I886292

(19)中華民國智慧財產局

(12)發明說明書公告本　**(11)證書號數：TW I886292 B**

(45)公告日： 中華民國 114 (2025) 年 06 月 11 日

(21)申請案號：110122324　(22)申請日： 中華民國 110 (2021) 年 06 月 18 日

(51)Int. Cl.：　*H04L25/02　(2006.01)*　*H04L5/00　(2006.01)*

(30)優先權：2020/06/19　美國　63/041,637

2021/06/16　美國　17/349,744

(71)申請人：美商高通公司 (美國) QUALCOMM INCORPORATED　(US)

美國

(72)發明人：阿姆賈德　瑞納阿里 AMJAD, RANA ALI (DE)；派拉提克　庫瑪 PRATIK, KUMAR (IN)；威靈　麥克斯 WELLING, MAX (NL)；班布狄　阿拉什 BEHBOODI, ARASH (DE)；索瑞亞嘉　約瑟夫畢那米拉 SORIAGA, JOSEPH BINAMIRA (US)

(74)代理人：李世章

(56)參考文獻：

CN　104067582A　CN　104378787B

US　2018/0302213A1

審查人員：黃偉倫

申請專利範圍項數：30 項　圖式數：9　共 69 頁

(54)名稱

用於無線通道估計和追蹤的神經網路增強的方法、裝置及電腦可讀取媒體

(57)摘要

一種由通訊設備執行的方法包括：基於在通訊設備處接收的第一訊號，利用卡爾曼濾波器來產生用於當前時間步的通道的初始通道估計。該方法亦包括：利用神經網路來推斷當前時間步的初始通道估計的殘差。該方法亦包括：基於殘差來更新當前時間步的初始通道估計。

A method performed by a communication device includes generating an initial channel estimate of a channel for a current time step with a Kalman filter based on a first signal received at the communication device. The method also includes inferring, with a neural network, a residual of the initial channel estimate of the current time step. The method further includes updating the initial channel estimate of the current time step based on the residual.

指定代表圖：

符號簡單說明：

700:實例

702:卡爾曼濾波器

704:神經增強單元

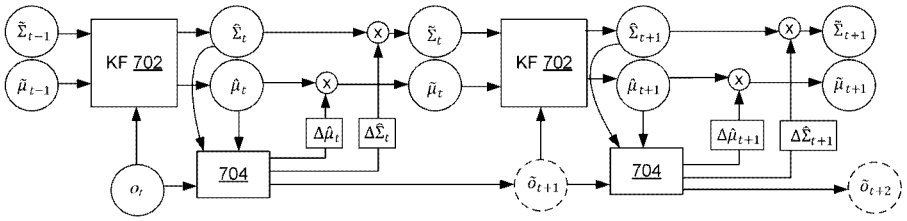


圖7

I886292

【發明摘要】

【中文發明名稱】用於無線通道估計和追蹤的神經網路增強的方法、裝置及電腦可讀取媒體

【英文發明名稱】METHOD, APPARATUS, AND COMPUTER-READABLE MEDIUM FOR NEURAL NETWORK AUGMENTATION FOR WIRELESS CHANNEL ESTIMATION AND TRACKING

【中文】

一種由通訊設備執行的方法包括：基於在通訊設備處接收的第一訊號，利用卡爾曼濾波器來產生用於當前時間步的通道的初始通道估計。該方法亦包括：利用神經網路來推斷當前時間步的初始通道估計的殘差。該方法亦包括：基於殘差來更新當前時間步的初始通道估計。

【英文】

A method performed by a communication device includes generating an initial channel estimate of a channel for a current time step with a Kalman filter based on a first signal received at the communication device. The method also includes inferring, with a neural network, a residual of the initial channel estimate of the current time step. The method further includes updating the initial channel estimate of the current time step based on the residual.

【指定代表圖】第（ 7 ）圖。

【代表圖之符號簡單說明】

700：實例

702：卡爾曼濾波器

704：神經增強單元

【特徵化學式】

無

【發明說明書】

【中文發明名稱】用於無線通道估計和追蹤的神經網路增強的方法、裝置及電腦可讀取媒體

【英文發明名稱】METHOD, APPARATUS, AND COMPUTER-READABLE MEDIUM FOR NEURAL NETWORK AUGMENTATION FOR WIRELESS CHANNEL ESTIMATION AND TRACKING

【技術領域】

【0001】 本專利申請案主張享受於2021年6月16日提出申請的並且名稱為「NEURAL NETWORK AUGMENTATION FOR WIRELESS CHANNEL ESTIMATION AND TRACKING」的美國專利申請案第17/349,744號的優先權，該美國專利申請案主張於2020年6月19日提出申請的並且名稱為「NEURAL NETWORK AUGMENTATION FOR WIRELESS CHANNEL ESTIMATION AND TRACKING」的美國臨時專利申請案第63/041,637號的權益，上述所有申請案的揭示內容明確地經由引用方式整體併入本文中。

【0002】 概括而言，本案內容的各態樣係關於無線通訊，以及更具體地，本案內容的各態樣係關於用於利用神經網路增強的通道估計的技術和裝置。

【先前技術】

【0003】 無線通訊系統被廣泛地部署以提供諸如電話、視訊、資料、訊息傳遞以及廣播的各種電訊服務。典型的無線通訊系統可以採用能夠經由共享可用的系統資源（例

如，頻寬、發射功率等）來支援與多個使用者進行通訊的多工存取技術。此類多工存取技術的實例包括分碼多工存取（CDMA）系統、分時多工存取（TDMA）系統、分頻多工存取（FDMA）系統、正交分頻多工存取（OFDMA）系統、單載波分頻多工存取（SC-FDMA）系統、時分同步分碼多工存取（TD-SCDMA）系統以及長期進化（LTE）。LTE/改進的LTE是對由第三代合作夥伴計畫（3GPP）發佈的通用行動電訊系統（UMTS）行動服務標準的增強集。

【0004】 無線通訊網路可以包括能夠支援針對多個使用者設備（UE）的通訊的多個基地台（BS）。UE可以經由下行鏈路和上行鏈路與BS進行通訊。下行鏈路（或前向鏈路）指代從BS到UE的通訊鏈路，以及上行鏈路（或反向鏈路）指代從UE到BS的通訊鏈路。如將更加詳細描述的，BS可以被稱為節點B、gNB、存取點（AP）、無線電頭端、發送接收點（TRP）、新無線電（NR）BS、5G節點B等。

【0005】 已經在各種電訊標準中採用了上文的多工存取技術，以提供使得不同的使用者設備能夠在城市、國家、地區、以及甚至全球級別上進行通訊的公共協定。新無線電（NR）（其亦可以被稱為5G）是對由第三代合作夥伴計畫（3GPP）發佈的LTE行動服務標準的增強集。NR被設計為經由改進頻譜效率、降低成本、改進服務、利用新頻譜以及在下行鏈路（DL）上使用具有循環字首（CP）的正交分頻多工（OFDM）（CP-OFDM）、在上行鏈路（UL）

上使用CP-OFDM及/或SC-FDM（例如，亦被稱為離散傅裡葉變換展頻OFDM（DFT-s-OFDM））來更好地與其他開放標準整合，以及支援波束成形、多輸入多輸出（MIMO）天線技術和載波聚合，從而更好地支援行動寬頻網際網路存取。

【0006】 人工神經網路可以包括互連的人工神經元組（例如，神經元模型）。人工神經網路可以是計算設備或表示為要由計算設備執行的方法。迴旋神經網路（諸如深度迴旋神經網路）是一類前饋人工神經網路。迴旋神經網路可以包括可以被配置在平鋪的感受野中的神經元層。將神經網路處理應用於無線通訊以實現更高的效率可能是期望的。

【發明內容】

【0007】 在本案內容的一些態樣中，一種由通訊設備執行的方法包括：基於在該通訊設備處接收的第一訊號，利用卡爾曼濾波器來產生用於當前時間步的通道的初始通道估計。該方法亦包括：利用神經網路來推斷該當前時間步的該初始通道估計的殘差。該方法亦包括：基於該殘差來更新該當前時間步的該初始通道估計。

【0008】 本案內容的另一態樣涉及一種通訊設備處的裝置。該裝置包括：用於基於在該通訊設備處接收的第一訊號，利用卡爾曼濾波器來產生用於當前時間步的通道的初始通道估計的單元。該裝置亦包括：用於利用神經網路來推斷該當前時間步的該初始通道估計的殘差的單元。該裝

置亦包括：用於基於該殘差來更新該當前時間步的該初始通道估計的單元。

【0009】 在本案內容的另一態樣中，揭示一種通訊設備處的具有記錄在其上的非暫時性程式碼的非暫時性電腦可讀取媒體。該程式碼由處理器執行並且包括用於進行以下操作的程式碼：基於在該通訊設備處接收的第一訊號，利用卡爾曼濾波器來產生用於當前時間步的通道的初始通道估計。該程式碼亦包括用於進行以下操作的程式碼：利用神經網路來推斷該當前時間步的該初始通道估計的殘差。該程式碼亦包括用於進行以下操作的程式碼：基於該殘差來更新該當前時間步的該初始通道估計。

【0010】 本案內容的另一態樣涉及一種通訊設備處的裝置。該裝置包括：處理器；與該處理器耦合的記憶體；及指令，該等指令被儲存在該記憶體中並且在由該處理器執行時可操作用於使得該裝置進行以下操作：基於在該通訊設備處接收的第一訊號，利用卡爾曼濾波器來產生用於當前時間步的通道的初始通道估計。該等指令的執行亦使得該裝置進行以下操作：利用神經網路來推斷該當前時間步的該初始通道估計的殘差。該等指令的執行亦使得該裝置進行以下操作：基於該殘差來更新該當前時間步的該初始通道估計。概括而言，各態樣包括如本文中參考附圖和說明書大體上描述的並且如經由附圖和說明書示出的方法、裝置、系統、電腦程式產品、非暫時性電腦可讀取媒體、使用者設備、基地台、無線通訊設備和處理系統。

【0011】 前文已經相當廣泛地概述了根據本案內容的實例的特徵和技術優勢，以便可以更好地理解下文的具體實施方式。下文將描述額外的特徵和優勢。所揭示的概念和特定實例可以容易地用作用於修改或設計用於實現本案內容的相同目的的其他結構的基礎。此類等效構造不脫離所附的請求項的範疇。當結合附圖考慮時，根據下文的描述，將更好地理解所揭示的概念的特性（其組織和操作方法兩者）以及相關聯的優勢。附圖之每一者附圖是出於說明和描述的目的來提供的，而並不作為對請求項的限制的定義。

【圖式簡單說明】

【0012】 經由參考在附圖中示出的各態樣中的一些態樣，可以有具體的描述，以便可以在細節上理解本案內容的上述特徵。然而，要注意的是，附圖僅圖示本案內容的某些態樣以及因此不被認為是對本案內容的範疇的限制，因為該描述可以認可其他同等有效的態樣。不同附圖中的相同的元件符號可以標識相同或相似元素。

【0013】 圖1是概念性地示出根據本案內容的各個態樣的無線通訊系統的實例的方塊圖。

【0014】 圖2是概念性地示出根據本案內容的各個態樣的無線通訊網路中的基地台與使用者設備（UE）相通訊的實例的方塊圖。

【0015】 圖3圖示根據本案內容的某些態樣的使用包括通用處理器的片上系統（SOC）來設計神經網路的實例實現方式。

【0016】 圖4A、4B和4C是示出根據本案內容的各態樣的神經網路的圖。

【0017】 圖4D是示出根據本案內容的各態樣的示例性深度迴旋網路（DCN）的圖。

【0018】 圖5是示出根據本案內容的各態樣的示例性深度迴旋網路（DCN）的方塊圖。

【0019】 圖6是示出根據本案內容的各態樣的遞迴神經網路（RNN）的示意圖。

【0020】 圖7是示出根據本案內容的各態樣的在多個時間步處利用神經增強單元來增強卡爾曼濾波器（KF）的輸出的實例的方塊圖。

【0021】 圖8是示出根據本案內容的各態樣的實例無線通訊設備的方塊圖，該無線通訊設備被配置為利用神經增強卡爾曼濾波器來估計通道並且追蹤通道。

【0022】 圖9是示出根據本案內容的各個態樣的例如由接收設備執行的實例程序的圖。

【實施方式】

【0023】 下文參考附圖更加充分描述了本案內容的各個態樣。然而，本案內容可以以許多不同的形式來體現，以及不應當被解釋為限於遍及本案內容所呈現的任何特定的結構或功能。而是，提供這些態樣使得本案內容將是全面和完整的，以及將向本發明所屬領域中具有通常知識者充分傳達本案內容的範疇。基於教導，本發明所屬領域中具有通常知識者應當認識到的是，本案內容的範疇意欲涵蓋本

案內容的任何態樣，無論該態樣是獨立於本案內容的任何其他態樣來實現的還是與任何其他態樣結合地來實現的。例如，使用所闡述的任何數量的態樣，可以實現裝置或可以實踐方法。此外，本案內容的範疇意欲涵蓋使用除了所闡述的本案內容的各個態樣之外或不同於所闡述的本案內容的各個態樣的其他結構、功能、或者結構和功能來實踐的此類裝置或方法。應當理解的是，所揭示的本案內容的任何態樣可以經由請求項的一或多個元素來體現。

【0024】 現在將參考各種裝置和技術來提供電訊系統的若干態樣。這些裝置和技術將經由各種方塊、模組、部件、電路、步驟、程序、演算法等（被統稱為「元素」）在下文的實施方式中進行描述，以及在附圖中進行示出。這些元素可以使用硬體、軟體或其組合來實現。此類元素是實現為硬體還是軟體，取決於特定的應用以及施加在整個系統上的設計約束。

【0025】 應當注意的是，儘管下文可能使用通常與5G以及之後的無線技術相關聯的術語來描述各態樣，但是本案內容的各態樣可以應用於基於其他世代的通訊系統（諸如以及包括3G及/或4G技術）。

【0026】 在無線通訊系統中，發射器可以處理（例如，編碼和調制）資料以產生資料符號。在一些實例中，發射器將引導頻符號與資料符號多工，並且經由無線通道發送經多工的訊號。在一些此類實例中，無線通道可能利用通道回應來使經多工的訊號失真。另外，諸如通道雜訊之類的

干擾可以降低訊號的品質。在此類無線通訊系統中，接收器接收經多工的訊號並且處理接收到的訊號以解調和解碼資料。具體地，在一些實例中，接收器可以基於接收到的引導頻符號來估計通道。接收器可以基於通道估計來獲得資料符號估計。資料符號估計可以是由發射器發送的資料符號的估計。接收器可以處理（例如，解調和解碼）資料符號估計以獲得原始資料。

【0027】 接收器偵測資料的能力、資料符號估計的品質以及經解碼的資料的可靠性可以是基於通道估計的品質的。在一些實例中，接收器偵測資料的能力、資料符號估計的品質以及經解碼的資料的可靠性隨著通道估計的品質的增加而增加。因此，可能期望推導高品質通道估計。若無線通道條件可以隨時間改變，則通道估計可能具有挑戰性。例如，無線通道在一個時刻可能是相對靜態的，而在另一時刻可能是動態的。作為一個實例，通道可能由於發射器及/或接收器的行動性而改變。

【0028】 在一些實例中，可以經由離散隨機程序來估計接收器與發射器之間的通道，其中每個時間步對應於一個正交分頻多工（OFDM）符號。離散隨機程序可以產生表示通道估計的向量或張量。在一些情況下，卡爾曼（Kalman）濾波器（KF）追蹤隨時間變化的通道估計。

【0029】 卡爾曼濾波器假設隱瑪律可夫模型（HMM），其中真實通道是隱藏程序，並且觀測引導頻是觀測程序。卡爾曼濾波器可以基於隱瑪律可夫模型來追蹤通道。此外，

卡爾曼濾波器假設通道的線性轉變動態和線性觀測動態。可以基於追蹤的通道資料來推導用於卡爾曼濾波器的參數。在一些情況下，可以基於額外的假設（諸如傑克斯（Jakes）的都卜勒頻譜模型）來推導參數。

【0030】 卡爾曼濾波器的假設可能偏離通道的實際演化動態，從而降低通道估計精度。本案內容的各態樣涉及神經增強KF（NA-KF）。NA-KF可以併入在卡爾曼濾波器中封裝的通道演化的實體。另外，NA-KF可以經由向卡爾曼濾波器的估計添加殘差來校正實際通道動態與卡爾曼濾波器的假設之間的不匹配。可以追蹤殘差（而不是追蹤通道）來提高可轉移性。

【0031】 圖1是圖示可以在其中實踐本案內容的各態樣的網路100的圖。網路100可以是5G或NR網路或某種其他無線網路（諸如LTE網路）。無線網路100可以包括多個BS 110（被示為BS 110a、BS 110b、BS 110c和BS 110d）和其他網路實體。BS是與使用者設備（UE）進行通訊的實體以及亦可以被稱為基地台、NR BS、節點B、gNB、5G節點B（NB）、存取點、發送接收點（TRP）等。每個BS可以提供針對特定地理區域的通訊覆蓋。在3GPP中，術語「細胞」可以指代BS的覆蓋區域及/或為該覆蓋區域服務的BS子系統，這取決於使用該術語的上下文。

【0032】 BS可以提供針對巨集細胞、微微細胞、毫微微細胞及/或另一類型的細胞的通訊覆蓋。巨集細胞可以覆蓋相對大的地理區域（例如，半徑為若干公里），以及可以允

許由具有服務訂制的UE進行的不受限制的存取。微微細胞可以覆蓋相對小的地理區域，以及可以允許由具有服務訂制的UE進行的不受限制的存取。毫微微細胞可以覆蓋相對小的地理區域（例如，住宅），以及可以允許由與該毫微微細胞具有關聯的UE（例如，封閉用戶群組（CSG）中的UE）進行的受限制的存取。用於巨集細胞的BS可以被稱為巨集BS。用於微微細胞的BS可以被稱為微微BS。用於毫微微細胞的BS可以被稱為毫微微BS或家庭BS。在圖1中示出的實例中，BS 110a可以是用於巨集細胞102a的巨集BS，BS 110b可以是用於微微細胞102b的微微BS，以及BS 110c可以是用於毫微微細胞102c的毫微微BS。BS可以支援一或多個（例如，三個）細胞。術語「eNB」、「基地台」、「NR BS」、「gNB」、「TRP」、「AP」、「節點B」、「5G NB」和「細胞」可以互換地使用。

【0033】 在一些態樣中，細胞可能未必是靜止的，以及細胞的地理區域可以根據行動BS的位置進行移動。在一些態樣中，BS可以經由各種類型的回載介面（諸如直接實體連接、虛擬網路、及/或使用任何適當的傳輸網路的類似介面）來彼此互連及/或與無線網路100中的一或多個其他BS或網路節點（未圖示）互連。

【0034】 無線網路100亦可以包括中繼站。中繼站是可以從上游站（例如，BS或UE）接收資料傳輸並且將資料傳輸發送給下游站（例如，UE或BS）的實體。中繼站亦可以是能夠針對其他UE中繼傳輸的UE。在圖1中示出的實例

中，中繼站110d可以與巨集BS 110a和UE 120d進行通訊，以便促進BS 110a與UE 120d之間的通訊。中繼站亦可以被稱為中繼BS、中繼基地台、中繼器等。

【0035】 無線網路100可以是包括不同類型的BS（例如，巨集BS、微微BS、毫微微BS、中繼BS等）的異質網路。這些不同類型的BS可以具有不同的發射功率位準、不同的覆蓋區域以及對無線網路100中的干擾的不同影響。例如，巨集BS可以具有高發射功率位準(例如，5到40瓦特)，而微微BS、毫微微BS和中繼BS可以具有較低的發射功率位準（例如，0.1到2瓦特）。

【0036】 網路控制器130可以耦合到一組BS，以及可以提供針對這些BS的協調和控制。網路控制器130可以經由回載與BS進行通訊。BS亦可以經由無線或有線回載（例如，直接地或間接地）與彼此進行通訊。

【0037】 UE 120（例如，120a、120b、120c）可以是遍及無線網路100散佈的，以及每個UE可以是靜止的或行動的。UE亦可以被稱為存取終端、終端、行動站、用戶單元、站等。UE可以是蜂巢式電話（例如，智慧型電話）、個人數位助理（PDA）、無線數據機、無線通訊設備、手持設備、膝上型電腦、無線電話、無線區域迴路（WLL）站、平板設備、相機、遊戲裝置、小筆電、智慧型電腦、超極本、醫療設備或裝置、生物計量感測器/設備、可穿戴設備（智慧手錶、智慧服裝、智慧眼鏡、智慧腕帶、智慧珠寶（例如，智慧指環、智慧手鏈等））、娛樂設備（例

如，音樂或視訊設備、或衛星無線單元等）、車載部件或感測器、智慧型儀器表/感測器、工業製造設備、全球定位系統設備或者被配置為經由無線或有線媒體進行通訊的任何其他適當的設備。

【0038】 一些UE可以被認為是機器類型通訊（MTC）或者進化型或增強型機器類型通訊（eMTC）UE。MTC和eMTC UE包括例如機器人、無人機、遠端設備、感測器、儀錶、監視器、位置標籤等，它們可以與基地台、另一設備（例如，遠端設備）或某個其他實體進行通訊。無線節點可以例如經由有線或無線通訊鏈路來提供針對網路（例如，諸如網際網路或蜂巢網路的廣域網）的連接或到網路的連接。一些UE可以被認為是物聯網路（IoT）設備，及/或可以被實現成NB-IoT（窄頻物聯網）設備。一些UE可以被認為是客戶駐地設備（CPE）。UE 120可以被包括在容納UE 120的部件（諸如處理器部件、記憶體部件等）的殼體內部。

【0039】 通常，可以在給定的地理區域中部署任何數量的無線網路。每個無線網路可以支援特定的無線電存取技術（RAT）以及可以在一或多個頻率上操作。RAT亦可以被稱為無線電技術、空中介面等。頻率亦可以被稱為載波、頻率通道等。每個頻率可以在給定的地理區域中支援單個RAT，以便避免不同RAT的無線網路之間的干擾。在一些情況下，可以部署NR或5G RAT網路。

【0040】 在一些態樣中，兩個或兩個以上UE 120（例如，被示為UE 120a和UE 120e）可以使用一或多個側行鏈路通道直接地進行通訊（例如，而不使用基地台110作為彼此進行通訊的中介）。例如，UE 120可以使用對等（P2P）通訊、設備到設備（D2D）通訊、運載工具到萬物（V2X）協定（例如，其可以包括運載工具到運載工具（V2V）協定、運載工具到基礎設施（V2I）協定等）、網狀網路等進行通訊。在這種情況下，UE 120可以執行排程操作、資源選擇操作及/或本文中其他地方被描述為由基地台110執行的其他操作。例如，基地台110可以經由下行鏈路控制資訊（DCI）、無線電資源控制（RRC）訊號傳遞、媒體存取控制-控制元素（MAC-CE）或經由系統資訊（例如，系統資訊區塊（SIB））來配置UE 120。

【0041】 如上文指示的，圖1僅是作為實例來提供的。其他實例可以不同於關於圖1所描述的實例。

【0042】 圖2圖示基地台110和UE 120（它們可以是圖1中的基地台中的一個基地台以及UE中的一個UE）的設計200的方塊圖。基地台110可以被配備有T個天線234a至234t，以及UE 120可以被配備有R個天線252a至252r，其中一般而言，$T \geq 1$且$R \geq 1$。

【0043】 在基地台110處，發送處理器220可以從資料來源212接收針對一或多個UE的資料，至少部分地基於從每個UE接收的通道品質指示符（CQI）來選擇用於該UE的一或多個調制和編碼方案（MCS），至少部分地基於被選

擇用於每個UE的MCS來處理（例如，編碼和調制）針對該UE的資料，以及針對全部UE提供資料符號。減少MCS降低輸送量，但是提高傳輸的可靠性。發送處理器220亦可以處理系統資訊（例如，針對半靜態資源劃分資訊（SRPI）等）和控制資訊（例如，CQI請求、准許、上層訊號傳遞等），以及提供管理負擔符號和控制符號。發送處理器220亦可以產生用於參考訊號（例如，細胞特定參考訊號（CRS））和同步訊號（例如，主要同步訊號（PSS）和輔同步訊號（SSS））的參考符號。發送（TX）多輸入多輸出（MIMO）處理器230可以對資料符號、控制符號、管理負擔符號及/或參考符號執行空間處理（例如，預編碼）（若適用的話），以及可以向T個調制器（MOD）232a至232t提供T個輸出符號串流。每個調制器232可以（例如，針對OFDM等）處理相應的輸出符號串流以獲得輸出取樣串流。每個調制器232可以進一步處理（例如，轉換到類比、放大、濾波以及升頻轉換）輸出取樣串流以獲得下行鏈路訊號。可以分別經由T個天線234a至234t來發送來自調制器232a至232t的T個下行鏈路訊號。根據下文的更加詳細描述的各個態樣，可以利用位置編碼產生同步訊號以傳送額外的資訊。

【0044】 在UE 120處，天線252a至252r可以從基地台110及/或其他基地台接收下行鏈路訊號，以及可以分別向解調器（DEMOD）254a至254r提供接收的訊號。每個解調器254可以調節（例如，濾波、放大、降頻轉換以及

數位化）接收的訊號以獲得輸入取樣。每個解調器254可以（例如，針對OFDM等）進一步處理輸入取樣以獲得接收符號。MIMO偵測器256可以從全部R個解調器254a至254r獲得接收符號，對接收符號執行MIMO偵測（若適用的話），以及提供偵測到的符號。接收處理器258可以處理（例如，解調和解碼）所偵測到的符號，向資料槽260提供針對UE 120的經解碼的資料，以及向控制器/處理器280提供經解碼的控制資訊和系統資訊。通道處理器可以決定參考訊號接收功率（RSRP）、接收訊號強度指示符（RSSI）、參考訊號接收品質（RSRQ）、通道品質指示符（CQI）等。在一些態樣中，UE 120的一或多個部件可以被包括在殼體中。

【0045】 在上行鏈路上，在UE 120處，發送處理器264可以接收以及處理來自資料來源262的資料和來自控制器/處理器280的控制資訊（例如，用於包括RSRP、RSSI、RSRQ、CQI等的報告）。發送處理器264亦可以產生用於一或多個參考訊號的參考符號。來自發送處理器264的符號可以由TX MIMO處理器266進行預編碼（若適用的話），由調制器254a至254r（例如，針對DFT-s-OFDM、CP-OFDM等）進一步處理，以及被發送給基地台110。在基地台110處，來自UE 120和其他UE的上行鏈路訊號可以由天線234接收，由解調器254處理，由MIMO偵測器236偵測（若適用的話），以及由接收處理器238進一步處理，以獲得由UE 120發送的經解碼的資料和控制資訊。

接收處理器238可以向資料槽239提供經解碼的資料，以及向控制器/處理器240提供經解碼的控制資訊。基地台110可以包括通訊單元244以及經由通訊單元244來與網路控制器130進行通訊。網路控制器130可以包括通訊單元294、控制器/處理器290和記憶體292。

【0046】 基地台110的控制器/處理器240、UE 120的控制器/處理器280及/或圖2中的任何其他部件可以執行與用於非線性的機器學習相關聯的一或多個技術，如其他地方更詳細描述的。例如，基地台110的控制器/處理器240、UE 120的控制器/處理器280及/或圖2中的任何其他部件可以執行或指導例如圖6-8的程序及/或如所描述的其他程序的操作。記憶體242和282可以分別儲存用於基地台110和UE 120的資料和程式碼。排程器246可以排程UE用於下行鏈路及/或上行鏈路上的資料傳輸。

【0047】 在一些態樣中，UE 120可以包括用於進行以下操作的單元：利用卡爾曼濾波器來產生用於當前時間步的通道估計；基於當前時間步的通道估計來推斷殘差；及基於殘差來更新當前時間步的通道估計。此類單元可以包括結合圖2描述的UE 120或基地台110的一或多個部件。

【0048】 如上文指示的，圖2僅是作為實例來提供的。其他實例可以不同於關於圖2所描述的實例。

【0049】 在一些情況下，支援不同類型的應用及/或服務的不同類型的設備可以在細胞中共存。不同類型的設備的實例包括UE手持設備、客戶駐地設備（CPE）、運載工具、

物聯網路（IoT）設備等。不同類型的應用的實例包括超可靠低時延通訊（URLLC）應用、大規模機器類型通訊（mMTC）應用、增強型行動寬頻（eMBB）應用、運載工具到萬物（V2X）應用等。此外，在一些情況下，單個設備可以同時地支援不同的應用或服務。

【0050】 圖3圖示根據本案內容的某些態樣的片上系統（SOC）300的實例實現方式，SOC 300可以包括被配置用於增強卡爾曼濾波器估計的中央處理單元（CPU）302或多核CPU。SOC 300可以被包括在基地台110或UE 120中。變數（例如，神經訊號和突觸權重）、與計算設備（例如，具有權重的神經網路）相關聯的系統參數、延遲、頻段資訊和任務資訊可以被儲存在與神經處理單元（NPU）308相關聯的記憶體塊中、與CPU 302相關聯的記憶體塊中、與圖形處理單元（GPU）304相關聯的記憶體塊中、與數位訊號處理器（DSP）306相關聯的記憶體塊中、記憶體塊318中、或者可以分佈在多個塊上。在CPU 302處執行的指令可以從與CPU 302相關聯的程式記憶體載入或者可以從記憶體塊318載入。

【0051】 SOC 300亦可以包括針對特定功能定製的額外的處理塊，諸如GPU 304、DSP 306、連接塊310（其可以包括第五代（5G）連線性、第四代長期進化（4G LTE）連線性、Wi-Fi連線性、USB連線性、藍芽連線性等）以及可以例如偵測和辨認手勢的多媒體處理器312。在一個實現方式中，在CPU、DSP及/或GPU中實現NPU。SOC

300亦可以包括感測器處理器314、影像訊號處理器(ISP)316及/或導航模組320(其可以包括全球定位系統)。

【0052】 SOC 300可以是基於ARM指令集的。在本案內容的一個態樣中,載入到通用處理器302中的指令可以包括用於進行以下操作的代碼:利用卡爾曼濾波器來產生用於當前時間步的通道估計;基於當前時間步的通道估計來推斷殘差;及基於殘差來更新當前時間步的通道估計。

【0053】 深度學習架構可以經由學習表示在每個層中在連續較高抽象級別上的輸入來執行物件辨識任務,從而建立輸入資料的有用特徵表示。以這種方式,深度學習解決了傳統機器學習的主要瓶頸。在深度學習出現之前,物件辨識問題的機器學習方法可能在很大程度上依賴於人類工程特徵,亦許結合了淺分類器。淺分類器可以是兩類線性分類器,例如,其中可以將特徵向量分量的加權和與閥值進行比較以預測輸入屬於哪個類。人類工程特徵可以是由具有領域專業知識的工程師針對特定問題領域定製的範本或核心。相比之下,深度學習架構可以學習表示與人類工程師可能設計的特徵相似但是經由訓練的特徵。此外,深度網路可以學習表示和辨識人類可能沒有考慮過的新類型的特徵。

【0054】 深度學習架構可以學習特徵的層次結構。例如,若利用視覺資料來呈現,則第一層可以學習辨識輸入串流中相對簡單的特徵,諸如邊緣。在另一實例中,若利用聽覺資料來呈現,則第一層可以學習辨識特定頻率中的頻譜

功率。將第一層的輸出作為輸入的第二層可以學習辨識特徵的組合，諸如用於視覺資料的簡單形狀或用於聽覺資料的聲音的組合。例如，較高層可以學習表示視覺資料中的複雜的形狀，或者表示聽覺資料中的詞語。更高層可以學習辨識常見的視覺物件或口語短語。

【0055】 深度學習架構在應用於具有自然分層結構的問題時可以執行得特別好。例如，對機動車輛的分類可以受益於首先學習辨識車輪、擋風玻璃和其他特徵。這些特徵可以以不同的方式在較高層處組合，以辨識汽車、卡車和飛機。

【0056】 神經網路可以被設計為具有各種各樣的連線性模式。在前饋網路中，資訊從較低層傳遞到較高層，其中給定層之每一者神經元向較高層中的神經元進行傳送。可以在前饋網路的連續層中構建分層表示，如前述。神經網路亦可以具有循環或回饋（亦被稱為自頂向下）連接。在循環連接中，來自給定層中的神經元的輸出可以被傳送給相同的層中的另一神經元。循環架構可以有助於辨識橫跨按順序被傳遞給神經網路的輸入資料區塊中的多於一個的資料區塊的模式。從給定層中的神經元到較低層中的神經元的連接被稱為回饋（或自頂向下）連接。當辨識高級別概念可以輔助區分輸入的特定低級別特徵時，具有許多回饋連接的網路可能是有說明的。

【0057】 神經網路的各層之間的連接可以是完全連接或局部連接的。圖4A圖示完全連接的神經網路402的實例。在

完全連接的神經網路402中，第一層中的神經元可以將其輸出傳送給第二層之每一者神經元，使得第二層之每一者神經元將接收來自第一層之每一者神經元的輸入。圖4B圖示局部連接的神經網路404的實例。在局部連接的神經網路404中，第一層中的神經元可以連接到第二層中的有限數量的神經元。更通常，局部連接的神經網路404的局部連接的層可以被配置為使得層之每一者神經元將具有相同或相似的連線性模式，但是連接強度可以具有不同的值（例如410、412、414和416）。局部連接的連線性模式可以在較高層中產生空間上不同的感受野，因為給定區域中的較高層神經元可以接收經由訓練被調諧到網路的總輸入的受限部分的特性的輸入。

【0058】 局部連接的神經網路的一個實例是迴旋神經網路。圖4C圖示迴旋神經網路406的實例。迴旋神經網路406可以被配置為使得與用於第二層之每一者神經元的輸入相關聯的連接強度被共享（例如，408）。迴旋神經網路可能非常適合於在其中輸入的空間位置有意義的問題。

【0059】 一種類型的迴旋神經網路是深度迴旋網路（DCN）。圖4D圖示DCN 400的詳細實例，DCN 400被設計為從來自影像擷取裝置430（諸如車載相機）的輸入的影像426中辨識視覺特徵。可以訓練當前實例的DCN 400來辨識交通標誌和交通標誌上提供的數位。當然，DCN 400可以被訓練用於其他任務，諸如辨識車道標線或辨識交通燈。

【0060】 可以利用有監督學習來訓練DCN 400。在訓練期間，可以向DCN 400呈現諸如限速標誌的影像426的影像，以及隨後可以計算前向傳遞以產生輸出422。DCN 400可以包括特徵提取部分和分類部分。在接收到影像426時，迴旋層432可以將迴旋核心（未圖示）應用於影像426以產生第一特徵圖集合418。作為實例，用於迴旋層432的迴旋核心可以是產生28x28特徵圖的5x5核心。在本實例中，因為在第一特徵圖集合418中產生了四個不同的特徵圖，所以在迴旋層432處向影像426應用了四個不同的迴旋核心。迴旋核心亦可以被稱為濾波器或迴旋濾波器。

【0061】 第一特徵圖集合418可以由最大池化層（未圖示）進行子取樣以產生第二特徵圖集合420。最大池化層減少了第一特徵圖集合418的尺寸。就是說，第二特徵圖集合420的尺寸（諸如14x14）小於第一特徵圖集合418的尺寸（諸如28x28）。減少的尺寸向後續層提供類似的資訊，同時減少記憶體消耗。第二特徵圖集合420可以經由一或多個後續迴旋層（未圖示）進一步被迴旋，以產生一或多個後續特徵圖集合（未圖示）。

【0062】 在圖4D的實例中，第二特徵圖集合420被迴旋以產生第一特徵向量424。此外，第一特徵向量424進一步被迴旋以產生第二特徵向量428。第二特徵向量428的每個特徵可以包括與影像426的可能的特徵（諸如「標誌」、「60」和「100」）相對應的數字。softmax函數（未圖示）可

以將第二特徵向量428中的數位轉換為概率。照此，DCN 400的輸出422是影像426包括一或多個特徵的概率。

【0063】 在本實例中，輸出422中「標誌」和「60」的概率高於輸出422的其他項（諸如「30」、「40」、「50」、「70」、「80」、「90」和「100」）的概率。在訓練之前，由DCN 400產生的輸出422很可能不正確。因此，可以計算輸出422與目標輸出之間的誤差。目標輸出是影像426的基本真值（例如，「標誌」和「60」）。隨後可以調整DCN 400的權重，使得DCN 400的輸出422與目標輸出更緊密地對準。

【0064】 為了調整權重，學習演算法可以針對權重計算梯度向量。梯度可以指示若調整權重，則誤差將增加或減少的量。在頂層處，梯度可以直接地對應於連接倒數第二層中的啟動神經元和輸出層中的神經元的權重的值。在較低層中，梯度可以取決於權重的值和較高層的計算誤差梯度。隨後可以調整權重以減少誤差。這種調整權重的方式可以被稱為「反向傳播」，因為它涉及經由神經網路的「向後傳遞」。

【0065】 在實踐中，可以在少量實例上計算權重的誤差梯度，使得計算的梯度近似於真實誤差梯度。這種近似方法可以被稱為隨機（stochastic）梯度下降。可以重複隨機梯度下降，直到整個系統的可實現誤差率已經停止下降為止或者直到誤差率已經達到目標水平為止。在學習之後，可以向DCN呈現新影像（例如，影像426的限速標誌），

以及經由網路的前向傳遞可以產生可以被認為是DCN的推斷或預測的輸出422。

【0066】 深度信任網路（DBN）是包括隱藏節點的多個層的概率模型。DBN可以用於提取訓練資料集合的分層表示。可以經由將受限玻爾茲曼機（RBM）的層疊加來獲得DBN。RBM是一類可以學習輸入集合上的概率分佈的人工神經網路。由於RBM可以在不存在關於每個輸入應當被分類到的類的資訊的情況下學習概率分佈，因此RBM通常用於無監督學習。使用混合的無監督和有監督範式，DBN的底部RBM可以以無監督的方式進行訓練以及可以用作特徵提取器，以及頂部RBM可以以有監督的方式進行訓練（基於來自先前層的輸入和目標類的聯合分佈）以及可以用作分類器。

【0067】 深度迴旋網路（DCN）是迴旋網路的網路，其被配置有額外的池化和正規化層。DCN已經在許多工上實現了最先進的效能。可以使用有監督學習來訓練DCN，其中輸入和輸出目標對於許多取樣都是已知的並且用於經由使用梯度下降方法來修改網路的權重。

【0068】 DCN可以是前饋網路。另外，如前述，從DCN的第一層中的神經元到下一較高層中的神經元組的連接是跨越第一層中的神經元被共享的。DCN的前饋和共享連接可以被利用於快速處理。例如，DCN的計算負擔可以比包括循環或回饋連接的類似尺寸的神經網路的計算負擔小得多。

【0069】 對迴旋網路的每個層的處理可以被認為是空間不變範本或基投影。若首先將輸入分解為多個通道，諸如彩色影像的紅色、綠色和藍色通道，則在該輸入上訓練的迴旋網路可以被認為是三維的，具有沿影像的軸的兩個空間維度和擷取顏色資訊的第三維度。迴旋連接的輸出可以被認為在後續層中形成特徵圖，其中特徵圖的每個元素（例如，第二特徵圖集合420中的一個）接收來自先前層（例如，第一特徵圖集合418）中的一系列神經元和來自多個通道之每一者通道的輸入。可以利用非線性來進一步處理特徵圖中的值，諸如校正、max（0，x）。來自相鄰神經元的值可以進一步池化，這對應於下取樣，以及可以提供額外的局部不變性和降維。亦可以經由特徵圖中的神經元之間的橫向抑制來應用正規化（其對應於白化（whitening））。

【0070】 隨著更多標記的資料點變得可用或隨著計算能力增加，深度學習架構的效能可以增加。一般來講，現代的深層神經網路是利用比15年前典型的研究人員可用的計算資源多上千倍的計算資源來訓練的。新的架構和訓練範式可以進一步提升深度學習的效能。校正的線性單元可以減少被稱為消失梯度的訓練問題。新的訓練技術可以減少過擬合，以及因此使更大的模型能夠實現更好的泛化。封裝技術可以在給定的感受野中對資料進行抽象化，以及進一步提升整體效能。

【0071】 圖5是示出根據本案內容的各態樣的深度迴旋網路550的方塊圖。深度迴旋網路550可以包括基於連線性和權重共享的多個不同類型的層。如圖5所示，深度迴旋網路550包括迴旋塊554A、554B。迴旋塊554A、554B之每一者卷極塊可以被配置有迴旋層（CONV）356、正規化層（LNorm）558和最大池化層（max POOL）560。

【0072】 迴旋層556可以包括一或多個迴旋濾波器，其可以應用於輸入資料以產生特徵圖。儘管僅圖示兩個迴旋塊554A、554B，但是本案內容不限制於此，以及替代地，可以根據設計偏好在深度迴旋網路550中包括任何數量的迴旋塊554A、554B。正規化層558可以對迴旋濾波器的輸出進行正規化。例如，正規化層558可以提供白化或橫向抑制。最大池化層560可以提供空間上的下取樣聚合以用於局部不變性和降維。

【0073】 例如，深度迴旋網路的並行濾波器組（filter bank）可以載入在SOC 300的CPU 302或GPU 304上，以實現高效能和低功耗。在替代實施例中，並行濾波器組可以載入在SOC 300的DSP 306或ISP 316上。另外，深度迴旋網路550可以存取SOC 300上可能存在的其他處理塊，諸如分別專用於感測器和導航的感測器處理器314和導航模組320。

【0074】 深度迴旋網路550亦可以包括一或多個完全連接的層562（FC1和FC2）。深度迴旋網路550亦可以包括邏輯回歸（LR）層564。在深度迴旋網路550的每個層

556、558、560、562、564之間是要更新的權重（未圖示）。層（例如，556、558、560、562、564）之每一者層的輸出可以用作深度迴旋網路550中的層（例如，556、558、560、562、564）中的隨後的一個層的輸入，以從在迴旋塊554A中的第一迴旋塊處供應的輸入資料552（例如，影像、音訊、視訊、感測器資料及/或其他輸入資料）學習分層特徵表示。深度迴旋網路550的輸出是輸入資料552的分類得分566。分類得分566可以是概率集合，其中每個概率是輸入資料（包括來自特徵集合的特徵）的概率。

【0075】 圖6是示出根據本案內容的各態樣的遞迴神經網路（RNN）600的示意圖。遞迴神經網路600包括輸入層602、具有遞迴連接的隱藏層604和輸出層606。給定具有多個輸入向量x_T的輸入序列X（例如，$X = \{x_0, x_1, x_2 \cdots x_t\}$），遞迴神經網路600將預測用於輸出序列Z（例如，$Z = \{z_0 \cdots z_T\}$）的每個輸出向量z_t的分類標籤y_t。如圖6所示，在輸入層602和輸出層606之間指定具有M個單元（例如，$h_0 \ldots h_t$）的隱藏層604。隱藏層604的M個單元儲存關於輸入序列X的先前值（$t' < t$）的信息。M個單元可以是計算節點（例如，神經元）。在一種配置中，遞迴神經網路600經由反覆運算方程來接收輸入x_T並且產生輸出z_T的分類標籤y_t：

$$s_t = W_{hx}x_t + W_{hh}h_{t-1} + b_h \quad (1)$$

$$h_t = f(s_t) \quad (2)$$

$$o_t = W_{yh}h_t + b_y \quad (3)$$

$$y_t = g(o_t) \quad (4)$$

其中W_{hx}、W_{hh}和W_{yh}是權重矩陣，b_h和b_y是偏差，s_t和o_t分別是隱藏層604和輸出層606的輸入，並且f和g是非線性函數。函數f可以包括整流器線性單元（RELU），並且在一些態樣中，函數g可以包括線性函數或softmax函數。另外，隱藏層節點被初始化為固定偏差bi，使得$t = 0\ h_o = bi$。在一些態樣中，可以將bi設置為零（例如，$bi = 0$）。對於具有單個訓練對（x，y）的遞迴神經網路，目標函數$C(\theta)$被定義為$C(\theta) = \sum_t L_t\big(z, y(\theta)\big)$，其中$\theta$表示遞迴神經網路中的參數集合（權重和偏差）。

【0076】 如上文指示的，圖3-6是作為實例來提供的。其他實例可以不同於關於圖3-6所描述的實例。

【0077】 如前述，可以經由離散隨機程序來估計接收器與發射器之間的通道，其中每個時間步對應於一個正交分頻多工（OFDM）符號。離散隨機程序可以產生表示通道估計的向量或張量。在一些實現中，通道可以是無線通訊通道。在一些實例中，可以經由卡爾曼濾波器（KF）來追蹤無線通訊通道。在一些此類實例中，卡爾曼濾波器可以隨時間追蹤無線通訊通道的估計。

【0078】 另外，如前述，卡爾曼濾波器假設隱瑪律可夫模型（HMM），其中真實通道是隱藏程序，並且觀測引導頻對應於觀測程序。卡爾曼濾波器可以基於隱瑪律可夫模型來追蹤通道。用於卡爾曼濾波器的參數可以是推導出的或

基於觀測資料（諸如觀測引導頻）的。在一些情況下，可以基於額外的假設（諸如傑克斯的都卜勒頻譜模型）來分析推導參數。

【0079】 在一些實例中，卡爾曼濾波器可以針對通道來假設線性轉變動態以及線性觀測程序。在一些此類實例中，卡爾曼濾波器的假設可能偏離通道的實際演化動態，從而降低通道估計的精度。例如，在某些通道條件（諸如高都卜勒頻移或不同都卜勒頻移的組合）下，通道估計的精度可能被降低。作為另一實例，當單個追蹤函數用於各種通訊場景時，通道估計的精度可能被降低。因此，可能期望提高從卡爾曼濾波器推導的通道估計的精度。

【0080】 本案內容的各態樣意欲利用人工神經網路（諸如遞迴神經網路）來增強卡爾曼濾波器，以改進通道估計。為了便於解釋，增強卡爾曼濾波器可以被稱為神經增強卡爾曼濾波器（NA-KF）。另外，神經網路可以被稱為神經增強單元。在一些實例中，NA-KF可以併入封裝在卡爾曼濾波器的輸出中的粗略通道動態。都卜勒值是粗略通道動態的一個實例。在一些實例中，NA-KF可以提供都卜勒值作為額外輸出。另外，NA-KF可以經由向卡爾曼濾波器的估計添加殘差來校正實際通道動態和卡爾曼濾波器假設之間的不匹配。在一些實例中，可以追蹤殘差誤差（而不是追蹤通道）來改進可轉移性。在一些實現中，神經增強單元的模式學習功能可以與由卡爾曼濾波器產生的通道分析組合以改進通道估計。

【0081】 如前述，可以利用神經增強單元（例如，遞迴神經網路）來增強卡爾曼濾波器。在一些實現中，在每個時間步處，神經增強單元可以基於卡爾曼濾波器的輸出來產生殘差。在一些實例中，在每個時間步處，卡爾曼濾波器可以基於先前時間步的均值和協方差估計來輸出均值和協方差估計。殘差可以與卡爾曼濾波器組合以產生殘差校正估計，諸如殘差校正均值和殘差校正協方差。在一些實例中，卡爾曼濾波器的輸出亦可以是基於通道觀測的。在一些此類實例中，可以從接收到的引導頻符號（例如，參考訊號）獲得通道觀測。在一些實例中，在沒有引導頻符號的情況下，神經增強單元可以在沒有從接收到的引導頻符號推導出的實際引導頻觀測的情況下產生合成引導頻觀測。

【0082】 根據本案內容的各個態樣，神經增強單元不修改卡爾曼濾波器的直接輸入或直接輸出。在一些實例中，可以禁用神經增強單元以提供獨立卡爾曼濾波器。在此類實例中，獨立卡爾曼濾波器可以與習知通訊系統（諸如習知無線通訊系統）向後相容。

【0083】 在一些實例中，卡爾曼濾波器可以假設以下隱瑪律可夫模型（HMM）：

$$h_t = Ah_{t-1} + w_t$$
$$o_t = \mathrm{B}h_t + v_t, \tag{5}$$

其中參數h_t表示離散時間步t處的真實通道的狀態的向量（例如，平坦向量），參數w_t表示程序雜訊，並且參數v_t表

示觀測雜訊，並且參數A和B表示係數。在一些情況（諸如多輸入多輸出通道）下，參數h_t可以表示離散時間步t處的通道的狀態的張量。另外，參數o_t表示根據引導頻符號決定的通道h_t的一部分的雜訊觀測。參數o_t可以被稱為引導頻觀測。

【0084】 如前述，接收器可以基於在通道上接收的引導頻符號來估計通道。通道估計可以用於例如最大比率組合、均衡、匹配濾波、資料偵測或解調。在一些實例中，發射器（諸如參照圖1描述的基地台110）可以以諸如週期性間隔之類的間隔來發送引導頻符號。在一些其他實例中，引導頻符號亦可以是非同步發送的。在一些情況下，可以基於經解碼的資料或控制有效載荷來重構發送波形。發送波形可以用作用於通道估計的引導頻。卡爾曼濾波器假設當前狀態下的通道狀態h_t依賴於一或多個先前通道狀態下的通道狀態，諸如通道狀態h_{t-1}到h_{t-N}。在等式5中，當前通道狀態h_t可以是基於先前通道狀態h_{t-1}和程序雜訊w_t的線性變換的。另外，可以是基於當前通道狀態h_t和觀測雜訊v_t的線性變換來獲得引導頻觀測o_t的合成估計。

【0085】 卡爾曼濾波器的參數可以包括矩陣A和B、程序雜訊w_t和觀測雜訊v_t。可以從模型（諸如傑克斯模型）中學習或推導參數。卡爾曼濾波器可以基於觀測o_t（當可用時）以及針對先前通道狀態h_{t-1}的均值$\tilde{\mu}_{t-1}$和協方差$\tilde{\Sigma}_{t-1}$估計來產生通道狀態h_t的均值$\tilde{\mu}_t$和協方差$\tilde{\Sigma}_t$估計。估計程序可以是兩步程序，其中每個步驟可以是線性的。

【0086】 在一些實例中，當前通道狀態h_t的當前通道估計（諸如均值$\tilde{\mu}_t$和協方差$\tilde{\Sigma}_t$估計）可以是基於來自先前通道狀態的均值$\tilde{\mu}_{t-1}$到$\tilde{\mu}_{t-N}$和協方差$\tilde{\Sigma}_{t-1}$和$\tilde{\Sigma}_{t-N}$估計的。例如，可以利用多個先前通道狀態h_{t-1}到h_{t-N}的串接向量來替換先前通道狀態h_{t-1}的向量。在一種配置中，可以經由利用表示用於多個先前時間步的通道向量的串接的參數s_t替換等式5中的參數h_t來追蹤高階自回歸通道模型。在一些實例中，可以在時域中執行通道估計，因此，可以引入另外的限制以包括另外的先驗資訊，諸如獨立的通道分接點。在一個實例中，矩陣A可以被限制為對角矩陣。

【0087】 圖7是示出根據本案內容的各態樣的在多個時間步處利用神經增強單元704來增強卡爾曼濾波器(KF)702的輸出的實例700的方塊圖。在圖7的實例中，卡爾曼濾波器702和神經增強單元704可以是UE的部件，諸如參照圖1和圖2描述的UE 120。在一些此類實例中，通道估計可以由如參照圖2描述的控制器/處理器280、發送處理器264及/或解調器254a-254r中的一者或多者使用。在一些其他實例中，卡爾曼濾波器702和神經增強單元704可以是基地台（諸如參照圖1和圖2描述的基地台110）的部件。在一些此類實例中，通道估計可以由如參照圖2描述的控制器/處理器240、發送處理器220及/或解調器232a-232t中的一者或多者使用。圖7的卡爾曼濾波器702和神經增強單元704可以是神經增強卡爾曼濾波器(NA-KF)的實例。

【0088】 如圖7所示，在當前時間步t處，卡爾曼濾波器702接收先前通道估計的均值$\tilde{\mu}_{t-1}$和協方差$\tilde{\Sigma}_{t-1}$以及當前時間步t的觀測o_t。如前述，可以基於在時間步t處接收的引導頻符號來產生在時間步t處的觀測o_t。在一些實例中，觀測o_t可以被稱為暫態通道估計。在圖7的實例中，基於輸入，卡爾曼濾波器702產生用於當前時間步t的均值$\hat{\mu}_t$和協方差$\hat{\Sigma}_t$。均值$\hat{\mu}_t$和協方差$\hat{\Sigma}_t$可以表示用於當前時間步t的初始通道估計。

【0089】 在每個時間步處，來自卡爾曼濾波器702的均值$\hat{\mu}_t$和協方差$\hat{\Sigma}_t$可以輸入到神經增強單元704。如圖7所示，神經增強單元704亦可以接收來自當前時間步t的觀測o_t。神經增強單元704可以是遞迴網路，諸如長短期記憶（LSTM）網路、選通遞迴單元（GRU）或另一種類型的遞迴神經網路。神經增強單元704可以產生用於當前時間步t的均值的殘差$\Delta\hat{\mu}_t$和協方差的殘差$\Delta\hat{\Sigma}_t$。如圖7所示，均值的殘差$\Delta\hat{\mu}_t$和協方差的殘差$\Delta\hat{\Sigma}_t$可以更新卡爾曼濾波器702的均值$\hat{\mu}_t$和協方差$\hat{\Sigma}_t$，以獲得在當前時間步處的通道狀態的均值的實際估計$\tilde{\mu}_t$和協方差的實際估計$\tilde{\Sigma}_t$。在一些實例中，可以將均值的殘差$\Delta\hat{\mu}_t$與卡爾曼濾波器的均值$\hat{\mu}_t$相加以獲得均值的實際估計$\tilde{\mu}_t$。另外，可以將協方差的殘差$\Delta\hat{\Sigma}_t$與卡爾曼濾波器702的協方差$\hat{\Sigma}_t$相加以獲得協方差的實際估計$\tilde{\Sigma}_t$。

【0090】 在習知系統中，由卡爾曼濾波器702針對一個時間步產生的均值$\hat{\mu}_t$和協方差$\hat{\Sigma}_t$可以輸入到卡爾曼濾波器702以決定用於後續時間步的通道估計。相反，本案內容的各態樣利用均值的殘差$\Delta\hat{\mu}_t$和協方差的殘差$\Delta\hat{\Sigma}_t$來增強當前時間

步的均值$\hat{\mu}_t$和協方差$\hat{\Sigma}_t$，以校正卡爾曼濾波器702的估計。亦即，卡爾曼濾波器702的輸出與神經增強單元704的輸出交錯。經校正的估計可以由卡爾曼濾波器702用於後續估計。圖7的實例700圖示用於多個時間步$t-1$、t和$t+1$的程序。出於說明的目的，圖示多個卡爾曼濾波器702和神經增強單元704，以示出多個時間步上的等時線。本案內容的各態樣可以針對每個時間步使用單個卡爾曼濾波器702和單個神經增強單元704。替代地，可以為接收設備指定多個卡爾曼濾波器702和神經增強單元704。

【0091】 如圖7所示，關於當前時間步t描述的程序可以重多工於後續時間步，諸如下一時間步$t+1$。在一種配置中，當未接收到引導頻符號（例如，缺少觀測）時，神經增強單元704可以將在先前時間步$t-1$處由神經增強單元704產生的合成觀察$\tilde{o}_t$用於當前時間步t。例如，如圖7所示，在當前時間步t處，神經增強單元704產生用於下一時間步$t+1$的合成觀測$\tilde{o}_{t+1}$。在一些實現中，在每個時間步處，神經增強單元704可以為卡爾曼濾波器702的殘差建模，並且亦為用於下一步的合成觀測$\tilde{o}$建模。在缺少觀測的情況下，神經增強單元704將在上一時間步期間由其自己建模的用於當前時間步的合成觀測$\tilde{o}$作為輸入。替代地，在觀測到真實引導頻的情況下，神經增強單元704可以使用真實觀測o作為輸入。在圖7的實例700中，可選步驟用虛線示出。合成觀測$\tilde{o}_{t+1}$可以由卡爾曼濾波器702或神經增強單元704中的一者或兩者使用。在一些實現中，可以訓練神經增強

單元704以基於通道狀態h_t的地面真值或實際觀測o_t的地面真值來產生合成觀測$\tilde{o}_{t+1}$。

【0092】 在一些實現中，神經增強單元704可以維持一或多個內部狀態（例如，如在LSTM網路中執行的）。在一些實例中，諸如獨立通道分接點之類的額外資訊可以對由神經增強單元704學習的參數施加額外限制。

【0093】 在一些實現中，可以同時訓練卡爾曼濾波器702和神經增強單元704。亦即，卡爾曼濾波器702和神經增強單元704可以被視為一個系統（例如，函數），並且可以一起訓練卡爾曼濾波器702和神經增強單元704的參數。參數包括卡爾曼參數以及神經網路參數。

【0094】 在另一實現中，可以單獨訓練卡爾曼濾波器702。在訓練卡爾曼濾波器之後，可以將卡爾曼濾波器702和神經增強單元704的組合（例如，NA-KF）作為一個整體來訓練。在該實現中，當將卡爾曼濾波器702和神經增強單元704的組合作為一個整體來訓練時，可以固定卡爾曼濾波器702的參數。當在單獨訓練卡爾曼濾波器702之後訓練卡爾曼濾波器702和神經增強單元704的組合時，訓練資料可以訓練神經網路參數。在一種配置中，可以基於通道估計和實際基礎真值通道之間的損耗來訓練神經網路參數。在此類實例中，通道估計可以是卡爾曼濾波器702的估計和從神經增強單元704輸出的殘差的總和。隨後，殘差誤差可以用作神經增強單元704的基礎真值。替代地，如前述，當將卡爾曼濾波器702和神經增強單元704的組合

作為一個整體來訓練時，可以固定卡爾曼濾波器702的參數並且可以訓練神經增強單元704的參數。亦即，訓練可以是兩步程序，其中單獨訓練卡爾曼濾波器702，並且隨後將其插入卡爾曼濾波器702和神經增強單元704的組合中以學習神經網路參數（例如，權重）。

【0095】 在訓練期間，合成觀測$\tilde{o}_t$可以是可選的。微調步驟可以線上或離線執行。可以基於所描述的訓練程序來應用微調程序。

【0096】 圖8是示出根據本案內容的各態樣的無線通訊設備800的實例的方塊圖，該無線通訊設備800被配置為利用神經增強卡爾曼濾波器來估計通道和追蹤通道。無線通訊設備800可以是參照圖1和2描述的基地台110或參照圖1和2描述的UE 120的各態樣的實例。無線通訊設備800可以包括接收器810、通訊管理器815和發射器820，它們可以相互通訊（例如，經由一或多條匯流排）。在一些實現中，接收器810和發射器820。在一些實例中，無線通訊設備800被配置用於執行操作，包括下文參照圖9描述的程序900的操作。

【0097】 在一些實例中，無線通訊設備800可以包括晶片、片上系統（SoC）、晶片組、封裝或設備，其包括至少一個處理器和至少一個數據機（例如，5G數據機或其他蜂巢數據機）。在一些實例中，通訊管理器815或其子部件可以是分離且不同的部件。在一些實例中，通訊管理器815的至少一些部件至少部分地被實現為儲存在記憶體中

的軟體。例如，通訊管理器815的部件中的一或多個部件的部分可以被實現為可由處理器執行以執行相應部件的功能或操作的非暫時性代碼。

【0098】 接收器810可以經由包括控制通道（例如，實體下行鏈路控制通道（PDCCH））和資料通道（例如，實體下行鏈路共享通道（PDSCH））的各種通道從一或多個其他無線通訊設備接收一或多個參考訊號（例如，週期性地配置的CSI-RS、非週期性地配置的CSI-RS或多波束特定參考訊號）、同步訊號（例如，同步訊號塊（SSB））、控制資訊及/或資料資訊，諸如以封包的形式。其他無線通訊設備可以包括但不限於參照圖1和2描述的另一基地台110或另一UE 120。

【0099】 接收到的資訊可以被傳遞給無線通訊設備800的其他部件。接收器810可以是參照圖2描述的接收處理器258或238的各態樣的實例。接收器810可以包括射頻（RF）鏈集合，其與天線集合耦合或以其他方式利用天線集合（例如，天線集合可以是參照圖2描述的天線252a至252r或天線234a至234t的各態樣的實例）。

【0100】 發射器820可以發送由無線通訊設備800的通訊管理器815或其他部件產生的訊號。在一些實例中，發射器820可以與接收器810共置於收發機中。發射器820可以是參照圖2描述的發送處理器264的各態樣的實例。發射器820可以與天線集合耦合或以其他方式利用天線集合（例如，天線集合可以是參照圖2描述的天線252a至252r或天

線234a至234t的各態樣的實例），該天線集合可以是與接收器810共用的天線部件。在一些實例中，發射器820被配置為在實體上行鏈路控制通道（PUCCH）中發送控制資訊以及在實體上行鏈路共享通道（PUSCH）中發送資料。

【0101】 通訊管理器815可以是參照圖2描述的控制器/處理器240或280的各態樣的實例。通訊管理器815包括卡爾曼濾波器825和神經增強單元830。在一些實例中，與接收器810相結合地工作，卡爾曼濾波器825可以基於在通訊設備處接收的第一訊號來產生用於當前時間步的通道的初始通道估計。在一些實例中，通道可以是無線通訊通道。另外，與卡爾曼濾波器825和接收器810相結合地工作，神經增強單元830推斷當前時間步的初始通道估計的殘差。神經增強單元830可以是遞迴神經網路，諸如參照圖7描述的神經增強單元704。與卡爾曼濾波器825和神經增強單元830相結合地工作，通訊管理器815可以基於殘差來更新當前時間步的初始通道估計。

【0102】 圖9是示出根據本案內容的各態樣的用於無線通訊的實例程序900的流程圖，實例程序900支援利用神經增強卡爾曼濾波器來估計通道和追蹤通道。在一些實現中，程序900可以由作為UE（諸如上文關於圖1和2描述的UE 120之一）或基地台（諸如上文關於圖1和2描述的基地台110之一）操作或在UE或基地台內操作的無線通訊設備來執行。

【0103】 如圖9所示，在方塊902處，程序900經由如下操作開始：基於在通訊設備處接收的第一訊號，利用卡爾曼濾波器來產生用於當前時間步的通道的初始通道估計。在一些實例中，通道可以是無線通訊通道。在方塊904處，程序900利用神經網路來推斷當前時間步的初始通道估計的殘差。神經網路可以是遞迴神經網路，諸如參照圖7描述的神經增強單元704。在一些實例中，當前時間步的初始通道估計可以包括均值和協方差。在此類實例中，殘差可以包括基於初始通道估計的均值的殘差均值和基於初始通道估計的協方差的殘差協方差。在方塊906處，該程序基於殘差來更新當前時間步的初始通道估計。在一些實例中，程序900可以基於更新初始通道估計來產生實際通道估計，並且亦基於實際通道估計來對在通道上接收的第二訊號進行解碼。另外，用於當前時間步的初始通道估計可以是基於來自先前時間步的實際通道估計的。

【0104】 在以下編號條款中描述了實現實例：

1、一種由通訊設備執行的方法，包括：

基於在該通訊設備處接收的第一訊號，利用卡爾曼濾波器來產生用於當前時間步的通道的初始通道估計；

利用神經網路來推斷該當前時間步的該初始通道估計的殘差；及

基於該殘差來更新該當前時間步的該初始通道估計。

2、根據條款1之方法，其中：

該當前時間步的該初始通道估計包括均值和協方差；及

該殘差包括基於該初始通道估計的該均值的殘差均值和基於該初始通道估計的該協方差的殘差協方差。

3、根據條款1-2中任一項所述的方法，亦包括：產生該當前時間步的該初始通道估計；及基於該當前時間步的通道觀測來推斷該殘差。

4、根據條款3之方法，亦包括：根據引導頻符號或資料符號產生該通道觀測，其中該引導頻符號或該資料符號的波形是經由對先前引導頻符號或先前資料符號進行解碼而已知的。

5、根據條款3之方法，亦包括：在沒有接收到引導頻符號的情況下基於合成引導頻估計來產生該通道觀測。

6、根據條款1-5中任一項所述的方法，亦包括：

基於更新該初始通道估計來產生實際通道估計；及

基於該實際通道估計來對在該通道上接收的第二訊號進行解碼。

7、根據條款1-6中任一項所述的方法，亦包括：基於來自先前時間步的實際通道估計來產生用於該當前時間步的該初始通道估計。

8、根據條款1-7中任一項所述的方法，其中該神經網路是遞迴神經網路。

9、一種通訊設備處的裝置，包括：

處理器；

與該處理器耦合的記憶體；及

指令，該等指令被儲存在該記憶體中並且在由該處理器執行時可操作用於使得該裝置進行以下操作：

基於在該通訊設備處接收的第一訊號，利用卡爾曼濾波器來產生用於當前時間步的通道的初始通道估計；

利用神經網路來推斷該當前時間步的該初始通道估計的殘差；及

基於該殘差來更新該當前時間步的該初始通道估計。

10、根據條款9之裝置，其中：

該當前時間步的該初始通道估計包括均值和協方差；及

該殘差包括基於該初始通道估計的該均值的殘差均值和基於該初始通道估計的該協方差的殘差協方差。

11、根據條款9或10之裝置，其中該等指令的執行亦使得該裝置進行以下操作：產生該當前時間步的該初始通道估計；及基於該當前時間步的通道觀測來推斷該殘差。

12、根據條款11之裝置，其中該等指令的執行亦使得該裝置進行以下操作：根據引導頻符號或資料符號產生該通道觀測，其中該引導頻符號或該資料符號的波形是經由對先前引導頻符號或先前資料符號進行解碼而已知的。

13、根據條款11之裝置，其中該等指令的執行亦使得該裝置進行以下操作：在沒有接收到引導頻符號的情況下基於合成引導頻估計來產生該通道觀測。

14、根據條款9-13中任一項所述的裝置，其中該等指令的執行亦使得該裝置進行以下操作：

基於更新該初始通道估計來產生實際通道估計；及

基於該實際通道估計來對在該通道上接收的第二訊號進行解碼。

15、根據條款9-14中任一項所述的裝置，其中該等指令的執行亦使得該裝置進行以下操作：基於來自先前時間步的實際通道估計來產生用於該當前時間步的該初始通道估計。

16、根據條款9-15中任一項所述的裝置，其中該神經網路是遞迴神經網路。

17、一種通訊設備處的具有記錄在其上的程式碼的非暫時性電腦可讀取媒體，該程式碼由處理器執行並且包括：

用於基於在該通訊設備處接收的第一訊號，利用卡爾曼濾波器來產生用於當前時間步的通道的初始通道估計的程式碼；

用於利用神經網路來推斷該當前時間步的該初始通道估計的殘差的程式碼；及

用於基於該殘差來更新該當前時間步的該初始通道估計的程式碼。

18、根據條款17之非暫時性電腦可讀取媒體，其中：

該當前時間步的該初始通道估計包括均值和協方差；及

該殘差包括基於該初始通道估計的該均值的殘差均值和基於該初始通道估計的該協方差的殘差協方差。

19、根據條款17或18之非暫時性電腦可讀取媒體，其中該程式碼亦包括用於進行以下操作的程式碼：產生該當前時

間步的該初始通道估計；及基於該當前時間步的通道觀測來推斷該殘差。

20、根據條款19之非暫時性電腦可讀取媒體，其中該程式碼亦包括用於進行以下操作的程式碼：根據引導頻符號或資料符號產生該通道觀測，其中該引導頻符號或該資料符號的波形是經由對先前引導頻符號或先前資料符號進行解碼而已知的。

21、根據條款19之非暫時性電腦可讀取媒體，其中該程式碼亦包括用於進行以下操作的程式碼：在沒有接收到引導頻符號的情況下基於合成引導頻估計來產生該通道觀測。

22、根據條款17-21中任一項所述的非暫時性電腦可讀取媒體，其中該程式碼亦包括：

用於基於更新該初始通道估計來產生實際通道估計的程式碼；及

用於基於該實際通道估計來對在該通道上接收的第二訊號進行解碼的程式碼。

23、根據條款17-22中任一項所述的非暫時性電腦可讀取媒體，其中該程式碼亦包括用於進行以下操作的程式碼：基於來自先前時間步的實際通道估計來產生用於該當前時間步的該初始通道估計。

24、根據條款17-23中任一項所述的非暫時性電腦可讀取媒體，其中該神經網路是遞迴神經網路。

25、一種通訊設備處的裝置，包括：

用於基於在通訊設備處接收的第一訊號，利用卡爾曼濾波器來產生用於當前時間步的通道的初始通道估計的單元；

用於利用神經網路來推斷該當前時間步的該初始通道估計的殘差的單元；及

用於基於該殘差來更新該當前時間步的該初始通道估計的單元。

26、根據條款25之裝置，其中：

該當前時間步的該初始通道估計包括均值和協方差；及

該殘差包括基於該初始通道估計的該均值的殘差均值和基於該初始通道估計的該協方差的殘差協方差。

27、根據條款25或26之裝置，亦包括用於進行以下操作的單元：產生該當前時間步的該初始通道估計；及基於該當前時間步的通道觀測來推斷該殘差。

28、根據條款27之裝置，亦包括：用於根據引導頻符號或資料符號產生該通道觀測的單元，其中該引導頻符號或該資料符號的波形是經由對先前引導頻符號或先前資料符號進行解碼而已知的。

29、根據條款27之裝置，亦包括：用於在沒有接收到引導頻符號的情況下基於合成引導頻估計來產生該通道觀測的單元。

30、根據條款25-29中任一項所述的裝置，亦包括：

用於基於更新該初始通道估計來產生實際通道估計的單元；及

用於基於該實際通道估計來對在該通道上接收的第二訊號進行解碼的單元。

【0105】 前述揭示內容提供了說明和描述，但是並不意欲是詳盡的或者將各態樣限制為所揭示的精確形式。可以按照上文的揭示內容進行修改和變型，或者可以從對各態樣的實踐中獲取修改和變型。

【0106】 如所使用的，術語「部件」意欲廣泛地解釋為硬體、韌體、及/或硬體和軟體的組合。如所使用的，處理器是在硬體、韌體、及/或硬體和軟體的組合中實現的。

【0107】 結合閥值描述了一些態樣。如所使用的，取決於上下文，滿足閥值可以指代值大於閥值、大於或等於閥值、小於閥值、小於或等於閥值、等於閥值、不等於閥值等。

【0108】 將顯而易見的是，所描述的系統及/或方法可以在不同形式的硬體、韌體、及/或硬體和軟體的組合中實現。用於實現這些系統及/或方法的實際的專門的控制硬體或軟體代碼不是對各態樣的限制。因此，在不引用特定的軟體代碼的情況下描述了系統及/或方法的操作和行為，要理解的是，軟體和硬體可以被設計為至少部分地基於描述來實現系統及/或方法。

【0109】 即使在請求項中記載了及/或在說明書中揭示特徵的特定組合，這些組合亦不意欲限制各個態樣的揭示內容。事實上，可以以沒有在請求項中具體記載及/或在說明書中具體揭示的方式來組合這些特徵中的許多特徵。儘管下文列出的每個從屬請求項可以僅直接依賴於一個請求

項，但是各個態樣的揭示內容包括每個從屬請求項與請求項集合之每一者其他請求項的組合。提及項目列表「中的至少一個」的短語指代那些項目的任何組合，包括單個成員。舉例而言，「a、b或c中的至少一個」意欲涵蓋a、b、c、a-b、a-c、b-c和a-b-c、以及與相同元素的倍數的任何組合（例如，a-a、a-a-a、a-a-b、a-a-c、a-b-b、a-c-c、b-b、b-b-b、b-b-c、c-c和c-c-c或者a、b和c的任何其他排序）。

【0110】 除非明確地描述為如此，否則所使用的元素、動作或指令中沒有應當被解釋為關鍵或必要的。此外，如所使用的，冠詞「一（a）」和「一個（an）」意欲包括一或多個項目，以及可以與「一或多個」互換使用。此外，如所使用的，術語「集合」和「組」意欲包括一或多個項目（例如，相關的項目、無關的項目、相關的項目和無關的項目的組合等），以及可以與「一或多個」互換使用。在僅預期一個項目的情況下，使用短語「僅一個」或類似語言。此外，如所使用的，術語「具有（has、have、having）」及/或類似術語意欲是開放式術語。此外，除非另外明確地聲明，否則短語「基於」意欲意指「至少部分地基於」。

【符號說明】

【0111】

100：無線網路

102a：巨集細胞

102b：微微細胞

102c：毫微微細胞

110：BS

110a：BS

110b：BS

110c：BS

110d：BS

120：UE

120a：UE

120b：UE

120c：UE

120d：UE

120e：UE

130：網路控制器

200：設計

212：資料來源

220：發送處理器

230：發送（TX）多輸入多輸出（MIMO）處理器

232a：調制器（MOD）

232t：調制器（MOD）

234a：天線

234t：天線

236：MIMO偵測器

238：接收處理器

239：資料槽

240:控制器/處理器

242:記憶體

244:通訊單元

246:排程器

252a:天線

252r:天線

254a:解調器（DEMOD）

254r:解調器（DEMOD）

256:MIMO偵測器

258:接收處理器

260:資料槽

262:資料來源

264:發送處理器

266:TX MIMO處理器

280:控制器/處理器

282:記憶體

290:控制器/處理器

292:記憶體

294:通訊單元

300:片上系統（SOC）

302:中央處理單元（CPU）

304:圖形處理單元（GPU）

306:數位訊號處理器（DSP）

308:神經處理單元（NPU）

310：連接塊

312：多媒體處理器

314：感測器處理器

316：影像訊號處理器（ISP）

318：記憶體塊

320：導航模組

400：深度迴旋網路（DCN）

402：神經網路

404：神經網路

406：迴旋神經網路

410：值

412：值

414：值

416：值

418：第一特徵圖集合

420：第二特徵圖集合

422：輸出

424：第一特徵向量

426：影像

428：第二特徵向量

430：影像擷取裝置

432：迴旋層

550：深度迴旋網路

552：輸入資料

554A：迴旋塊

554B：迴旋塊

556：迴旋層

558：層

560：最大池化層

562：層

564：層

566：分類得分

600：遞迴神經網路

602：輸入層

604：隱藏層

606：輸出層

700：實例

702：卡爾曼濾波器

704：神經增強單元

800：無線通訊設備

810：接收器

815：通訊管理器

820：發射器

825：卡爾曼濾波器

830：神經增強單元

900：程序

902：方塊

904：方塊

906：方塊

BS：基地台

UE：使用者設備

MOD：調制器

DEMOD：解調器

CPU：中央處理單元

GPU：圖形處理單元

DSP：數位訊號處理器

NPU：神經處理單元

ISP：影像訊號處理器

FC1：層

FC2：層

LR：邏輯回歸

KF：卡爾曼濾波器

H_0：單元

h_t：單元

o_t：參數

W_{hh}：權重矩陣

W_{hx}：權重矩陣

W_{yh}：權重矩陣

x_0：輸入向量

x_1：輸入向量

x_2：輸入向量

x_t：輸入向量

y_0：分類標籤

y_t：分類標籤

z_0：輸出向量

z_t：輸出向量

【發明申請專利範圍】

【請求項1】 一種由一通訊設備執行的方法，包括以下步驟：

基於在該通訊設備處接收的一第一訊號，利用一卡爾曼濾波器來產生用於一當前時間步的一通道的一初始通道估計；

利用一神經網路來推斷該當前時間步的該初始通道估計的一殘差；及

基於該殘差來更新該當前時間步的該初始通道估計。

【請求項2】 根據請求項1之方法，其中：

該當前時間步的該初始通道估計包括一均值和一協方差；及

該殘差包括基於該初始通道估計的該均值的一殘差均值和基於該初始通道估計的該協方差的一殘差協方差。

【請求項3】 根據請求項1之方法，亦包括以下步驟：產生該當前時間步的該初始通道估計；及基於該當前時間步的一通道觀測來推斷該殘差。

【請求項4】 根據請求項3之方法，亦包括以下步驟：根據一引導頻符號或一資料符號產生該通道觀測，其中該引導頻符號或該資料符號的一波形是經由對一先前引導頻符號或一先前資料符號進行解碼而已知的。

【請求項5】 根據請求項3之方法，亦包括以下步驟：在沒有接收到一引導頻符號的情況下基於一合成引導頻估計來產生該通道觀測。

【請求項6】 根據請求項1之方法，亦包括以下步驟：

基於更新該初始通道估計來產生一實際通道估計；及

基於該實際通道估計來對在該通道上接收的一第二訊號進行解碼。

【請求項7】 根據請求項1之方法，亦包括以下步驟：基於來自一先前時間步的一實際通道估計來產生用於該當前時間步的該初始通道估計。

【請求項8】 根據請求項1之方法，其中該神經網路是一遞迴神經網路。

【請求項9】 一種在一通訊設備處的裝置，包括：

一處理器；

與該處理器耦合的一記憶體；及

指令，該等指令被儲存在該記憶體中並且在由該處理器執行時可操作用於使得該裝置進行以下操作：

基於在該通訊設備處接收的一第一訊號，利用一卡爾曼濾波器來產生用於一當前時間步的一通道的一初始通道估計；

利用一神經網路來推斷該當前時間步的該初始通道估計的一殘差；及

基於該殘差來更新該當前時間步的該初始通道估計。

【請求項10】根據請求項9之裝置，其中：

該當前時間步的該初始通道估計包括一均值和一協方差；及

該殘差包括基於該初始通道估計的該均值的一殘差均值和基於該初始通道估計的該協方差的一殘差協方差。

【請求項11】根據請求項9之裝置，其中該等指令的執行亦使得該裝置進行以下操作：產生該當前時間步的該初始通道估計；及基於該當前時間步的一通道觀測來推斷該殘差。

【請求項12】根據請求項11之裝置，其中該等指令的執行亦使得該裝置進行以下操作：根據一引導頻符號或一資料符號產生該通道觀測，其中該引導頻符號或該資料符號的一波形是經由對一先前引導頻符號或一先前資料符號進行解碼而已知的。

【請求項13】根據請求項11之裝置，其中該等指令的執行亦使得該裝置進行以下操作：在沒有接收到一引導頻符號的情況下基於一合成引導頻估計來產生該通道觀測。

【請求項14】根據請求項9之裝置，其中該等指令的執行亦使得該裝置進行以下操作：

基於更新該初始通道估計來產生一實際通道估計；及

基於該實際通道估計來對在該通道上接收的一第二訊號進行解碼。

【請求項15】根據請求項9之裝置，其中該等指令的執行亦使得該裝置進行以下操作：基於來自一先前時間步的一實際通道估計來產生用於該當前時間步的該初始通道估計。

【請求項16】根據請求項9之裝置，其中該神經網路是一遞迴神經網路。

【請求項17】一種在一通訊設備處的具有記錄在其上的程式碼的非暫時性電腦可讀取媒體，該程式碼由一處理器執行並且包括：

用於基於在該通訊設備處接收的一第一訊號，利用一卡爾曼濾波器來產生用於一當前時間步的一通道的一初始通道估計的程式碼；

用於利用一神經網路來推斷該當前時間步的該初始通道估計的一殘差的程式碼；及

用於基於該殘差來更新該當前時間步的該初始通道估計的程式碼。

【請求項18】根據請求項17之非暫時性電腦可讀取媒體，其中：

該當前時間步的該初始通道估計包括一均值和一協方差；及

該殘差包括基於該初始通道估計的該均值的一殘差均值和基於該初始通道估計的該協方差的一殘差協方差。

【請求項19】根據請求項17之非暫時性電腦可讀取媒體，其中該程式碼亦包括用於進行以下操作的程式碼：產生該當前時間步的該初始通道估計；及基於該當前時間步的一通道觀測來推斷該殘差。

【請求項20】根據請求項19之非暫時性電腦可讀取媒體，其中該程式碼亦包括用於進行以下操作的程式碼：根據

一引導頻符號或一資料符號產生該通道觀測，其中該引導頻符號或該資料符號的一波形是經由對一先前引導頻符號或一先前資料符號進行解碼而已知的。

【請求項21】根據請求項19之非暫時性電腦可讀取媒體，其中該程式碼亦包括用於進行以下操作的程式碼：在沒有接收到一引導頻符號的情況下基於一合成引導頻估計來產生該通道觀測。

【請求項22】根據請求項17之非暫時性電腦可讀取媒體，其中該程式碼亦包括：

用於基於更新該初始通道估計來產生一實際通道估計的程式碼；及

用於基於該實際通道估計來對在該通道上接收的一第二訊號進行解碼的程式碼。

【請求項23】根據請求項17之非暫時性電腦可讀取媒體，其中該程式碼亦包括用於進行以下操作的程式碼：基於來自一先前時間步的一實際通道估計來產生用於該當前時間步的該初始通道估計。

【請求項24】根據請求項17之非暫時性電腦可讀取媒體，其中該神經網路是一遞迴神經網路。

【請求項25】一種在一通訊設備處的裝置，包括：

用於基於在該通訊設備處接收的一第一訊號，利用一卡爾曼濾波器來產生用於一當前時間步的一通道的一初始通道估計的單元；

用於利用一神經網路來推斷該當前時間步的該初始通

道估計的一殘差的單元；及

用於基於該殘差來更新該當前時間步的該初始通道估計的單元。

【請求項26】根據請求項25之裝置，其中：

該當前時間步的該初始通道估計包括一均值和一協方差；及

該殘差包括基於該初始通道估計的該均值的一殘差均值和基於該初始通道估計的該協方差的一殘差協方差。

【請求項27】根據請求項25之裝置，亦包括用於進行以下操作的單元：產生該當前時間步的該初始通道估計；及基於該當前時間步的一通道觀測來推斷該殘差。

【請求項28】根據請求項27之裝置，亦包括：用於根據一引導頻符號或一資料符號產生該通道觀測的單元，其中該引導頻符號或該資料符號的一波形是經由對一先前引導頻符號或一先前資料符號進行解碼而已知的。

【請求項29】根據請求項27之裝置，亦包括：用於在沒有接收到一引導頻符號的情況下基於一合成引導頻估計來產生該通道觀測的單元。

【請求項30】根據請求項25之裝置，亦包括：

用於基於更新該初始通道估計來產生一實際通道估計的單元；及

用於基於該實際通道估計來對在該通道上接收的一第二訊號進行解碼的單元。

【發明圖式】

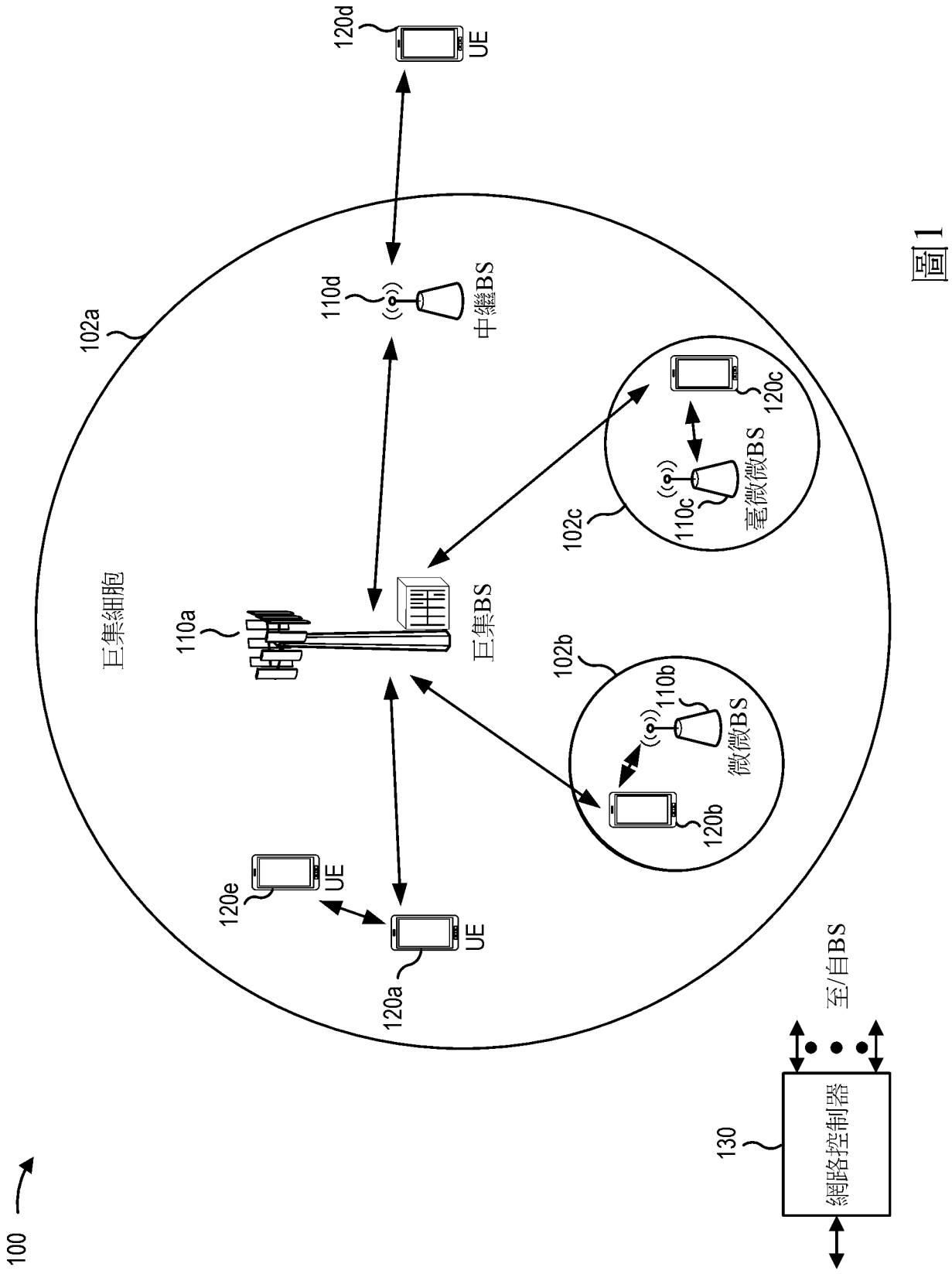

100
102a
巨集細胞
110a
巨集BS
102b
110b
微微BS
120b
102c
110c
毫微微BS
120c
110d
中繼BS
120d
UE
120e
UE
120a
UE
130
網路控制器
至/自BS

圖1

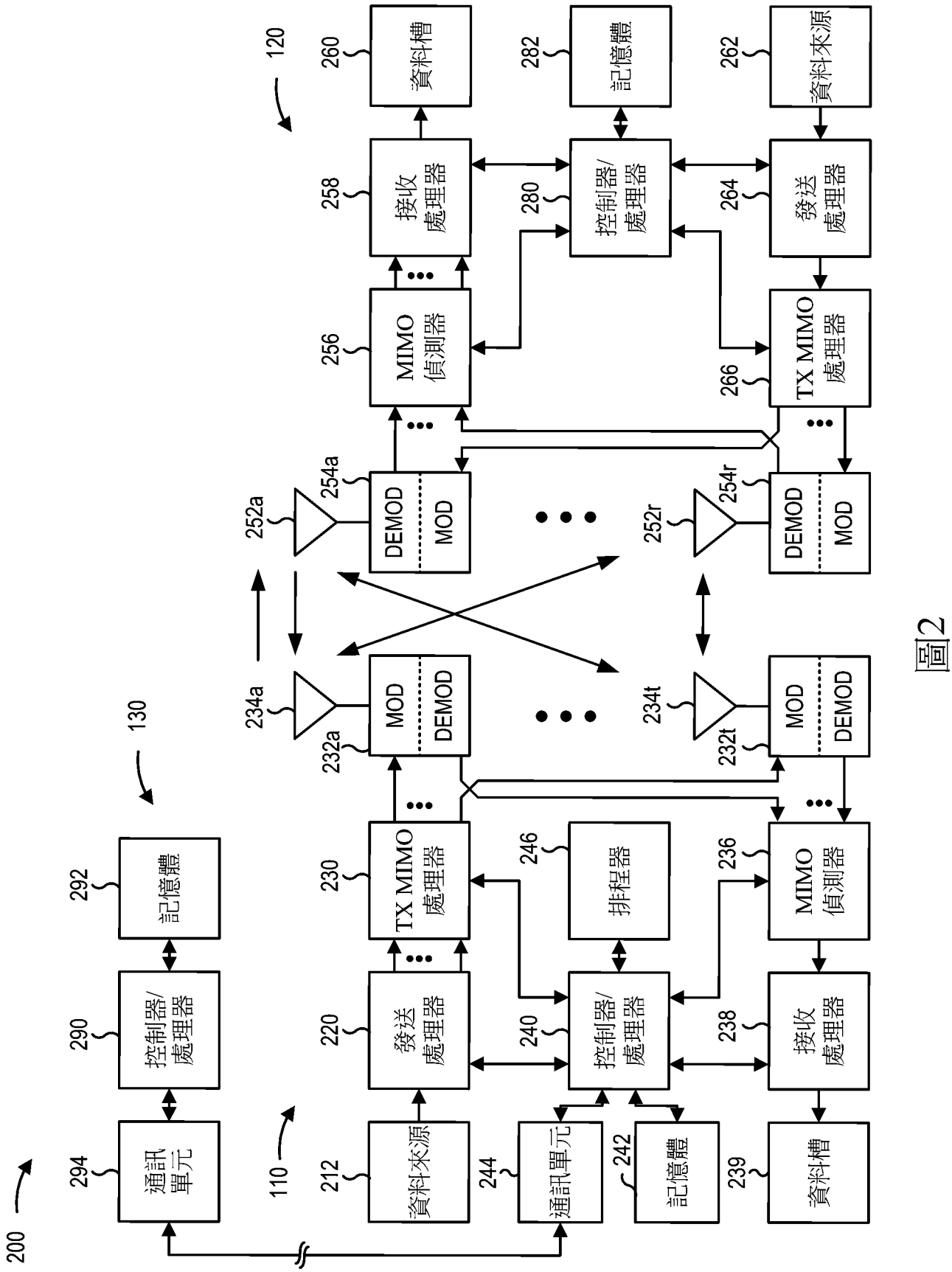

200
110
120
130
294
通訊單元
290
控制器/處理器
292
記憶體
212
資料來源
220
發送處理器
230
TX MIMO處理器
234a
232a
MOD
DEMOD
252a
254a
DEMOD
MOD
256
MIMO偵測器
258
接收處理器
260
資料槽
244
通訊單元
240
控制器/處理器
246
排程器
242
記憶體
238
接收處理器
236
MIMO偵測器
239
資料槽
234t
232t
252r
254r
266
TX MIMO處理器
264
發送處理器
280
控制器/處理器
282
記憶體
262
資料來源

圖2

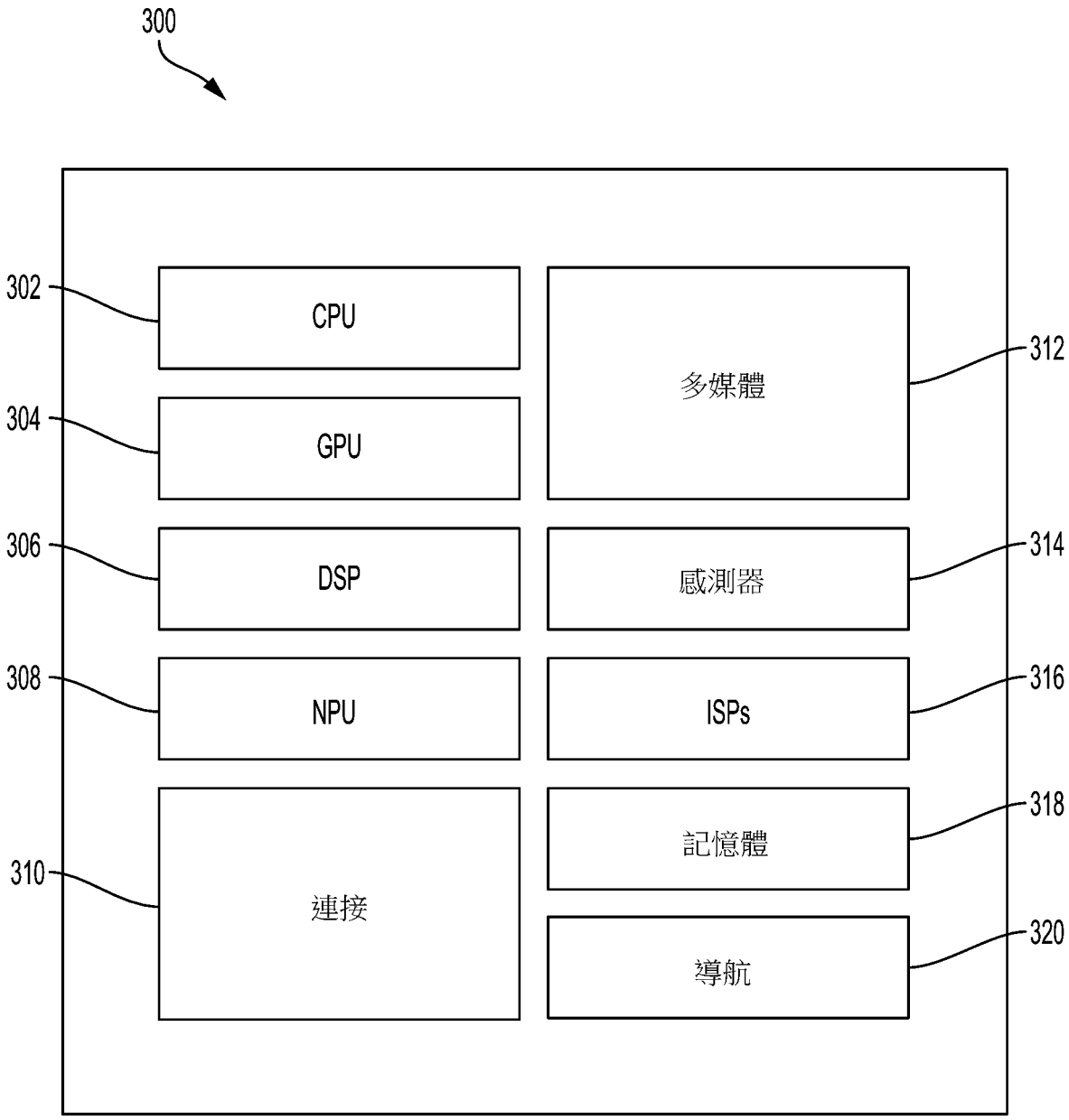

300
302
CPU
304
GPU
306
DSP
308
NPU
310
連接
312
多媒體
314
感測器
316
ISPs
318
記憶體
320
導航

圖3

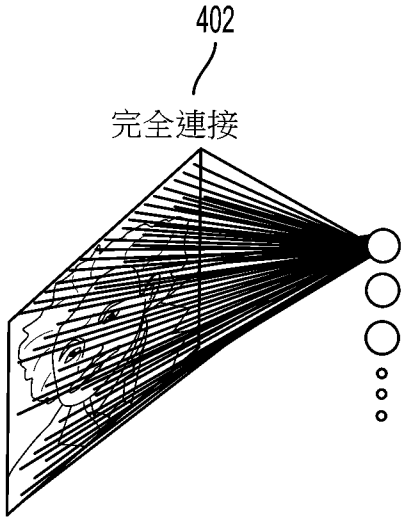


圖4A

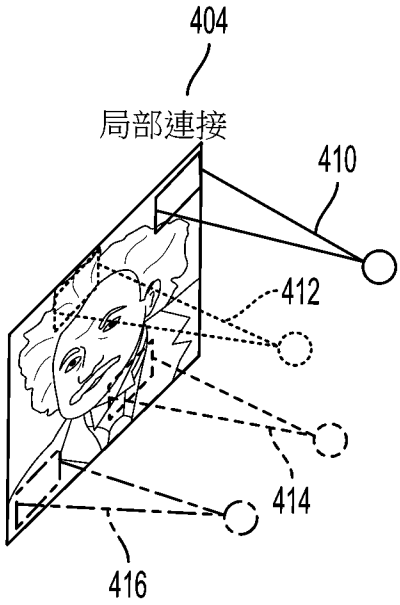


圖4B

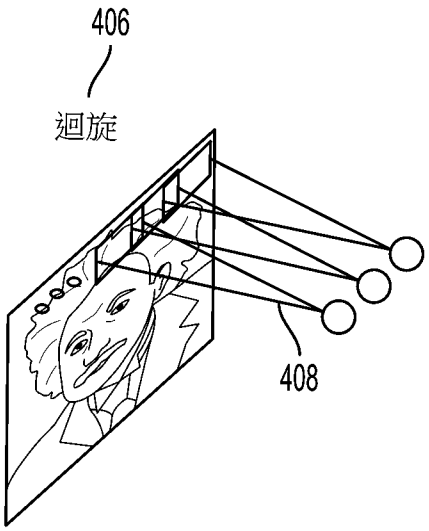


圖4C

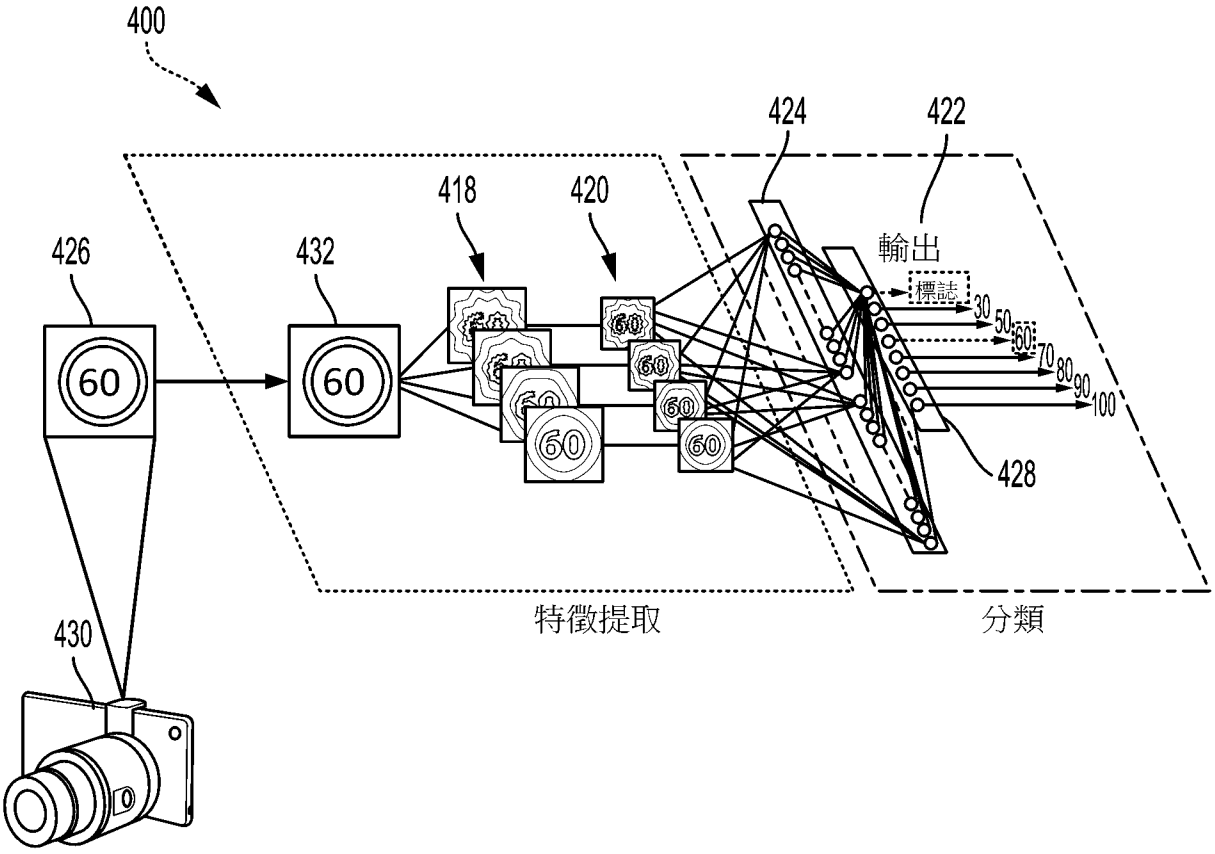

400
424
422
418
420
426
432
輸出
標誌
30
50
60
70
80
90
100
428
430
特徵提取
分類

圖4D

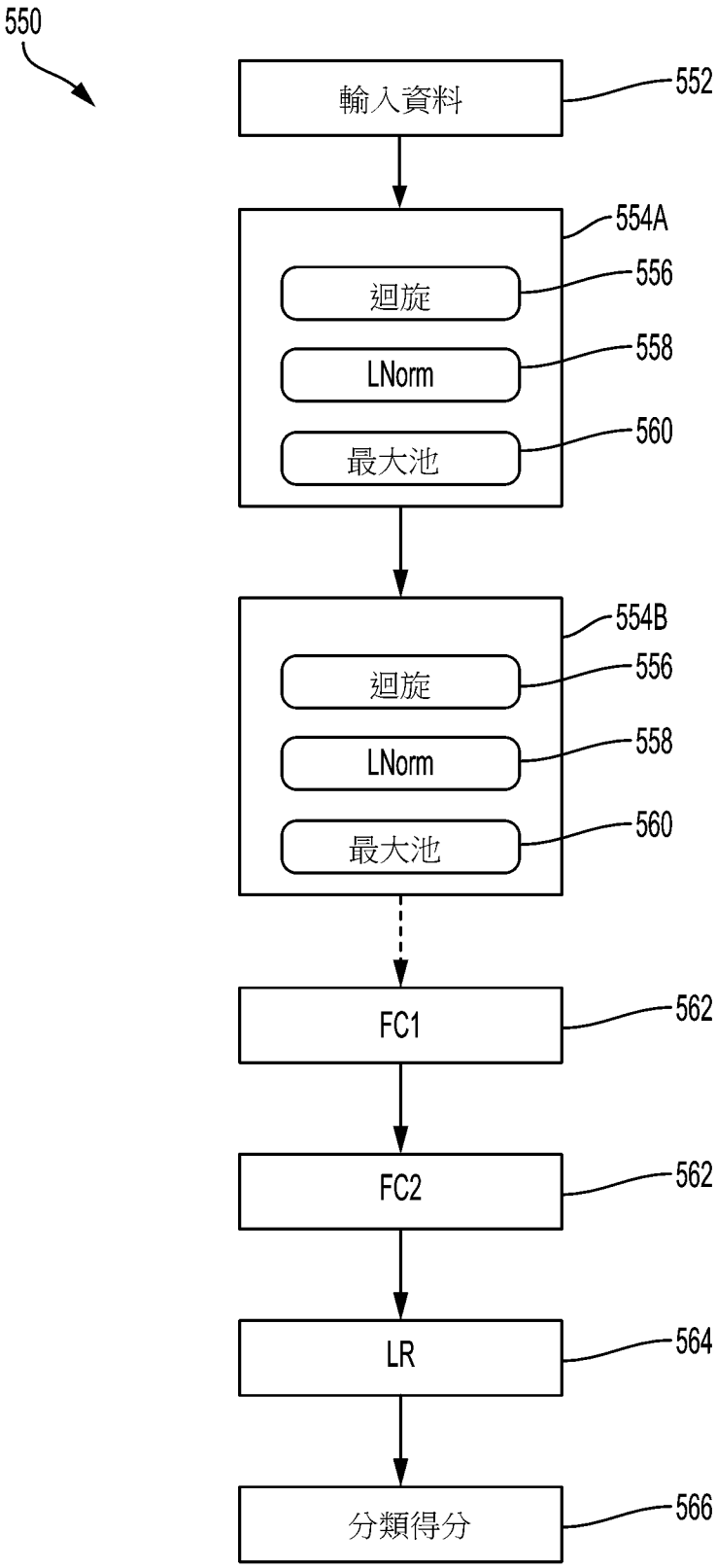

550
輸入資料
552
554A
迴旋
556
LNorm
558
最大池
560
554B
迴旋
556
LNorm
558
最大池
560
FC1
562
FC2
562
LR
564
分類得分
566

圖5

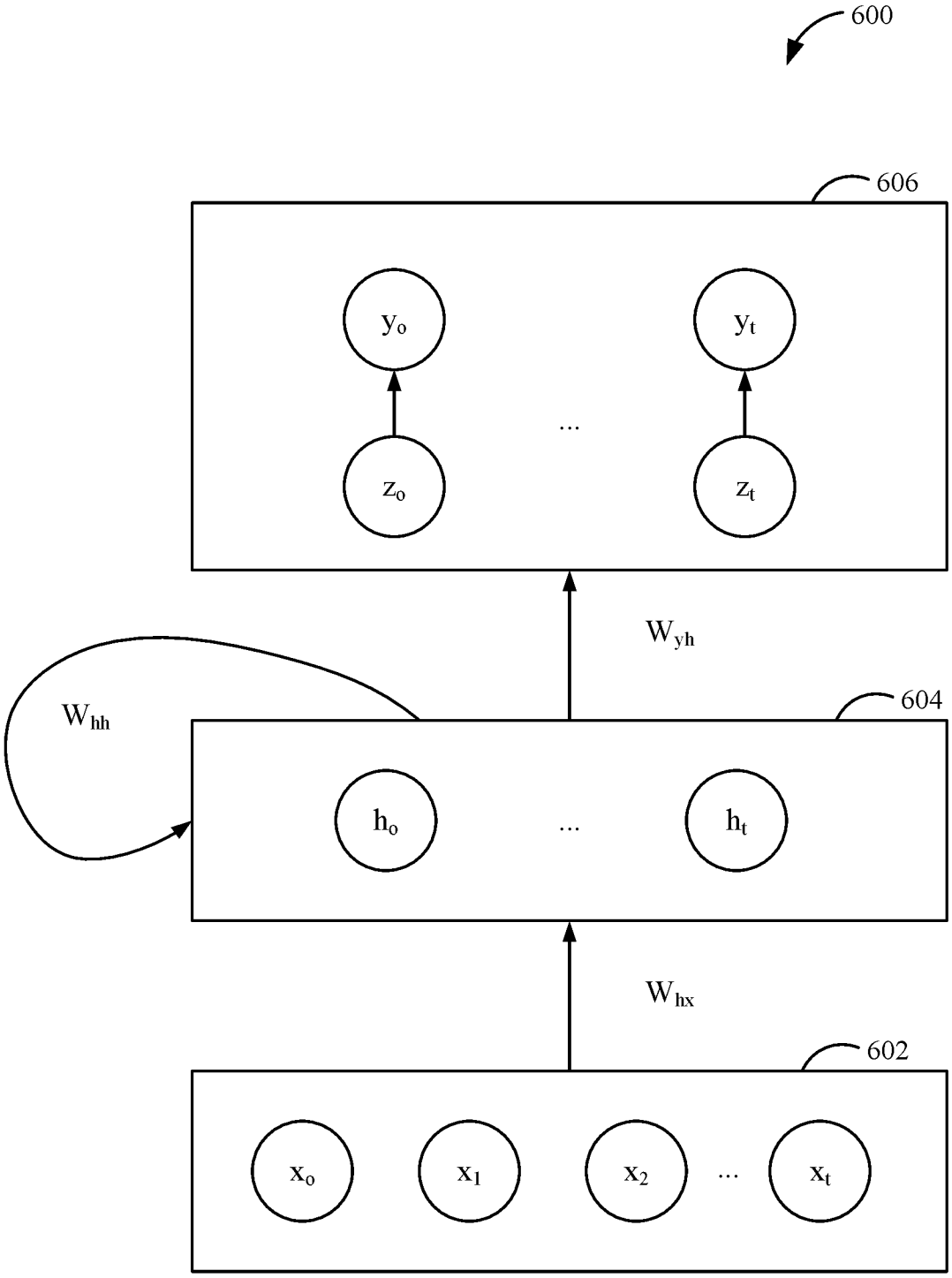


圖6

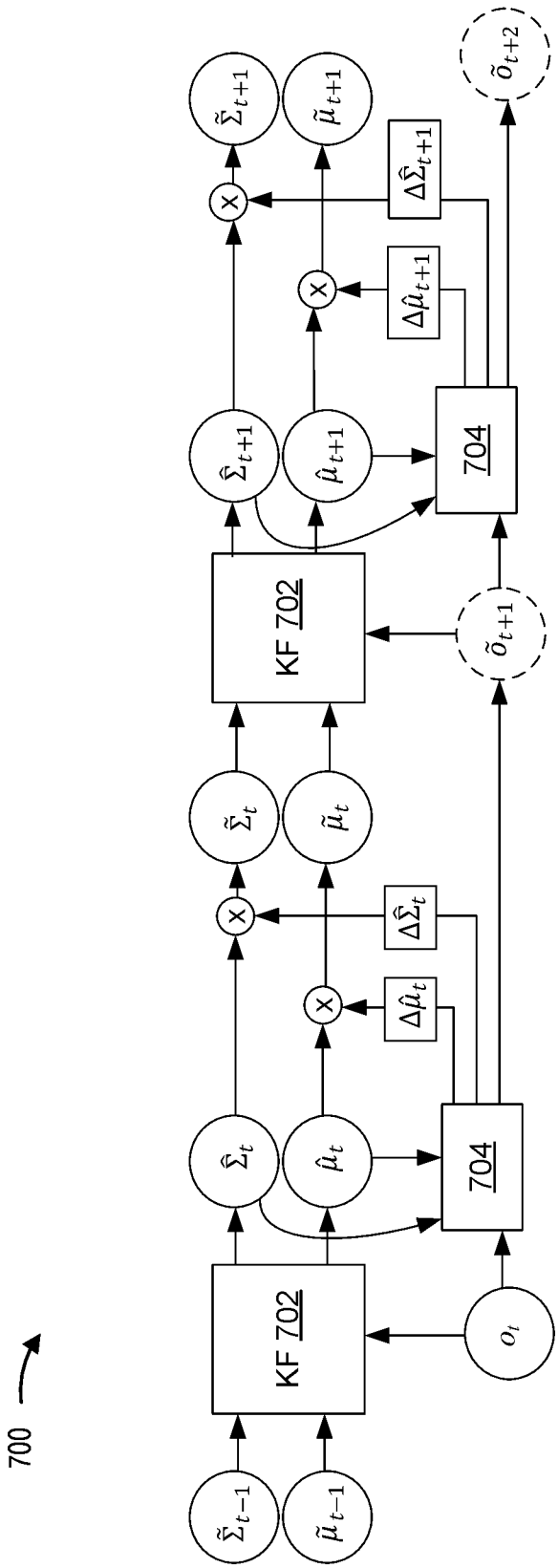


圖7

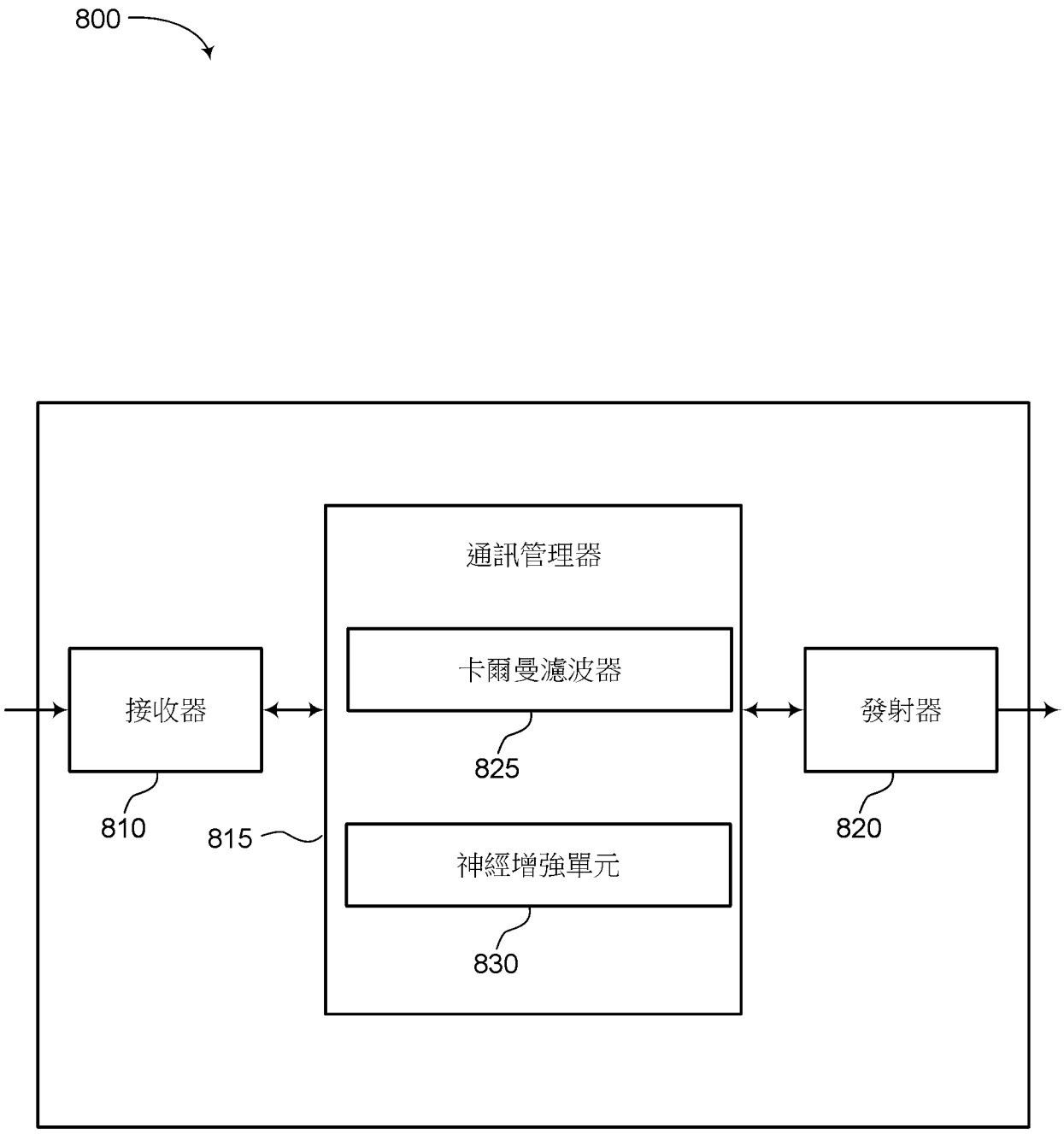


圖8

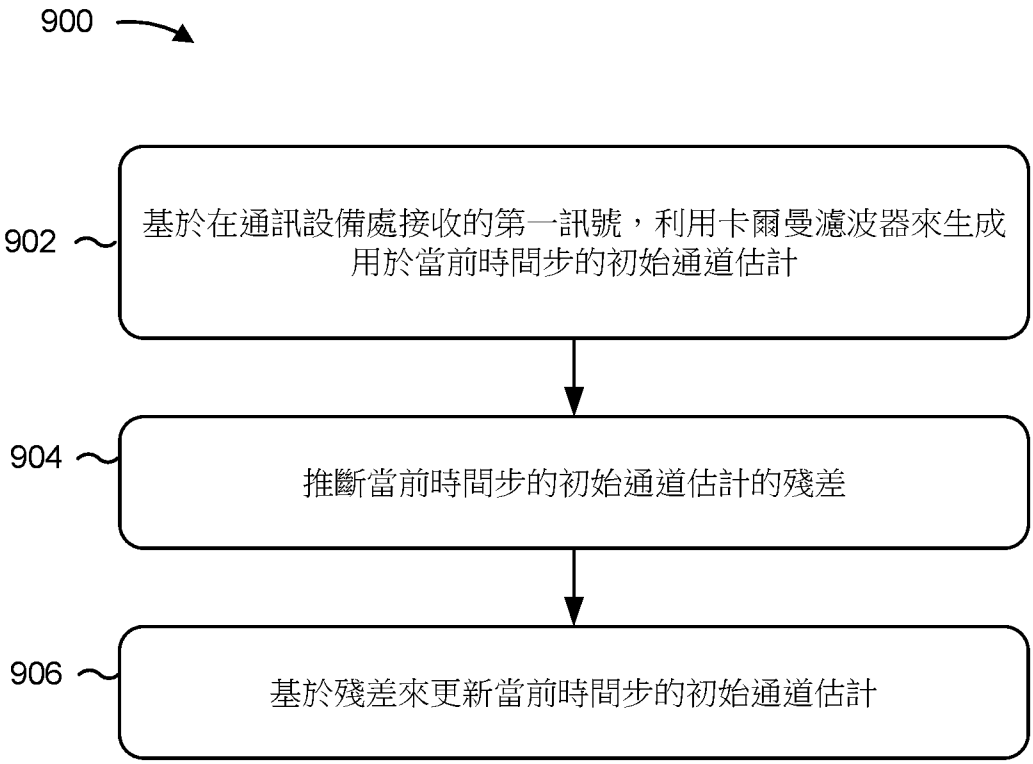

900
902
基於在通訊設備處接收的第一訊號，利用卡爾曼濾波器來生成用於當前時間步的初始通道估計
904
推斷當前時間步的初始通道估計的殘差
906
基於殘差來更新當前時間步的初始通道估計

圖9