum_{i=0}^3\sum_{j=0}^3a_{ij}x^iy^j$$

[方程式 4]

【0089】 加法器模組 230 可藉由將殘差影像 RES_IMG 與內插影像 ITP_IMG 相加來產生高解析度輸出影像 HR_OIMG。換言之，加法器模組 230 可實行圖 1 中的操作 S300。舉例而言，加法器模組 230 可將殘差影像 RES_IMG 與內插影像 ITP_IMG 相加，以產生高解析度輸出影像 HR_OIMG。

【0090】 在一些實例性實施例中，模組 210、220 及 230 的至少一部分可被實施為硬體。舉例而言，模組 210、220 及 230 的至少一部分可包括於基於電腦的電子系統中。在其他實例性實施例中，模組 210、220 及 230 的至少一部分可被實施為指令碼或程式常式（例如，軟體程式），所述指令碼或程式常式（例如，軟體程式）在儲存於記憶體中時可由處理器執行。舉例而言，指令碼或程式常式可由基於電腦的電子系統實行，且可儲存於位於基於電腦的電子系統內部或外部的任何儲存裝置中。

【0091】 圖 8 是示出根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法的流程圖。為了簡潔，將省略與圖 1 重複的說明。

【0092】 參照圖 8，在根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法中，在操作 S100、S200 及 S300 之前，對超解析卷積網路模型實行訓練過程（操作 S400）。舉例而言，可對超解析卷積網路模型實行正向傳播過程及後向傳播過程。正向傳播過程可為實行訓練過程時的程序的一部分，且反向傳播過程可為實行訓練過程時實行的程序的另一部分。正向傳播過程可代表藉由使輸

入(或輸入資料)在正向方向上通過超解析卷積網路模型來計算輸出(或輸出資料)的過程。反向傳播過程可代表藉由將輸出與標籤(標籤是預先獲得的基準真相(ground truth))進行比較來計算損失的過程、計算權重的梯度以使得藉由在反向方向上使所計算的損失通過超解析卷積網路模型來減少損失的過程、以及對權重進行更新的過程。反向傳播過程可被稱為誤差反向傳播過程。將參照圖 10 及圖 11 闡述操作 S400。

【0093】 此後，可使用經訓練超解析卷積網路模型(例如，已經完成訓練過程的超解析卷積網路模型)來實行操作 S100、S200 及 S300。操作 S100、S200 及 S300 可與參照圖 1 闡述的操作實質上相同。

【0094】 圖 9 是示出根據實例性實施例的影像處理裝置的方塊圖。為了簡潔，將省略與圖 2 重複的說明。

【0095】 參照圖 9，影像處理裝置 102 包括高解析度影像獲得模組 200，且可更包括訓練模組 300。

【0096】 除了影像處理裝置 102 更包括訓練模組 300 之外，影像處理裝置 102 可與圖 2 所示影像處理裝置 100 實質上相同。

【0097】 訓練模組 300 可對由高解析度影像獲得模組 200 執行的超解析卷積網路模型實行訓練過程。換言之，訓練模組 300 可實行圖 8 中的操作 S400。將參照圖 12 闡述訓練模組 300 的詳細配置。

【0098】 在實例性實施例中，高解析度影像獲得模組 200 與訓練

模組 300 被實施為單個積體模組。在實例性實施例中，高解析度影像獲得模組 200 與訓練模組 300 被實施為單獨的不同模組。在實例性實施例中，高解析度影像獲得模組 200 與訓練模組 300 被實施為共享一些組件。舉例而言，高解析度影像獲得模組 200 及訓練模組 300 二者可被實施為執行超解析卷積網路模型，且因此用於執行超解析卷積網路模型的組件可由高解析度影像獲得模組 200 與訓練模組 300 共享。

【0099】 在實例性實施例中，影像處理裝置 102 如圖 3 中所示實施。舉例而言，高解析度影像獲得模組 200 及訓練模組 300 二者可以軟體實施，且圖 3 中的程式 PR 可對應於高解析度影像獲得模組 200 及訓練模組 300。

【0100】 圖 10 是示出根據實例性實施例的實行圖 8 中的訓練過程的流程圖。

【0101】 參照圖 8 及圖 10，當對超解析卷積網路模型實行訓練過程（操作 S400）時，獲得及/或產生多個低解析度樣本輸入影像及與所述多個低解析度樣本輸入影像對應的多個高解析度樣本參考影像（操作 S410）。舉例而言，高解析度樣本參考影像可代表與低解析度樣本輸入影像相關聯的基準真相（或正確答案資訊）。舉例而言，可藉由使用高解析度相機進行捕獲及成像而產生高解析度樣本參考影像，且可藉由對高解析度樣本參考影像實行操作以降低其解析度而產生對應的低解析度樣本輸入影像。

【0102】 可基於所述多個低解析度樣本輸入影像及所述多個高

解析度樣本參考影像來對超解析卷積網路模型進行訓練（操作 S420）。舉例而言，當實行操作 S420 時，可藉由將所述多個低解析度樣本輸入影像應用或輸入至超解析卷積網路模型來產生多個高解析度樣本輸出影像，且可將所述多個高解析度樣本參考影像與所述多個高解析度樣本輸出影像相互比較。舉例而言，隨著超解析卷積網路模型被訓練，可對超解析卷積網路模型中所包括的多個權重進行更新。舉例而言，可將低解析度樣本輸入影像的特徵輸入至超解析卷積網路模型以產生輸出影像，以用於與對應的高解析度樣本參考影像進行比較進而對權重進行更新。

【0103】 基於經訓練超解析卷積網路模型及低解析度預測輸入影像來獲得及/或產生高解析度預測輸出影像（操作 S430）。操作 S430 可類似於圖 1 中的操作 S100、S200 及 S300 而實行。舉例而言，當實行操作 S430 時，可藉由使用經訓練超解析卷積網路模型對低解析度預測輸入影像依序實行所述多個計算操作來產生預測殘差影像，可藉由對低解析度預測輸入影像實行內插運算來產生預測內插影像，且可藉由將預測殘差影像與預測內插影像相加而產生具有較低解析度預測輸入影像的解析度高的解析度的高解析度預測輸出影像。

【0104】 可基於高解析度預測輸出影像及與低解析度預測輸入影像對應的高解析度預測參考影像（例如，藉由將高解析度預測輸出影像與高解析度預測參考影像進行比較）來對經訓練超解析卷積網路模型的誤差值進行檢查（操作 S440）。舉例而言，高解析度

預測參考影像可代表與低解析度預測輸入影像相關聯的基準真相。舉例而言，誤差值可代表高解析度預測參考影像與高解析度預測輸出影像之間的差異。

【0105】 低解析度預測輸入影像、高解析度預測參考影像及高解析度預測輸出影像可不用於對超解析卷積網路模型進行訓練，但可用於對訓練超解析卷積網路模型的結果進行檢查。

【0106】 圖 11 是示出根據實例性實施例的對圖 10 中的經訓練超解析卷積網路模型的誤差值進行檢查的實例的流程圖。

【0107】 參照圖 10 及圖 11，當對經訓練超解析卷積網路模型的誤差值進行檢查（操作 S440）時，將經訓練超解析卷積網路模型的誤差值與預定參考值（或臨限值）進行比較（操作 S450）。

【0108】 當經訓練超解析卷積網路模型的誤差值大於參考值（操作 S450：是）時，例如，當超解析卷積網路模型的一致性未達到目標一致性或者低於目標一致性時，對超解析卷積網路模型進行重新訓練（操作 S460）。操作 S460 可類似於操作 S410、S420 及 S430 而實行。舉例而言，可獲得附加低解析度樣本輸入影像及與附加低解析度樣本輸入影像對應的附加高解析度樣本參考影像，可基於附加低解析度樣本輸入影像及附加高解析度樣本參考影像來對超解析卷積網路模型進行重新訓練，可基於經重新訓練超解析卷積網路模型及附加低解析度預測輸入影像來獲得附加高解析度預測輸出影像，且可基於附加高解析度預測輸出影像及與附加低解析度預測輸入影像對應的附加高解析度預測參考影像來對誤

差值進行更新。

【0109】 當經訓練超解析卷積網路模型的誤差值小於或等於參考值（操作 S450：否）時，例如，當超解析卷積網路模型的一致性達到目標一致性或高於目標一致性時，可儲存訓練過程的結果（例如，最終的經更新權重），且可終止訓練過程。

【0110】 儘管闡述了其中超解析卷積網路模型被重新訓練，直至滿足預定條件（例如，參考值或目標一致性）的實例性實施例，但本發明概念並不限於此。舉例而言，可在初始操作時間對超解析卷積網路模型進行重新訓練達預定迭代次數。舉例而言，即使超解析卷積網路模型的最終誤差值仍然高於參考值，超解析卷積網路模型亦可被重新訓練一定次數以備後用。

【0111】 圖 12 是示出圖 9 所示影像處理裝置中所包括的訓練模組的實例的方塊圖。

【0112】 參照圖 12，訓練模組 300 可包括資料提供模組 310、網路模型執行模組 320、模型更新模組 330 及訓練檢查模組 340。

【0113】 資料提供模組 310 可向網路模型執行模組 320 提供低解析度樣本輸入影像 LR_SAM_IIMG、向模型更新模組 330 提供與低解析度樣本輸入影像 LR_SAM_IIMG 對應的高解析度樣本參考影像 HR_SAM_RIMG，且可向網路模型執行模組 320 提供低解析度預測輸入影像 LR_PRED_IIMG、向訓練檢查模組 340 提供與低解析度預測輸入影像 LR_PRED_IIMG 對應的高解析度預測參考影像 HR_PRED_RIMG。換言之，資料提供模組 310 可實行圖 10 中

的操作 S410，且可提供用於實行操作 S430 及 S440 的資料。

【0114】 網路模型執行模組 320 可基於低解析度樣本輸入影像 LR_SAM_IIMG 產生高解析度樣本輸出影像 HR_SAM_OIMG，且可基於低解析度預測輸入影像 LR_PRED_IIMG 產生高解析度預測輸出影像 HR_PRED_OIMG。換言之，網路模型執行模組 320 可實行圖 10 中的操作 S420 及操作 S430 的至少一部分。舉例而言，網路模型執行模組 320 可被實施為執行圖 6A 所示超解析卷積網路模型。舉例而言，用於執行超解析卷積網路模型的組件可由圖 7 中的網路模型執行模組 320 與殘差模組 210 共享。舉例而言，超解析卷積網路模型可基於低解析度樣本輸入影像 LR_SAM_IIMG 產生高解析度樣本輸出影像 HR_SAM_OIMG 且可基於低解析度預測輸入影像 LR_PRED_IIMG 產生高解析度預測輸出影像 HR_PRED_OIMG。

【0115】 網路模型執行模組 320 可產生更新訊號 U_SIG，以通知模型更新模組 330 基於高解析度樣本參考影像 HR_SAM_RIMG 及高解析度樣本輸出影像 HR_SAM_OIMG 來對超解析卷積網路模型進行訓練及/或更新。換言之，模型更新模組 330 可實行圖 10 中的操作 S420 的至少一部分。舉例而言，模型更新模組 330 可因應於更新訊號 U_SIG 而實行操作 S420 的至少一部分。

【0116】 訓練檢查模組 340 可基於高解析度預測參考影像 HR_PRED_RIMG 及高解析度預測輸出影像 HR_PRED_OIMG 產生代表對超解析卷積網路模型進行訓練的結果的結果訊號 R_SIG。

換言之，訓練檢查模組 340 可實行圖 10 中的操作 S440。基於結果訊號 R_SIG，超解析卷積網路模型可被重新訓練或者訓練過程可被終止。舉例而言，結果訊號 R_SIG 可指示超解析卷積網路模型的訓練或重新訓練已完成。

【0117】 圖 10 的訓練過程可被闡述為根據實例性實施例的對超解析卷積網路模型進行訓練的方法，且圖 12 所示訓練模組 300 可被闡述為根據實例性實施例的用於對超解析卷積網路模型進行訓練的訓練裝置。

【0118】 圖 13、圖 14A、圖 14B、圖 14C、圖 15A、圖 15B、圖 15C、圖 15D、圖 15E 及圖 16 是用於闡述根據實例性實施例的基於超解析對影像進行處理的方法的效能的圖。

【0119】 參照圖 13，示出各種超解析方案或技術的效能。在圖 13 及隨後的圖中，「情形 1」代表使用比較內插運算的情形，「情形 2」代表使用比較超解析卷積神經網路（SRCNN）的情形，「情形 3」代表使用比較快速超解析卷積神經網路（fast super-resolution convolutional neural network，FSRCNN）的情形，「情形 4」代表使用比較甚深超解析卷積網路（very deep super-resolution convolutional network，VDSR）的情形，且「情形 5」代表使用根據實例性實施例的 FRSR 的情形。

【0120】 均方根誤差（root mean square error，RMSE）及決定係數（coefficient of determination）（或 R^2 分數）可用作評估指標。RMSE 可為代表預測值與真實（或實際）值之間的差的指標，且可

基於方程式 5 來計算。舉例而言，RMSE 越小，效能越佳；且 RMSE 越大，效能越差。決定係數可為代表估測模型適合於給定資料的程度的指標，且可基於方程式 6 來計算。舉例而言，決定係數越大，效能越佳。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}{n}}$$

[方程式 5]

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}$$

[方程式 6]

【0121】 如圖 13 中所示，在使用根據實例性實施例的 FRSR 的情形 5 的情形中，可看出，與情形 1、情形 2、情形 3 及情形 4 相比，情形 5 在 RMSE 及確定係數評估方面具有較佳的效能。

【0122】 參照圖 14A、圖 14B 及圖 14C，示出基於 24 個波長的樣本的 RMSE 及決定係數的比較結果。在使用根據實例性實施例的 FRSR 的情形 5 的情形中，可看出，與情形 2、情形 3 及情形 4 相比，情形 5 在 RMSE 及決定係數評估方面具有較佳的效能。

【0123】 參照圖 15A、圖 15B、圖 15C、圖 15D 及圖 15E，示出使用應用於奈米光學裝置模擬空間的超解析過程來產生高解析度影像的結果。在約 800 奈米的波長下與特定狹縫（slit）設計相關聯的電磁場量值影像的「E_x」分量被示出為熱圖。圖 15A 示出狹縫設計作為實例。圖 15B 及圖 15C 分別示出低解析度影像及對應的高解析度參考影像（例如，正確答案影像）。圖 15D 示出使用根

據實例性實施例的 FRSR 產生的高解析度影像（例如，對應於情形 5）。圖 15E 示出使用比較內插運算產生的高解析度影像（例如，對應於情形 1）。在使用根據實例性實施例的 FRSR 的情形 5 的情形中，可看出，與情形 1 相比，產生了較佳的高解析度影像。

【0124】 參照圖 16，示出訓練約 6,720 個資料所需的時間。在使用根據實例性實施例的 FRSR 的情形 5 的情形中，可看出，與情形 2、情形 3 及情形 4 相比，減少了所需的處理時間且因此達成較佳的效能。

【0125】 圖 17 是示出根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法的流程圖。

【0126】 參照圖 17，在設計及/或製造半導體裝置時實行根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法，且所述方法由特性預測裝置實行。將參照圖 19 及圖 25 來闡述特性預測裝置的詳細配置。

【0127】 在根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法中，使用低解析度輸入特性資料及超解析卷積網路模型獲得高解析度輸出特性資料（操作 S1100）。超解析卷積網路模型可實行殘差學習及後取樣。超解析卷積網路模型可對低解析度輸入特性資料進行操作以產生高解析度輸出特性資料。高解析度輸出特性資料及低解析度輸入特性資料與半導體裝置相關聯。超解析卷積網路模型可如參照圖 6A 所闡述那般實施。

【0128】 使用高解析度輸出特性資料來對半導體裝置的特性進

行檢查(操作 S1200)。舉例而言，半導體裝置可為奈米光學裝置。舉例而言，半導體裝置可為包括多個畫素的影像感測器，且可為互補金屬氧化物半導體 (complementary metal-oxide semiconductor, CMOS) 影像感測器。將參照圖 20、圖 21、圖 22A 及圖 22B 來闡述影像感測器的詳細配置。

【0129】 舉例而言，半導體裝置的特性可與影像感測器中所包括的所述多個畫素的光效率對應。舉例而言，根據電磁場的量值，半導體裝置的特性 (例如，奈米光學特性) 可由兩個電場分量 E_x 及 E_y 以及一個磁場分量 H_z 組成。舉例而言，光效率可由所述兩個電場分量 E_x 及 E_y 以及所述一個磁場分量 H_z 來確定。舉例而言，半導體裝置的特性可包括類似於影像的紅色 (R) 分量、綠色 (G) 分量及藍色 (B) 分量的三個分量。

【0130】 在奈米光學裝置中，可應用超解析，使得可在較精細的晶格單元 (lattice unit) 中計算晶格單元模擬空間中的每一晶格中所包括的裝置特性值。當晶格的大小相對大時，它可被定義為低解析度特性資料 (例如，低解析度影像)。當晶格的大小相對小時，它可被定義為高解析度特性資料 (例如，高解析度影像)。

【0131】 在根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法中，可藉由將低解析度特性資料應用於超解析卷積網路模型來產生高解析度特性資料。當使用超解析卷積網路模型時，可自較少量的輸入特性值獲得較大量的輸出特性值，且可在相對短的時間內獲得具有提高的精度的特性值。因此，可提高半導體裝置的

設計及製造效率。

【0132】 圖 18 是示出獲得圖 17 中的高解析度輸出特性資料的實例的流程圖。為了簡潔，將省略與圖 1 重複的說明。

【0133】 參照圖 17 及圖 18，當獲得與半導體裝置相關聯的高解析度輸出特性資料（操作 S1100）時，藉由使用超解析卷積網路模型對低解析度輸入特性資料依序實行多個計算操作來產生殘差特性資料（操作 S1110）。藉由對低解析度輸入特性資料實行內插運算來產生內插特性資料（操作 S1120）。藉由將殘差特性資料與內插特性資料相加來產生高解析度輸出特性資料（操作 S1130）。舉例而言，可將殘差特性資料加至內插特性資料以產生和，且可根據所述和來產生高解析度輸出特性資料。高解析度輸出特性資料可具有較低解析度輸入特性資料的解析度高的解析度。

【0134】 除了用語「影像」被改變為「特性資料」之外，圖 18 中的操作 S1110、S1120 及 S1130 可分別與圖 1 中的操作 S100、S200 及 S300 實質上相同。當特性資料以二維資料的形式實施時，用語「特性資料」可被理解為與用語「影像」相同。

【0135】 圖 19 是示出根據實例性實施例的特性預測裝置的方塊圖。為了簡潔，將省略與圖 2 及圖 7 重複的說明。

【0136】 參照圖 19，特性預測裝置 400 包括高解析特性獲得模組 500 及特性檢查模組 600。

【0137】 高解析特性獲得模組 500 基於低解析度輸入特性資料 LR_IN_CDAT 獲得及 / 或產生高解析度輸出特性資料

HR_OUT_CDAT。舉例而言，高解析特性獲得模組 500 可類似於圖 2 中的高解析度影像獲得模組 200，且可包括參照圖 7 闡述的殘差模組、內插模組及加法器模組。換言之，高解析特性獲得模組 500 可實行圖 17 中的操作 S1100 以及圖 18 中的操作 S1110、S1120 及 S1130。

【0138】 特性檢查模組 600 基於高解析度輸出特性資料 HR_OUT_CDAT 來產生代表半導體裝置的特性的結果資料 R_DAT。換言之，特性檢查模組 600 可實行圖 17 中的操作 S1200。

【0139】 在實例性實施例中，高解析特性獲得模組 500 與特性檢查模組 600 被實施為單個積體模組。在其他實例性實施例中，高解析特性獲得模組 500 與特性檢查模組 600 可被實施為單獨的不同模組。在一些實例性實施例中，特性預測裝置 400 可如圖 3 中所示來實施。舉例而言，高解析特性獲得模組 500 及特性檢查模組 600 二者可以軟體實施，且圖 3 中的程式 PR 可對應於高解析特性獲得模組 500 及特性檢查模組 600。

【0140】 圖 20 是示出影像感測器的方塊圖，影像感測器是應用了根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法的目標的實例。

【0141】 參照圖 20，影像感測器 800 包括畫素陣列 810 及影像感測器驅動器積體電路。影像感測器驅動器積體電路可包括列驅動器 820(例如，驅動器電路)、相關雙取樣(correlated double sampling, CDS)區塊 830(例如，CDS 電路)、類比至數位轉換(analog-to-

digital converting, ADC) 區塊 840 (例如, 類比至數位轉換器)、數位訊號處理器 (digital signal processor, DSP) 850、斜坡訊號產生器 860 及時序控制器 880 (例如, 控制電路)。

【0142】 畫素陣列 810 可包括以矩陣形式排列的多個畫素 (或單位畫素) PX。所述多個畫素 PX 中的每一者可連接至多個列 RW1、RW2、...、RWX 中的相應一者及多個行 CL1、CL2、...、CLY 中的相應一者, 其中 X 及 Y 中的每一者是大於或等於二的自然數。畫素陣列 810 可基於入射光產生多個類比畫素訊號 VP1、VP2、...、VPY。將參照圖 21 來闡述所述多個畫素 PX 中的每一者的實例。

【0143】 列驅動器 820 可連接至畫素陣列 810 的所述多個列 RW1 至 RWX。列驅動器 820 可產生驅動訊號來驅動所述多個列 RW1 至 RWX。舉例而言, 列驅動器 820 可逐列驅動畫素陣列 810 中所包括的所述多個畫素 PX。

【0144】 相關雙取樣區塊 830 可包括多個相關雙取樣電路 (CDS) 830a、830b、...、830c。所述多個相關雙取樣電路 830a 至 830c 可連接至畫素陣列 810 的所述多個行 CL1 至 CLY。所述多個相關雙取樣電路 830a 至 830c 可對自畫素陣列 810 輸出的所述多個類比畫素訊號 VP1 至 VPY 實行相關雙取樣操作。

【0145】 類比至數位轉換區塊 840 可包括多個類比至數位轉換器 840a、840b、...、840c。所述多個類比至數位轉換器 840a 至 840c 可經由所述多個相關雙取樣電路 830a 至 830c 連接至畫素陣列 810 的所述多個行 CL1 至 CLY。所述多個類比至數位轉換器 840a 至

840c 可實行行類比至數位轉換操作，行類比至數位轉換操作並列地（例如，同時或併發地）將所述多個類比畫素訊號 VP1 至 VPY（例如，自所述多個相關雙取樣電路 830a 至 830c 輸出的多個相關雙取樣類比畫素訊號）轉換成多個數位訊號 CNT1、CNT2、...、CNTY。

【0146】 所述多個類比至數位轉換器 840a 至 840c 中的每一者可包括多個比較器 842a、842b、...、842c（例如，比較器電路）中的相應一者及多個計數器（counter，CNT）844a、844b、...、844c（例如，計數器電路）中的相應一者。舉例而言，第一類比至數位轉換器 840a 可包括第一比較器 842a 及第一計數器 844a。第一比較器 842a 可將第一類比畫素訊號 VP1（例如，自第一相關雙取樣電路 830a 輸出的相關雙取樣第一類比畫素訊號）與斜坡訊號 VRAMP 進行比較，以產生第一比較訊號 CS1。第一計數器 844a 可對第一比較訊號 CS1 的位準轉變時序進行計數以產生第一數位訊號 CNT1。

【0147】 可逐列對畫素陣列 810 中所包括的所述多個畫素 PX 實行相關雙取樣區塊 830 及類比至數位轉換區塊 840 的操作。

【0148】 所述多個相關雙取樣電路 830a 至 830c 與所述多個類比至數位轉換器 840a 至 840c 可形成多個行驅動電路。舉例而言，第一相關雙取樣電路 830a 與第一類比至數位轉換器 840a 可形成第一行驅動電路。

【0149】 數位訊號處理器 850 可基於所述多個數位訊號 CNT1 至

CNTY 實行數位訊號處理操作。數位訊號處理器 850 可輸出藉由數位訊號處理操作產生的訊框資料 FDAT。

【0150】 斜坡訊號產生器 860 可產生斜坡訊號 VRAMP。時序控制器 880 可控制影像感測器 800 的整體操作時序，且可產生包括計數賦能訊號 CNT_EN、時脈訊號（未示出）等的控制訊號。

【0151】 圖 21 是示出圖 20 所示影像感測器中所包括的畫素陣列中包括的畫素的實例的電路圖。

【0152】 參照圖 21，畫素（或單位畫素）900 可包括光電轉換單元 910 及訊號產生單元 912。

【0153】 光電轉換單元 910 可實行光電轉換操作。舉例而言，光電轉換單元 910 可在積分模式（integration mode）期間將入射光轉換成光電荷。若包括畫素 900 的影像感測器是 CMOS 影像感測器，則在積分模式期間，可藉由在光電轉換單元 910 中收集與經過 CMOS 影像感測器的敞開的快門（shutter）的入射光的強度成比例的電荷載子（例如，電子電洞對）來獲得關於欲捕獲的對象的影像資訊。

【0154】 訊號產生單元 912 可基於在讀出模式期間由光電轉換操作產生的光電荷來產生電性訊號（例如，類比畫素訊號 VP）。若包括畫素 900 的影像感測器是 CMOS 影像感測器，則在積分模式之後的讀出模式期間，可關閉快門，且可基於電荷載子形式的影像資訊來產生類比畫素訊號 VP。舉例而言，如圖 21 中所示，畫素 900 可具有包括四個電晶體的四電晶體結構。

【0155】 舉例而言，訊號產生單元 912 可包括轉移電晶體 920、重設電晶體 940、驅動電晶體 950、選擇電晶體 960 及浮置擴散節點 930。轉移電晶體 920 可設置於光電轉換單元 910 與浮置擴散節點 930 之間，且可包括接收轉移訊號 TX 的閘極電極。舉例而言，轉移電晶體 920 可因應於轉移訊號 TX 而選擇性地將光電轉換單元 910 與浮置擴散節點 930 電性連接。重設電晶體 940 可設置於電源電壓 VDD 與浮置擴散節點 930 之間，且可包括接收重設訊號 RX 的閘極電極。舉例而言，重設電晶體 940 可因應於重設訊號 RX 而選擇性地將電源電壓 VDD 與浮置擴散節點 930 電性連接。驅動電晶體 950 可設置於電源電壓 VDD 與選擇電晶體 960 之間，且可包括連接至浮置擴散節點 930 的閘極電極。舉例而言，驅動電晶體 950 可因應於浮置擴散節點 930 的電壓而選擇性地將電源電壓 VDD 與選擇電晶體 960 電性連接。選擇電晶體 960 可設置於驅動電晶體 950 與輸出類比畫素訊號 VP 的輸出端子之間，且可包括接收選擇訊號 SEL 的閘極電極。舉例而言，選擇電晶體 960 可因應於選擇訊號 SEL 而選擇性地將驅動電晶體 960 與輸出端子電性連接以輸出類比畫素訊號 VP。

【0156】 圖 22A 及圖 22B 是示出圖 20 所示影像感測器的畫素結構的實例的圖。

【0157】 參照圖 22A 及圖 22B，第一影像感測器 800a 可包括第一數目的第一畫素 PX1，且第二影像感測器 800b 可包括第二數目的第二畫素 PX2。第一影像感測器 800a 及/或第二影像感測器 800b

可用於實施第一影像感測器 800。舉例而言，第二影像感測器 800b 中所包括的第二畫素 PX2 的大小可小於第一影像感測器 800a 中所包括的第一畫素 PX1 的大小。舉例而言，第二影像感測器 800b 中所包括的第二數目的第二畫素可大於第一影像感測器 800a 中所包括的第一數目的第一畫素 PX1。

【0158】在實例性實施例中，低解析度輸入特性資料 LR_IN_CDAT 對應於第一影像感測器 800a 的特性，且高解析度輸出特性資料 HR_OUT_CDAT 對應於第二影像感測器 800b 的特性。舉例而言，可預先對相依於畫素單位（或大小）而改變的特性進行預測。舉例而言，可在改變畫素單位的同時藉由模擬來收集每一畫素的特性值，及/或可使用已經製造的影像感測器來收集每一畫素的特性值。可使用所收集的特性值來對超解析卷積網路模型進行訓練，然後可使用超解析卷積網路模型來對較小畫素單元的特性值進行預測。因此，可在製造之前對畫素大小的極限進行檢查且檢查畫素特性。

【0159】圖 23 是示出根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法的流程圖。為了簡潔，將省略與圖 8 及圖 17 重複的說明。

【0160】參照圖 23，在根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法中，操作 S1300 可與圖 8 中的操作 S400 實質上相同，且操作 S1100 及 S1200 可與參照圖 17 闡述的操作實質上相同。

【0161】 圖 24 是示出實行圖 23 中的訓練過程的實例的流程圖。為了簡潔，將省略與圖 10 重複的說明。

【0162】 參照圖 23 及圖 24，當對超解析卷積網路模型實行訓練過程（操作 S1300）時，獲得多個低解析度樣本輸入特性資料及與所述多個低解析度樣本輸入特性資料對應的多個高解析度樣本參考特性資料（操作 S1310）。基於所述多個低解析度樣本輸入特性資料及所述多個高解析度樣本參考特性資料來對超解析卷積網路模型進行訓練（操作 S1320）。基於經訓練超解析卷積網路模型及低解析度預測輸入特性資料來獲得高解析度預測輸出特性資料（操作 S1330）。基於高解析度預測輸出特性資料及與低解析度預測輸入特性資料對應的高解析度預測參考特性資料來對經訓練超解析卷積網路模型的誤差值進行檢查（操作 S1340）。除了用語「影像」被改變為「特性資料」之外，圖 24 中的操作 S1310、S1320、S1330 及 S1340 可分別與圖 10 中的操作 S410、S420、S430 及 S440 實質上相同。

【0163】 圖 25 是示出根據實例性實施例的特性預測裝置的方塊圖。為了簡潔，將省略與圖 9 及圖 19 重複的說明。

【0164】 參照圖 25，特性預測裝置 402 包括高解析特性獲得模組 500 及特性檢查模組 600，且可更包括訓練模組 700。

【0165】 除了特性預測裝置 402 更包括訓練模組 700 之外，特性預測裝置 402 可與圖 19 所示特性預測裝置 400 實質上相同。訓練模組 700 可與圖 9 中的訓練模組 300 實質上相同。舉例而言，訓

練模組 700 可包括參照圖 12 闡述的資料提供模組、網路模型執行模組、模型更新模組及訓練檢查模組。

【0166】 圖 26 是示出根據實例性實施例的設計半導體裝置的方法的流程圖。

【0167】 參照圖 26，在根據實例性實施例的設計半導體裝置的方法中，對半導體裝置的特性進行預測（操作 S2100），且基於對半導體裝置的特性進行預測的結果來設計半導體裝置（操作 S2200）。可基於參照圖 17 至圖 25 闡述的根據實例性實施例的對半導體裝置的特性進行預測的方法來實行操作 S2100。

【0168】 圖 27 是示出根據實例性實施例的製造半導體裝置的方法的流程圖。

【0169】 參照圖 27，在根據實例性實施例的製造半導體裝置的方法中，設計半導體裝置（操作 S3100），且基於設計半導體裝置的結果來製作半導體裝置（操作 S3200）。可基於參照圖 26 闡述的根據實例性實施例的設計半導體裝置的方法來實行操作 S3100。

【0170】 儘管基於影像感測器來闡述實例性實施例，但本發明概念並不限於此。舉例而言，可採用及/或應用實例性實施例來對各種其他半導體裝置的特性進行預測且使用所預測的特性來設計及/或製造各種其他半導體裝置。

【0171】 如熟習此項技術者將理解，本發明概念可被實施為系統、方法、電腦程式產品及/或實施於上面實施有電腦可讀取程式碼的一或多個電腦可讀取媒體中的電腦程式產品。電腦可讀取程式碼

可被提供至通用電腦、專用電腦或其他可程式化資料處理設備的處理器。電腦可讀取媒體可為電腦可讀取訊號媒體或電腦可讀取儲存媒體。電腦可讀取儲存媒體可為可包含或儲存由指令執行系統、設備或裝置使用或與指令執行系統、設備或裝置結合使用的程式的任何有形媒體。舉例而言，電腦可讀取媒體可為非暫時性電腦可讀取媒體。

【0172】 可將本發明概念應用於實行影像處理的各種電子裝置及系統，且應用於設計包括半導體裝置的各種電子裝置及系統。舉例而言，可將本發明概念應用於例如個人電腦(*personal computer* , PC)、伺服器電腦、資料中心、工作站、行動電話、智慧型電話、平板電腦、膝上型電腦、個人數位助理(*personal digital assistant* , PDA)、可攜式多媒體播放器(*portable multimedia player* , PMP)、數位相機、可攜式遊戲控制台、音樂播放器、攝錄像機、視訊播放器、導航裝置、可穿戴裝置、物聯網(*internet of things* , IoT) 裝置、萬物互聯(*internet of everything* , IoE) 裝置、電子書閱讀器、虛擬實境(*virtual reality* , VR) 裝置、增強實境(*augmented reality* , AR) 裝置、機器人裝置、無人機、汽車等系統。

【0173】 前述內容是一些實例性實施例的例示且不應被解釋為對其進行限制。儘管已闡述了一些實例性實施例，但熟習此項技術者將容易理解，在本質上不背離實例性實施例的條件下，可在實例性實施例中作出許多修改。因此，所有此類修改皆旨在包括於實例性實施例的範圍內。因此，應理解，前述內容是各種實例性實施例

的例示，並且不應被解釋為限於所揭露的特定實例性實施例，並且對所揭露的實例性實施例以及其他實例性實施例的修改旨在包括於所附申請專利範圍的範圍內。

【符號說明】

【0174】

100、102、2000:影像處理裝置

200:高解析度影像獲得模組

210:殘差模組/模組

220:內插模組/模組

230:加法器模組/模組

300、700:訓練模組

310:資料提供模組

320:網路模型執行模組

330:模型更新模組

340:訓練檢查模組

400、402:特性預測裝置

500:高解析特性獲得模組

600:特性檢查模組

800:影像感測器

800a:第一影像感測器

800b:第二影像感測器

810:畫素陣列

820:列驅動器

830:相關雙取樣（CDS）區塊

830a:第一相關雙取樣電路/相關雙取樣電路（CD）

830b、830c:相關雙取樣電路（CD）

840:類比至數位轉換（ADC）區塊

840a:類比至數位數位轉換器/第一類比至數位轉換器

840b、840c:類比至數位數位轉換器

842a:第一比較器/比較器

842b、842c:比較器

844a:第一計數器/計數器（CNT）

844b、844c:計數器（CNT）

850:數位訊號處理器（DSP）

860:斜坡訊號產生器

880:時序控制器

900、PX:畫素

910:光電轉換單元

912:訊號產生單元

920:轉移電晶體

930:浮置擴散節點

940:重設電晶體

950:驅動電晶體

960:選擇電晶體

2100:處理器

2200:輸入/輸出 (I/O) 裝置

2300:網路介面

2400:隨機存取記憶體 (RAM)

2500:唯讀記憶體 (ROM)

2600:儲存裝置/儲存媒體

a_1 、 a_2 、 $a_3 \sim a_N$:輸入

b:偏移量

CL1、CL2 $\sim$ CLY:行

CNT1:第一數位訊號/數位訊號

CNT2 $\sim$ CNTY:數位訊號

CNT_EN:計數賦能訊號

CONV1、CONV2、CONV3、CONV4、CONV5、CONV6 $\sim$

CONVX:卷積層/層/計算層

CS1:第一比較訊號

DCONV:反卷積層/層/計算層

E_x 、 E_y :電場分量

FC:全連接層/層

FDAT:訊框資料

h^1_1 、 h^1_2 、 $h^1_3 \sim h^1_m$ 、 h^2_1 、 h^2_2 、 $h^2_3 \sim h^2_m$ 、 h^n_1 、 h^n_2 、 h^n_3

$\sim h^n_m$:隱藏節點/節點

HL1、HL2 $\sim$ HLn:隱藏層

HR_OIMG:高解析度輸出影像

HR_OIMG1:第一高解析度輸出影像/高解析度輸出影像

HR_OIMG2:第二高解析度輸出影像/高解析度輸出影像

HR_OUT_CDAT:高解析度輸出特性資料

HR_PRED_OIMG:高解析度預測輸出影像

HR_PRED_RIMG:高解析度預測參考影像

HR_SAM_OIMG:高解析度樣本輸出影像

HR_SAM_RIMG:高解析度樣本參考影像

H_z:磁場分量

IDAT:輸入資料/輸入容積資料

IL:輸入層/層

ITP_IMG:內插影像

LR_IIMG:低解析度輸入影像

LR_IN_CDAT:低解析度輸入特性資料

LRELU1、LRELU2～LRELUX:洩漏溢式 RELU 層/層/計算層

LR_PRED_IIMG:低解析度預測輸入影像

LR_SAM_IIMG:低解析度樣本輸入影像

ND:節點

ODAT:輸出資料

OL:輸出層

POOL1、POOL2、POOL3:池化層/層

PR:程式

PX1:第一畫素

PX2:第二畫素

R^2 :分數

R_SIG:結果訊號

R_DAT:結果資料

RDAT:殘差資料

RELU1、RELU2、RELU3、RELU4、RELU5、RELU6:RELU

層/層

RES_IMG:殘差影像

RW1、RW2~RWX:列

RX:重設訊號

S100、S200、S300、S400、S410、S420、S430、S440、
S450、S460、S1100、S1110、S1120、S1130、S1200、S1300、
S1310、S1320、S1330、S1340、S2100、S2200、S3100、S3200:

操作

SEL:選擇訊號

TX:轉移訊號

U_SIG:更新訊號

VDD:電源電壓

VP、VP2~VPY:類比畫素訊號

VP1:第一類比畫素訊號/類比畫素訊號

VRAMP:斜坡訊號

$w_1、w_2、w_3 \sim w_N$: 權重

$x_1、x_2 \sim x_i$: 輸入節點/節點

$y_1、y_2 \sim y_j$: 輸出節點

【發明申請專利範圍】

【請求項1】 一種基於超解析對影像進行處理的方法，所述方法包括：

使用超解析卷積神經網路（SRCNN）對低解析度輸入影像依序實行多個計算操作以產生殘差影像；

對所述低解析度輸入影像實行內插運算以產生內插影像；以及

將所述殘差影像加至所述內插影像以產生高解析度輸出影像，所述高解析度輸出影像具有較所述低解析度輸入影像的解析度高的解析度，

其中所述超解析卷積神經網路包括用於實行所述多個計算操作的多個計算層，

其中所述多個計算層包括多個卷積層及用於後上取樣的反卷積層，且

其中所述反卷積層是所述多個計算層之中的最末計算層。

【請求項2】 如請求項1所述的方法，

其中所述多個計算層更包括多個漏溢式整流線性單元（RELU）層，且

其中所述多個卷積層與所述多個漏溢式整流線性單元層交替地排列。

【請求項3】 如請求項1所述的方法，其中所述殘差影像及所述內插影像中的每一者具有較所述低解析度輸入影像的解析度高的解析度。

【請求項4】 如請求項3所述的方法，其中所述殘差影像及所述內插影像中的每一者具有與所述高解析度輸出影像的解析度相等的解析度。

【請求項5】 如請求項1所述的方法，其中所述產生所述內插影像包括對所述低解析度輸入影像實行雙三次內插運算。

【請求項6】 如請求項1所述的方法，更包括：

對所述超解析卷積神經網路實行訓練過程。

【請求項7】 如請求項6所述的方法，其中實行所述訓練過程包括：

獲得多個低解析度樣本輸入影像及與所述多個低解析度樣本輸入影像對應的多個高解析度樣本參考影像；

基於所述多個低解析度樣本輸入影像及所述多個高解析度樣本參考影像來對所述超解析卷積神經網路進行訓練；

基於經訓練的所述超解析卷積神經網路以及低解析度預測輸入影像來獲得高解析度預測輸出影像；以及

基於所述高解析度預測輸出影像及與所述低解析度預測輸入影像對應的高解析度預測參考影像來對經訓練的所述超解析卷積神經網路的誤差值進行檢查。

【請求項8】 如請求項7所述的方法，更包括：

在所述檢查的結果指示所述誤差值大於參考值時對所述超解析卷積神經網路進行重新訓練。

【請求項9】 一種對半導體裝置的特性進行預測的方法，所述方法包括：

使用低解析度輸入特性資料及超解析卷積神經網路（SRCNN）來獲得高解析度輸出特性資料，所述高解析度輸出特性資料及所述低解析度輸入特性資料與所述半導體裝置相關聯；以及

使用所述高解析度輸出特性資料對所述半導體裝置的所述特性進行檢查，

其中所述獲得所述高解析度輸出特性資料包括：

使用所述超解析卷積神經網路對所述低解析度輸入特性資料依序實行多個計算操作以產生殘差特性資料；

對所述低解析度輸入特性資料實行內插運算以產生內插特性資料；以及

將所述殘差特性資料加至所述內插特性資料以產生所述高解析度輸出特性資料，所述高解析度輸出特性資料具有較所述低解析度輸入特性資料的解析度高的解析度，

其中所述超解析卷積神經網路包括用於實行所述多個計算操作的多個計算層，

其中所述多個計算層包括多個卷積層及用於後上取樣的反卷積層，且

其中所述反卷積層是所述多個計算層之中的最末計算層。

【請求項10】 如請求項9所述的方法，其中所述半導體裝置是包括多個畫素的影像感測器。