



(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 201541374 A

(43)公開日：中華民國 104 (2015) 年 11 月 01 日

(21)申請案號：104105879

(22)申請日：中華民國 104 (2015) 年 02 月 24 日

(51)Int. Cl. : *G06N7/00 (2006.01)* *G06N99/00 (2010.01)*

(30)優先權：2014/02/21 美國 61/943,147

2014/03/06 美國 61/949,154

2014/05/19 美國 14/281,220

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

美國

(72)發明人：汪新 WANG, XIN (CN)；貝哈巴迪巴迪亞費拉 BEHABADI, BARDIA FALLAH

(US)；科西羅賽司阿米爾 KHOSROWSHAHI, AMIR (US)

(74)代理人：李世章

申請實體審查：無 申請專利範圍項數：30 項 圖式數：16 共 69 頁

(54)名稱

用於隨機尖峰貝氏網路的基於事件的推斷和學習

EVENT-BASED INFERENCE AND LEARNING FOR STOCHASTIC SPIKING BAYESIAN NETWORKS

(57)摘要

一種執行基於事件的貝氏推斷和學習的方法包括在每個節點處接收輸入事件。該方法亦包括將偏置權重及/或連接權重應用於輸入事件以獲得中間值。該方法進一步包括基於中間值來決定節點狀態。此外，該方法包括基於節點狀態來計算表示後驗概率的輸出事件率以根據隨機點程序來產生輸出事件。

A method of performing event-based Bayesian inference and learning includes receiving input events at each node. The method also includes applying bias weights and/or connection weights to the input events to obtain intermediate values. The method further includes determining a node state based on the intermediate values. Further still, the method includes computing an output event rate representing a posterior probability based on the node state to generate output events according to a stochastic point process.

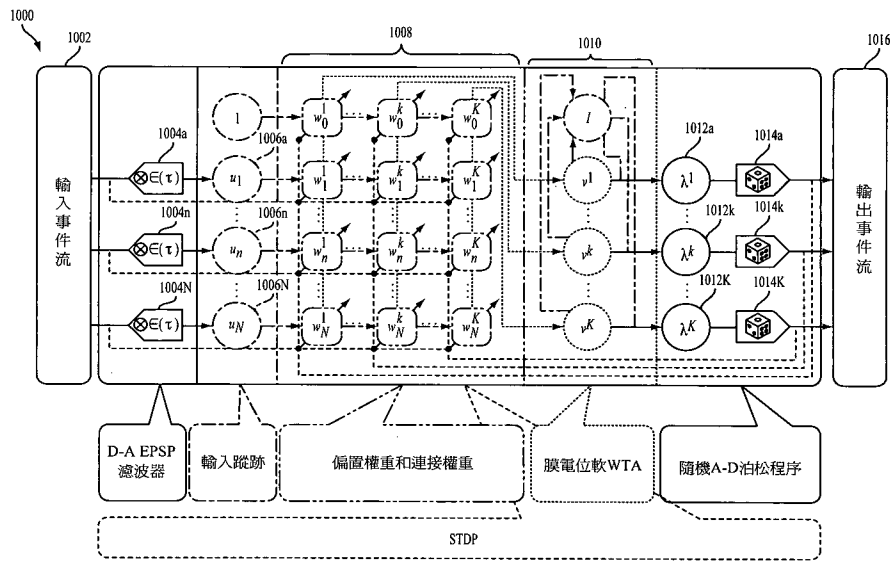


圖10

- 1000 . . . 架構
- 1002 . . . 輸入事件流
- 1004a . . . 濾波器
- 1004N . . . 濾波器
- 1006a . . . 輸入蹤跡
- 1006N . . . 輸入蹤跡
- 1008 . . . 偏置權重及/或連接權重
- 1010 . . . 節點狀態
- 1012a . . . 輸出節點
- 1012k . . . 輸出節點
- 1012K . . . 輸出節點
- 1014a . . . 濾波器
- 1014k . . . 濾波器
- 1014K . . . 濾波器
- 1016 . . . 輸出事件流

201541374

發明摘要

※ 申請案號：104105879

※ 申請日：104 年 2 月 24 日

※IPC 分類：G06N 7/00 (2006.01)
G06N 99/00 (2010.01)

【發明名稱】（中文/英文）

用於隨機尖峰貝氏網路的基於事件的推斷和學習

EVENT-BASED INFERENCE AND LEARNING FOR
STOCHASTIC SPIKING BAYESIAN NETWORKS

【中文】

一種執行基於事件的貝氏推斷和學習的方法包括在每個節點處接收輸入事件。該方法亦包括將偏置權重及/或連接權重應用於輸入事件以獲得中間值。該方法進一步包括基於中間值來決定節點狀態。此外，該方法包括基於節點狀態來計算表示後驗概率的輸出事件率以根據隨機點程序來產生輸出事件。

【英文】

A method of performing event-based Bayesian inference and learning includes receiving input events at each node. The method also includes applying bias weights and/or connection weights to the input events to obtain intermediate values. The method further includes determining a node state based on the intermediate values. Further still, the method includes computing an output event rate representing a posterior probability based on

the node state to generate output events according to a stochastic point process.

【代表圖】

【本案指定代表圖】：第（ 10 ）圖。

【本代表圖之符號簡單說明】：

1000 架構

1002 輸入事件流

1004a 濾波器

1004N 濾波器

1006a 輸入蹤跡

1006N 輸入蹤跡

1008 偏置權重及/或連接權重

1010 節點狀態

1012a 輸出節點

1012k 輸出節點

1012K 輸出節點

1014a 濾波器

1014k 濾波器

1014K 濾波器

1016 輸出事件流

【本案若有化學式時，請揭示最能顯示發明特徵的化學式】：

無

發明專利說明書

(本說明書格式、順序，請勿任意更動)

【發明名稱】 (中文/英文)

用於隨機尖峰貝氏網路的基於事件的推斷和學習

EVENT-BASED INFERENCE AND LEARNING FOR
STOCHASTIC SPIKING BAYESIAN NETWORKS

【相關申請案的交叉引用】

【0001】 本專利申請案主張於2014年2月21日提出申請的美國臨時專利申請案第61/943,147號和於2014年3月6日提出申請的美國臨時專利申請案第61/949,154號的權益，以上公開經由全文引用明確納入於此。

【技術領域】

【0002】 本案的某些態樣一般係關於神經系統工程，尤其係關於用於隨機尖峰貝氏網路的基於事件的推斷和學習的系統和方法。

【先前技術】

【0003】 可包括一群互連的人工神經元（即神經元模型）的人工神經網路是一種計算設備或者表示將由計算設備執行的方法。人工神經網路可具有生物學神經網路中的對應的結構及/或功能。然而，人工神經網路可為其中傳統計算技術是麻煩的、不切實際的、或不勝任的某些應用提供創新且有用的計算技術。由於人工神經網路能從觀察中推斷出功能，因此此類網路在因任務或資料的複雜度使得經由習知技術來設計

該功能較為麻煩的應用中是特別有用的。

【發明內容】

【0004】在本案的一態樣，一種方法執行基於事件的貝氏推斷和學習。該方法包括在一群節點之每一者節點處接收輸入事件。該方法亦包括將偏置權重及/或連接權重應用於輸入事件以獲得中間值。另外，該方法包括基於中間值來決定節點狀態。該方法進一步包括基於節點狀態來計算表示後驗概率的輸出事件率以根據隨機點程序來產生輸出事件。

【0005】在本案的另一態樣，一種裝置執行基於事件的貝氏推斷和學習。該裝置包括記憶體以及一或多個處理器。該（等）處理器耦合至記憶體。該（等）處理器被配置成在一組節點之每一者節點處接收輸入事件。該（等）處理器亦被配置成將偏置權重及/或連接權重應用於輸入事件以獲得中間值。另外，該（等）處理器被配置成基於中間值來決定節點狀態。該（等）處理器被進一步配置成基於節點狀態來計算表示後驗概率的輸出事件率以根據隨機點程序來產生輸出事件。

【0006】在又一態樣，揭示一種用於執行基於事件的貝氏推斷和學習的設備。該設備具有用於在一組節點之每一者節點處接收輸入事件的裝置。該設備亦具有用於將偏置權重及/或連接權重應用於輸入事件以獲得中間值的裝置。另外，該設備具有用於基於中間值來決定節點狀態的裝置。此外，該設備具有用於基於節點狀態來計算表示後驗概率的輸出事件率以根據隨機點程序來產生輸出事件的裝置。

【0007】 在本案的再另一態樣，揭示一種用於執行基於事件的貝氏推斷和學習的電腦程式產品。該電腦程式產品包括其上編碼有程式碼的非瞬態電腦可讀取媒體。該程式碼包括用於在一組節點之每一者節點處接收輸入事件的程式碼。該程式碼亦包括用於將偏置權重及/或連接權重應用於輸入事件以獲得中間值的程式碼。另外，該程式碼包括用於基於中間值來決定節點狀態的程式碼。該程式碼進一步包括用於基於節點狀態來計算表示後驗概率的輸出事件率以根據隨機點程序來產生輸出事件的程式碼。

【0008】 這已較寬泛地勾勒出本案的特徵和技術優勢以便下面的詳細描述可以被更好地理解。本案的其他特徵和優點將在下文描述。熟習此項技術者應該領會，本案可容易地被用作修改或設計用於實施與本案相同的目的的其他結構的基礎。熟習此項技術者亦應認識到，此類等效構造並不脫離所附請求項中所闡述的本案的教導。被認為是本案的特性的新穎特徵在其組織和操作方法兩態樣連同進一步的目的和優點在結合附圖來考慮以下描述時將被更好地理解。然而，要清楚理解的是，提供每一幅附圖均僅用於圖示和描述目的，且無意作為對本案的限定的定義。

【圖式簡單說明】

【0009】 在結合附圖理解下面闡述的詳細描述時，本案的特徵、本質和優點將變得更加明顯，在附圖中，相同元件符號始終作相應標識。

【0010】 圖1圖示根據本案的某些態樣的示例神經元網路。

【0011】圖2圖示根據本案的某些態樣的計算網路（神經系統或神經網路）的處理單元（神經元）的示例。

【0012】圖3圖示根據本案的某些態樣的尖峰定時依賴可塑性（STDP）曲線的示例。

【0013】圖4圖示根據本案的某些態樣的用於定義神經元模型的行為的正態相和負態相的示例。

【0014】圖5圖示根據本案的某些態樣的使用通用處理器來設計神經網路的示例實現。

【0015】圖6圖示根據本案的某些態樣的設計其中記憶體可以與個體的分散式處理單元對接的神經網路的示例實現。

【0016】圖7圖示根據本案的某些態樣的基於分散式記憶體和分散式處理單元來設計神經網路的示例實現。

【0017】圖8圖示根據本案的某些態樣的神經網路的示例實現。

【0018】圖9是圖示根據本案的各態樣的貝氏網路的方塊圖。

【0019】圖10是圖示根據本案的各態樣的用於執行基於事件的貝氏推斷和學習的示例性架構的方塊圖。

【0020】圖11是圖示根據本案的各態樣的用於執行基於事件的貝氏推斷和學習的示例性模組的方塊圖。

【0021】圖12是圖示根據本案的各態樣的使用用於執行基於事件的貝氏推斷和學習的模組的位址事件表示（AER）感測器的示例性架構的方塊圖。

【0022】圖13A-C圖示根據本案的各態樣的AER感測架構的示例性應用。

【0023】圖14A是圖示隱瑪律科夫模型（HMM）的示圖。

【0024】圖14B是圖示根據本案的各態樣的用於HMM的基於事件的推斷和學習的示例性架構的高級方塊圖。

【0025】圖15是圖示根據本案的各態樣的用於HMM的基於事件的推斷和學習的示例性架構的方塊圖。

【0026】圖16是圖示根據本案的各態樣的用於執行基於事件的貝氏推斷和學習的方法。

【實施方式】

【0027】以下結合附圖闡述的詳細描述意欲作為各種配置的描述，而無意表示可實踐本文中所描述的概念的僅有的配置。本詳細描述包括具體細節以便提供對各種概念的透徹理解。然而，對於熟習此項技術者將顯而易見的是，沒有這些具體細節亦可實踐這些概念。在一些實例中，以方塊圖形式示出眾所周知的結構和元件以避免湮沒此類概念。

【0028】基於本教導，熟習此項技術者應領會，本案的範疇旨在覆蓋本案的任何態樣，不論其是與本案的任何其他態樣相獨立地還是組合地實現的。例如，可以使用所闡述的任何數目的態樣來實現裝置或實踐方法。另外，本案的範疇旨在覆蓋使用作為所闡述的本案的各個態樣的補充或者與之不同的其他結構、功能性、或者結構及功能性來實踐的此類裝置或方法。應當理解，所揭示的本案的任何態樣可由請求項的一或多個元素來實施。

【0029】措辭「示例性」在本文中用於表示「用作示例、實例或圖示」。本文中描述為「示例性」的任何態樣不必被解釋

為優於或勝過其他態樣。

【0030】儘管本文描述了特定方面，但這些態樣的眾多變體和置換落在本案的範疇之內。雖然提到了優選態樣的一些益處和優點，但本案的範疇並非旨在被限定於特定益處、用途或目標。相反，本案的各態樣旨在能寬泛地應用於不同的技術、系統組態、網路和協定，其中一些作為示例在附圖以及以下對優選態樣的描述中圖示。詳細描述和附圖僅僅圖示本案而非限定本案，本案的範疇由所附請求項及其等效技術方案來定義。

示例神經系統、訓練及操作

【0031】圖1圖示根據本案的某些態樣的具有多級神經元的示例人工神經系統100。神經系統100可具有人工神經系統102，該神經元級102經由突觸連接網路104（亦即，前饋連接）來連接到另一神經元級106。為簡單起見，圖1中僅圖示了兩級神經元，儘管神經系統中可存在更少或更多級神經元。應注意，一些神經元可經由側向連接來連接至同層中的其他神經元。此外，一些神經元可經由回饋連接來後向連接至先前層中的神經元。

【0032】如圖1所圖示的，級102中的每一個神經元可以接收可由前級的神經元（未在圖1中示出）產生的輸入信號108。信號108可表示級102的神經元的輸入電流。該電流可在神經元膜上累積以對膜電位進行充電。當膜電位達到其閾值時，該神經元可激發並產生輸出尖峰，該輸出尖峰將被傳遞到下一級神經元（例如，級106）。在某些建模辦法中，神經元可

以連續地向下一級神經元傳遞信號。該信號通常是膜電位的函數。此類行為可在硬體及/或軟體（包括類比和數位實現，諸如以下所述那些實現）中進行模擬或模仿。

【0033】在生物學神經元中，在神經元激發時產生的輸出尖峰被稱為動作電位。該電信號是相對迅速、瞬態的神經衝激，其具有約為100 mV的振幅和約為1 ms的歷時。在具有一系列連通的神經元（例如，尖峰從圖1中的一級神經元傳遞至另一級神經元）的神經系統的特定實施例中，每個動作電位皆具有基本上相同的振幅和歷時，並且因此該信號中的資訊可僅由尖峰的頻率和數目、或尖峰的時間來表示，而不由振幅來表示。動作電位所攜帶的資訊可由尖峰、發放了尖峰的神經元、以及該尖峰相對於一個或數個其他尖峰的時間來決定。尖峰的重要性可由向各神經元之間的連接所應用的權重來決定，如以下所解釋的。

【0034】尖峰從一級神經元向另一級神經元的傳遞可經由突觸連接（或簡稱「突觸」）網路104來達成，如圖1中所圖示的。相對於突觸104，級102的神經元可被視為突觸前神經元，而級106的神經元可被視為突觸後神經元。突觸104可接收來自級102的神經元的輸出信號（亦即，尖峰），並根據可調節突觸權重 $w_1^{(i,i+1)}$ 、...、 $w_P^{(i,i+1)}$ 來按比例縮放那些信號，其中 P 是級102的神經元與級106的神經元之間的突觸連接的總數，並且 i 是神經元級的指示符。在圖1的示例中， i 表示神經元級102並且 $i+1$ 表示神經元級106。此外，經按比例縮放的信號可被組合以作為級106中每個神經元的輸入信號。級106之每一者神

經元可基於對應的組合輸入信號來產生輸出尖峰110。可使用另一突觸連接網路（圖1中未圖示）將這些輸出尖峰110傳遞到另一級神經元。

【0035】生物學突觸可以仲裁突觸後神經元中的興奮性或抑制性（超級化）動作，並且亦可用於放大神經元信號。興奮性信號使膜電位去極化（亦即，相對於靜息電位增大膜電位）。若在某個時間段內接收到足夠的興奮性信號以使膜電位去極化到高於閾值，則在突觸後神經元中發生動作電位。相反，抑制性信號一般使膜電位超極化（亦即，降低膜電位）。抑制性信號若足夠強則可抵消掉興奮性信號之和並阻止膜電位到達閾值。除了抵消掉突觸興奮以外，突觸抑制亦可對自發活躍神經元施加強力的控制。自發活躍神經元是指在沒有進一步輸入的情況下（例如，由於其動態或回饋而）發放尖峰的神經元。經由壓制這些神經元中的動作電位的自發產生，突觸抑制可對神經元中的激發模式進行定形，這一般被稱為雕刻。取決於期望的行為，各種突觸104可充當興奮性或抑制性突觸的任何組合。

【0036】神經系統100可由通用處理器、數位信號處理器（DSP）、特殊應用積體電路（ASIC）、現場可程式設計閘陣列（FPGA）或其他可程式設計邏輯裝置（PLD）、個別閘或電晶體邏輯、個別的硬體元件、由處理器執行的軟體模組、或其任何組合來模擬。神經系統100可用在大範圍的應用中，諸如影像和模式辨識、機器學習、電機控制、及類似應用等。神經系統100中的每一神經元可被實現為神經元電路。被充電至

發起輸出尖峰的閾值的神經元膜可被實現為例如對流經其的電流進行積分的電容器。

【0037】 在一態樣，電容器作為神經元電路的電流積分裝置可被除去，並且可使用較小的憶阻器元件來替代它。這種辦法可應用於神經元電路中，以及其中大容量電容器被用作電流積分器的各種其他應用中。另外，每個突觸104可基於憶阻器元件來實現，其中突觸權重改變可與憶阻器電阻的變化有關。使用奈米特徵尺寸的憶阻器，可顯著地減小神經元電路和突觸的面積，這可使得實現大規模神經系統硬體實現更為切實可行。

【0038】 對神經系統100進行模擬的神經處理器的功能性可取決於突觸連接的權重，這些權重可控制神經元之間的連接的強度。突觸權重可儲存在非揮發性記憶體中以在掉電之後保留該處理器的功能性。在一態樣，突觸權重記憶體可實現在與主神經處理器晶片分開的外部晶片上。突觸權重記憶體可與神經處理器晶片分開地封裝成可更換的儲存卡。這可向神經處理器提供多種多樣的功能性，其中特定功能性可基於當前附連至神經處理器的儲存卡中所儲存的突觸權重。

【0039】 圖2圖示根據本案的某些態樣的計算網路（例如，神經系統或神經網路）的處理單元（例如，神經元或神經元電路）202的示例性示圖200。例如，神經元202可對應於來自圖1的級102和106的任何神經元。神經元202可接收多個輸入信號204₁-204_N，這些輸入信號可以是該神經系統外部的信號、或是由同一神經系統的其他神經元所產生的信號、或這兩者

。輸入信號可以是電流、電導、電壓、實數值的及/或複數值的。輸入信號可包括具有定點或浮點表示的數值。可經由突觸連接將這些輸入信號遞送到神經元202，突觸連接根據可調節突觸權重 206_1-206_N ($W_1.W_N$) 對這些信號進行按比例縮放，其中N可以是神經元202的輸入連接總數。

【0040】神經元202可組合這些經按比例縮放的輸入信號，並且使用組合的經按比例縮放的輸入來產生輸出信號208 (亦即，信號Y)。輸出信號208可以是電流、電導、電壓、實數值的及/或複數值的。輸出信號可以是具有定點或浮點表示的數值。隨後該輸出信號208可作為輸入信號傳遞至同一神經系統的其他神經元、或作為輸入信號傳遞至同一神經元202、或作為該神經系統的輸出來傳遞。

【0041】處理單元 (神經元) 202可由電路來模擬，並且其輸入和輸出連接可由具有突觸電路的電連接來模擬。處理單元202及其輸入和輸出連接亦可由軟體代碼來模擬。處理單元202亦可由電路來模擬，而其輸入和輸出連接可由軟體代碼來模擬。在一態樣，計算網路中的處理單元202可以是類比電路。在另一態樣，處理單元202可以是數位電路。在又一態樣，處理單元202可以是具有類比和數位元件兩者的混合信號電路。計算網路可包括任何前述形式的處理單元。使用此類處理單元的計算網路 (神經系統或神經網路) 可用在大範圍的應用中，諸如影像和模式辨識、機器學習、電機控制、及類似應用等。

【0042】在神經網路的訓練程序期間，突觸權重 (例如，來

自圖1的權重 $w_1^{(i,i+1)}$ 、...、 $w_P^{(i,i+1)}$ 及/或來自圖2的權重 206₁-206_N) 可用隨機值來初始化並根據學習規則而被增大或減小。熟習此項技術者將領會，學習規則的示例包括但不限於尖峰定時依賴可塑性 (STDP) 學習規則、Hebb規則、Oja規則、Bienenstock-Copper-Munro (BCM) 規則等。在某些態樣，這些權重可穩定或收斂至兩個值 (亦即，權重的雙峰分佈) 之一。該效應可被用於減少每個突觸權重的位數、提高從/向儲存突觸權重的記憶體讀取和寫入的速度、以及降低突觸記憶體的功率及/或處理器消耗。

突觸類型

【0043】 在神經網路的硬體和軟體模型中，突觸相關功能的處理可基於突觸類型。突觸類型可以是非可塑突觸 (權重和延遲沒有改變)、可塑突觸 (權重可改變)、結構化延遲可塑突觸 (權重和延遲可改變)、全可塑突觸 (權重、延遲和連通性可改變)、以及基於此的變型 (例如，延遲可改變，但在權重或連通性態樣沒有改變)。多種類型的優點在於處理可以被細分。例如，非可塑突觸不會使用待執行的可塑性功能 (或等待此類功能完成)。類似地，延遲和權重可塑性可被細分成可一起或分開地、順序地或並行地運作的操作。不同類型的突觸對於適用的每一種不同的可塑性類型可具有不同的查閱資料表或公式以及參數。因此，這些方法將針對該突觸的類型來存取相關的表、公式或參數。

【0044】 亦進一步牽涉到以下事實：尖峰定時依賴型結構化可塑性可獨立於突觸可塑性地來執行。結構化可塑性即使在

權重幅值沒有改變的情況下（例如，若權重已達最小或最大值、或者其由於某種其他原因而不被改變）亦可被執行，因為結構化可塑性（亦即，延遲改變的量）可以是前-後尖峰時間差的直接函數。替換地，結構化可塑性可被設為權重改變量的函數或者可基於與權重或權重改變的界限有關的條件來設置。例如，突觸延遲可僅在權重改變發生時或者在權重到達0的情況下才改變，但在這些權重為最大值時則不改變。然而，具有獨立函數以使得這些程序能被並行化從而減少記憶體存取的次數和交疊可能是有利的。

突觸可塑性的決定

【0045】神經元可塑性（或簡稱「可塑性」）是大腦中的神經元和神經網路回應於新的資訊、感官刺激、發展、損壞、或機能障礙而改變其突觸連接和行為的能力。可塑性對於生物學中的學習和記憶、以及對於計算神經元科學和神經網路是重要的。已經研究了各種形式的可塑性，諸如突觸可塑性（例如，根據Hebbian理論）、尖峰定時依賴可塑性（STDP）、非突觸可塑性、活躍性依賴可塑性、結構化可塑性和自穩態可塑性。

【0046】STDP是調節神經元之間的突觸連接的強度的學習程序。連接強度是基於特定神經元的輸出與收到輸入尖峰（亦即，動作電位）的相對定時來調節的。在STDP程序下，若至某個神經元的輸入尖峰平均而言傾向於緊挨在該神經元的輸出尖峰之前發生，則可發生長期增強（LTP）。於是使得該特定輸入在一定程度上更強。另一態樣，若輸入尖峰平均而

言傾向於緊接在輸出尖峰之後發生，則可發生長期抑壓（LTD）。於是使得該特定輸入在一定程度上更弱，並由此得名「尖峰定時依賴可塑性」。因此，使得可能是突觸後神經元興奮原因的輸入甚至在將來作出貢獻的可能性更大，而使得不是突觸後尖峰的原因的輸入在將來作出貢獻的可能性更小。該程序繼續，直至初始連接集合的子集保留，而所有其他連接的影響減小至無關緊要的水平。

【0047】由於神經元一般在其許多輸入皆在一短時段內發生（亦即，累積性足以引起輸出）時產生輸出尖峰，因此通常保留下來的輸入子集包括傾向於在時間上相關的那些輸入。另外，由於在輸出尖峰之前發生的輸入被加強，因此提供對相關性的最早充分累積性指示的那些輸入將最終變成至該神經元的最後輸入。

【0048】STDP學習規則可作為突觸前神經元的尖峰時間 $t_{前}$ 與突觸後神經元的尖峰時間 $t_{後}$ 之間的時間差（亦即， $t = t_{後} - t_{前}$ ）的函數來有效地適配將該突觸前神經元連接到該突觸後神經元的突觸的突觸權重。STDP的典型公式化是若該時間差為正（突觸前神經元在突觸後神經元之前激發）則增大突觸權重（亦即，增強該突觸），以及若該時間差為負（突觸後神經元在突觸前神經元之前激發）則減小突觸權重（亦即，抑壓該突觸）。

【0049】在STDP程序中，突觸權重隨時間推移的改變可通常使用指數式衰退來達成，如由下式提供的：

$$\Delta w(t) = \begin{cases} a_+ e^{-t/k_+} + \mu, t > 0 \\ a_- e^{t/k_-}, t < 0 \end{cases}, \tag{1}$$

其中 k_+ 和 k_- 分別是針對正和負時間差的時間常數， a_+ 和 a_- 是對應的比例縮放幅值，並且 μ 是可應用於正時間差及/或負時間差的偏移。

【0050】圖3圖示了根據STDP，突觸權重作為突觸前（pre）和突觸後（post）尖峰的相對定時的函數而改變的示例性示圖300。若突觸前神經元在突觸後神經元之前激發，則對應的突觸權重可被增大，如曲線圖300的部分302中所圖示的。該權重增大可被稱為該突觸的LTP。從曲線圖部分302可觀察到，LTP的量可作為突觸前和突觸後尖峰時間之差的函數而大致呈指數式地下降。相反的激發次序可減小突觸權重，如曲線圖300的部分304中所圖示的，從而導致該突觸的LTD。

【0051】如圖3中的曲線圖300中所圖示的，可向STDP曲線圖的LTP（因果性）部分302應用負偏移 μ 。x軸的交越點306（ $y=0$ ）可被配置成與最大時間滯後重合以考慮到來自層 $i-1$ 的各因果性輸入的相關性。在基於訊框的輸入（亦即，呈特定歷時的包括尖峰或脈衝的訊框的形式的輸入）的情形中，可計算偏移值 μ 以反映訊框邊界。該訊框中的第一輸入尖峰（脈衝）可被視為要麼如直接由突觸後電位所建模地隨時間衰退，要麼在對神經狀態的影響的意義上隨時間衰退。若該訊框中的第二輸入尖峰（脈衝）被視為與特定的時間訊框相關或有關，則該訊框之前和之後的有關時間可經由使STDP曲線的一或多個部分偏移以使得這些有關時間中的值可以不同（例如，

對於大於一個訊框為負，而對於小於一個訊框為正）來在該時間訊框邊界處被分開並在可塑性意義上被不同地對待。例如，負偏移 μ 可被設為偏移LTP以使得曲線實際上在大於訊框時間的pre-post時間處變得低於零並且它由此為LTD而非LTP的一部分。

神經元模型及操作

【0052】 存在一些用於設計有用的尖峰發放神經元模型的一般原理。良好的神經元模型在以下兩個計算態相（regime）態樣可具有豐富的潛在行為：重合性偵測和功能性計算。此外，良好的神經元模型應當具有允許時間編碼的兩個要素：輸入的抵達時間影響輸出時間，以及重合性偵測能具有窄時間窗。最後，為了在計算上是有吸引力的，良好的神經元模型在連續時間上可具有封閉形式解，並且具有穩定的行為，包括在靠近吸引子和鞍點之處。換言之，有用的神經元模型是可實踐且可被用於建模豐富的、現實的且生物學一致的行為並且可被用於對神經電路進行工程設計和反向工程設計兩者的神經元模型。

【0053】 神經元模型可取決於事件，諸如輸入抵達、輸出尖峰或其他事件，無論這些事件是內部的還是外部的。為了達成豐富的行為庫，能展現複雜行為的狀態機可能是期望的。若事件本身的發生在撇開輸入貢獻（若有）的情況下能影響狀態機並約束該事件之後的動態，則該系統的將來狀態並非僅是狀態和輸入的函數，而是狀態、事件和輸入的函數。

【0054】 在一態樣，神經元 n 可被建模為尖峰帶洩漏積分激發

神經元，其膜電壓 $v_n(t)$ 由以下動態來支配：

$$\frac{dv_n(t)}{dt} = \alpha v_n(t) + \beta \sum_m w_{m,n} y_m(t - \Delta t_{m,n}) \tag{2}$$

其中 α 和 β 是參數， $w_{m,n}$ 是將突觸前神經元 m 連接至突觸後神經元 n 的突觸的突觸權重，以及 $y_m(t)$ 是神經元 m 的尖峰發放輸出，其可根據 $\Delta t_{m,n}$ 被延遲達樹突或軸突延遲才抵達神經元 n 的胞體。

【0055】應注意，從建立了對突觸後神經元的充分輸入的時間直至該突觸後神經元實際上激發的時間存在延遲。在動態尖峰神經元模型（諸如Izhikevich簡單模型）中，若在去極化閾值 v 與峰值尖峰電壓 v_{peak} 之間有差量，則可引發時間延遲。例如，在該簡單模型中，神經元胞體動態可由關於電壓和恢復的微分方程對來支配，即：

$$\frac{dv}{dt} = (k(v - v_r)(v - v_r) - u + I) / C \tag{3}$$

$$\frac{du}{dt} = a(b(v - v_r) - u) \tag{4}$$

其中 v 是膜電位， u 是膜恢復變數， k 是描述膜電位 v 的時間尺度的參數， a 是描述恢復變數 u 的時間尺度的參數， b 是描述恢復變數 u 對膜電位 v 的閾下波動的敏感度的參數， v_r 是膜靜息電位， I 是突觸電流，以及 C 是膜的電容。根據該模型，神經元被定義為在 $v > v_{peak}$ 時發放尖峰。

Hunzinger Cold模型

【0056】Hunzinger Cold神經元模型是能再現豐富多樣的各種神經行為的最小雙態相尖峰發放線性動態模型。該模型的一維或二維線性動態可具有兩個態相，其中時間常數（以及

耦合)可取決於態相。在閾下態相中，時間常數(按照慣例為負)表示洩漏通道動態，其一般作用於以生物學一致的線性方式使細胞返回到靜息。閾上態相中的時間常數(按照慣例為正)反映抗洩漏通道動態，其一般驅動細胞發放尖峰，而同時在尖峰產生中引發等待時間。

【0057】如圖4中所圖示的，該模型400的動態可被劃分成兩個(或更多個)態相。這些態相可被稱為負態相402(亦可互換地稱為帶洩漏積分激發(LIF)態相，勿與LIF神經元模型混淆)以及正態相404(亦可互換地稱為抗洩漏積分激發(ALIF)態相，勿與ALIF神經元模型混淆)。在負態相402中，狀態在將來事件的時間趨向於靜息(v_-)。在該負態相中，該模型一般展現出時間輸入偵測性質及其他閾下行爲。在正態相404中，狀態趨向於尖峰發放事件(v_+)。在該正態相中，該模型展現出計算性質，諸如取決於後續輸入事件而引發發放尖峰的等待時間。在事件態樣對動態進行公式化以及將動態分成這兩個態相是該模型的基礎特性。

【0058】線性雙態相二維動態(對於狀態 v 和 u)可按照慣例定義為：

$$\tau_\rho \frac{dv}{dt} = v + q_\rho \tag{5}$$

$$-\tau_u \frac{du}{dt} = u + r \tag{6}$$

其中 q_ρ 和 r 是用於耦合的線性變換變數。

【0059】符號 ρ 在本文中用於標示動態態相，在論述或表達具體態相的關係時，按照慣例對於負態相和正態相分別用符號「-」或「+」來替換符號 ρ 。

【0060】 模型狀態經由膜電位（電壓） v 和恢復電流 u 來定義。在基本形式中，態相在本質上是由模型狀態來決定的。該精確和通用的定義存在一些細微卻重要的態樣，但目前考慮該模型在電壓 v 高於閾值（ v_+ ）的情況下處於正態相404中，否則處於負態相402中。

【0061】 態相依賴型時間常數包括負態相時間常數 τ_- 和正態相時間常數 τ_+ 。恢復電流時間常數 τ_u 通常是與態相無關的。出於方便起見，負態相時間常數 τ_- 通常被指定為反映衰退的負量，從而用於電壓演變的相同運算式可用於正態相，在正態相中指數和 τ_+ 將一般為正，正如 τ_u 那樣。

【0062】 這兩個狀態元素的動態可在發生事件之際經由使狀態偏離其零傾線（null-cline）的變換來耦合，其中變換變數為：

$$q_p = -\tau_p \beta u - v_p \quad (7)$$

$$r = \delta(v + \varepsilon) \quad (8)$$

其中 δ 、 ε 、 β 和 v_- 、 v_+ 是參數。 v_p 的兩個值是這兩個態相的參考電壓的基數。參數 v_- 是負態相的基電壓，並且膜電位在負態相中一般將朝向 v_- 衰退。參數 v_+ 是正態相的基電壓，並且膜電位在正態相中一般將趨向於背離 v_+ 。

【0063】 v 和 u 的零傾線分別由變換變數 q_p 和 r 的負數提供。參數 δ 是控制 u 零傾線的斜率的縮放因數。參數 ε 通常被設為等於 $-v_-$ 。參數 β 是控制這兩個態相中的 v 零傾線的斜率的電阻值。 τ_p 時間常數參數不僅控制指數式衰退，亦單獨地控制每個態相中的零傾線斜率。

【0064】該模型可被定義為在電壓 v 達到值 v_s 時發放尖峰。隨後，狀態可在發生重定事件（其可以與尖峰事件完全相同）之際被復位：

$$v = \hat{v}_- \quad (9)$$

$$u = u + \Delta u \quad (10)$$

其中 $\hat{v}_-$ 和 Δu 是參數。重定電壓 $\hat{v}_-$ 通常被設為 v_- 。

【0065】依照暫態耦合的原理，封閉形式解不僅對於狀態是可能的（且具有單個指數項），而且對於到達特定狀態的時間亦是可能的。封閉形式狀態解為：

$$v(t + \Delta t) = (v(t) + q_p) e^{\frac{\Delta t}{\tau_p}} - q_p \quad (11)$$

$$u(t + \Delta t) = (u(t) + r) e^{-\frac{\Delta t}{\tau_u}} - r \quad (12)$$

【0066】因此，模型狀態可僅在發生事件之際被更新，諸如在輸入（突觸前尖峰）或輸出（突觸後尖峰）之際被更新。亦可在任何特定的時間（無論是否有輸入或輸出）執行操作。

【0067】而且，依照暫態耦合原理，突觸後尖峰的時間可被預計，因此到達特定狀態的時間可提前被決定而無需反覆運算技術或數值方法（例如，歐拉數值方法）。給定了先前電壓狀態 v_0 ，直至到達電壓狀態 v_f 之前的時間延遲由下式提供：

$$\Delta t = \tau_p \log \frac{v_f + q_p}{v_0 + q_p} \quad (13)$$

【0068】若尖峰被定義為發生在電壓狀態 v 到達 v_s 的時間，則從電壓處於給定狀態 v 的時間起量測的直至發生尖峰前的時間量或即相對延遲的封閉形式解為：

$$\Delta t_s = \begin{cases} \tau_+ \log \frac{v_s + q_+}{v + q_+} & \text{若 } v > \hat{v}_+ \\ \infty & \text{否則} \end{cases} \tag{14}$$

其中 $\hat{v}_+$ 通常被設為參數 v_+ ，但其他變型可以是可能的。

【0069】 模型動態的以上定義取決於該模型是在正態相還是負態相中。如所提及的，耦合和態相 ρ 可基於事件來計算。出於狀態傳播的目的，態相和耦合（變換）變數可基於在上一（先前）事件的時間的狀態來定義。出於隨後預計尖峰輸出時間的目的，態相和耦合變數可基於在下一（當前）事件的時間的狀態來定義。

【0070】 存在對該 Cold 模型、以及在時間上執行模仿、模擬、或建模的若干可能實現。這包括例如事件-更新、步點-事件更新、以及步點-更新模式。事件更新是其中基於事件或「事件更新」（在特定時刻）來更新狀態的更新。步點更新是以間隔（例如，1 ms）來更新模型的更新。這不一定利用反覆運算方法或數值方法。經由僅在事件發生於步點處或步點間的情況下才更新模型或即經由「步點-事件」更新，基於事件的實現以有限的時間解析度在基於步點的模仿器中實現亦是可能的。

用於隨機尖峰神經網路的基於事件的推斷和學習

【0071】 本案的各態樣涉及執行基於事件的貝氏推斷和學習。

【0072】 在一些態樣，尖峰神經網路可以遵循一般的尖峰回應神經元模型（SRM）並且可以將基於事件的尖峰定時依賴可塑性規則用於學習。這些可以在神經元形態硬體設計中實

現。因為所提議的程序可以是完全基於事件的，所以對於例如基於位址-事件表示來處理來自感測器的事件流可以是有益的。

【0073】圖5圖示了根據本案的某些態樣的使用通用處理器502的前述基於事件的貝氏推斷和學習的示例實現500。與計算網路（神經網路）相關聯的變數（神經信號）、突觸權重、系統參數，延遲，頻率槽資訊，節點狀態資訊，偏置權重資訊，連接權重資訊，及/或激發率資訊可被儲存在記憶體塊504中，而在通用處理器502處執行的指令可從程式記憶體506載入。在本案的一態樣，載入到通用處理器502中的指令可以包括用於以下操作的代碼：在節點處接收輸入事件、將偏置權重和連接權重應用於輸入事件以獲得中間值、基於中間值來決定節點狀態、以及基於節點狀態來計算表示後驗概率的輸出事件率以根據隨機點程序來產生輸出事件。

【0074】圖6圖示了根據本案的某些態樣的前述基於事件的貝氏推斷和學習的示例實現600，其中記憶體602可經由互連網路604與計算網路（神經網路）的個體（分散式）處理單元（神經處理器）606對接。與計算網路（神經網路）相關聯的變數（神經信號）、突觸權重、系統參數，延遲，頻率槽資訊，節點狀態資訊，偏置權重資訊，連接權重資訊，及/或激發率資訊可被儲存在記憶體602中，並且可從記憶體602經由互連網路604的（諸）連接被載入到每個處理單元（神經處理器）606中。在本案的一態樣，處理單元606可被配置成在節點處接收輸入事件、將偏置權重和連接權重應用於輸入事件以

獲得中間值、基於中間值來決定節點狀態、以及基於節點狀態來計算表示後驗概率的輸出事件率以根據隨機點程序來產生輸出事件。

【0075】圖7圖示前述基於事件的貝氏推斷和學習的示例實現700。如圖7中所圖示的，一個記憶體組702可與計算網路（神經網路）的一個處理單元704直接對接。每一個記憶體組702可儲存與對應的處理單元（神經處理器）704相關聯的變數（神經信號）、突觸權重、及/或系統參數，延遲，頻率槽資訊，節點狀態資訊，偏置權重資訊，連接權重資訊，及/或激發率資訊。在本案的一態樣，處理單元704可被配置成在節點處接收輸入事件、將偏置權重和連接權重應用於輸入事件以獲得中間值、基於中間值來決定節點狀態、以及基於節點狀態來計算表示後驗概率的輸出事件率以根據隨機點程序來產生輸出事件。

【0076】圖8圖示根據本案的某些態樣的神經網路800的示例實現。如圖8中所圖示的，神經網路800可具有多個局部處理單元802，它們可執行本文所描述的方法的各種操作。每個局部處理單元802可包括儲存該神經網路的參數的局部狀態記憶體804和局部參數記憶體806。另外，局部處理單元802可具有用於儲存局部模型程式的局部（神經元）模型程式（LMP）記憶體808、用於儲存局部學習程式的局部學習程式（LLP）記憶體810、以及局部連接記憶體812。此外，如圖8中所圖示的，每個局部處理單元802可與用於為該局部處理單元的各局部記憶體提供配置的配置處理器單元814對接，並且與提供

各局部處理單元802之間的路由的路由單元816對接。

【0077】在一種配置中，神經元模型被配置成用於在節點處接收輸入事件、將偏置權重和連接權重應用於輸入事件以獲得中間值、至少部分地基於中間值來決定節點狀態、以及基於節點狀態來計算表示後驗概率的輸出事件率以根據隨機點程序來產生輸出事件。神經元模型包括接收裝置、應用裝置、決定裝置、和計算裝置。在一個態樣，接收裝置、應用裝置、決定裝置、及/或計算裝置可以是被配置成執行所敘述的功能的通用處理器502、程式記憶體506、記憶體塊504、記憶體602、互連網路604、處理單元606、處理單元704、局部處理單元802、及/或路由連接處理元件816。在另一配置中，前述裝置可以是被配置成執行由前述裝置所敘述的功能的任何模組或任何設備。

【0078】根據本案的某些態樣，每一個局部處理單元802可被配置成基於神經網路的期望的一或多個功能性特徵來決定神經網路的參數，以及隨著所決定的參數被進一步適配、調諧和更新來使這一或多個功能性特徵朝著期望的功能性特徵發展。

【0079】圖9是圖示根據本案的各態樣的貝氏網路的方塊圖900。貝氏網路可以在推理中提供對隨機變數的相依性的自然表示。參照圖9，圖示節點X和Y。節點X（902）和Y（904）可以包括隨機變數，並且可以處於有限狀態集中具有X和Y的某種相依性的離散狀態中。這些節點及它們之間的相依性可以在一些態樣經由尖峰神經網路來表示。例如，尖峰神經網

路可以接收N個可觀察的隨機變數 $Y \in \{1, \dots, N\}$ 。根據本案的各態樣，可以決定所觀察到的變數Y的根本原因 $X \in \{1, \dots, K\}$ 。

【0080】圖10是圖示根據本案的各態樣的用於執行基於事件的貝氏推斷和學習的示例性架構1000的方塊圖。參照圖10，輸入事件流1002可被接收並且用於產生輸入蹤跡（例如，1006a - 1006N）。輸入事件流1002可以經由一或多條（例如，N條）輸入線來供應。在一些態樣，輸入流可被配置為輸入陣列。例如，該陣列之每一者輸入（並且相應地每條輸入線）可以對應於顯示器的圖元。

【0081】輸入事件流1002可以包括尖峰或尖峰事件。輸入事件流內的每個尖峰或尖峰事件可以對應於所觀察到的變數Y的取樣。在一些態樣，例如，可以經由濾波器1004a - 1004N來對輸入事件流1002進行濾波以提供時間持續性。濾波器1004a - 1004N可以例如是矩形脈衝濾波器、興奮性突觸後電位（EPSP）濾波器、或任何其他濾波器。在一個示例性態樣，這些濾波器（例如，1004a - 1004N）可被表達為：

$$\epsilon(\tau) = \begin{cases} t_{\epsilon}^{-1}, & \text{若 } \tau \in [0, t_{\epsilon}); \\ 0, & \text{否則。} \end{cases} \quad (15)$$

其中 ϵ 是輸入核函數並且 t_{ϵ} 是輸入核函數的時間支援。

【0082】輸入尖峰事件可以如下與濾波器1004a - 1004N（例如，EPSP）迴旋並且積分以形成輸入蹤跡1006a - 1006N：

$$u_n(t) = \int \epsilon(\tau) \rho_n(t - \tau) d\tau \quad (16)$$

其中 ρ_n 是 $y(n)$ 的尖峰回應函數，在該 $y(n)$ 中作出N次觀察。

【0083】偏置權重（1008的最上面一行）及/或連接權重（1008

的其餘行) 可被應用於輸入蹤跡1006以形成經加權輸入。偏置項可被指定並且應用於每個偏置權重。在圖10的示例性架構中，偏置項為1 (參見圖15，元素1506)。然而，這僅是示例性的，並且可以根據設計偏好用另一偏置項來替代。

【0084】 在一些態樣，可以將偏置權重及/或連接權重 (1008) 中的每一者應用於相應行中的輸入蹤跡 (例如，1006a - 1006N)。例如，連接權重 w_1^1 、 w_1^k 和 w_1^K 可被應用於輸入蹤跡 u_1 。

【0085】 每一列中的經加權輸入可以進而被加總以決定節點狀態1010 (例如， v^1 、 v^k 、和 v^K)。在一些態樣，節點狀態1010可以包括膜電位。節點狀態1010可如下來表達：

$$v^k(t) = w_0^k + \sum_n w_n^k u_n(t) \quad (17)$$

【0086】 其中 k 是區間，並且 w_0^k 是用於區間 k 的偏置權重。

【0087】 在一些態樣，節點狀態可以使用正規化諸如以贏者全得 (WTA) 或軟 WTA 方式來決定。在一個示例性態樣，節點狀態1010可以經由以下正規化子來正規化：

$$I(t) = -\log \lambda_x + \log \sum_k e^{v^k(t)} \quad (18)$$

【0088】 其中 λ_x 是與平均總激發率相對應的常數。

【0089】 節點狀態1010可以經受隨機程序 (例如，泊松程序) 以經由輸出節點 (例如，1012a、1012k、1012K) 產生輸出事件流1016。在一些態樣，隨機或點程序可以包括與輸出事件率相對應的強度函數。輸出事件率可以表示基於節點狀態1010的後驗概率。在一些態樣，輸出事件率可以在時間基礎

上計算。替換地，在一些態樣，輸出事件率可以在事件基礎上計算。

【0090】 在一些態樣，可以經由濾波器1014a - 1014N對經由輸出節點1012a - 1012K的輸出進行濾波。在一個示例性態樣，濾波器1014a - 1014N可以包括數位濾波器以提供數位輸出。

【0091】 在一些態樣，這些節點可以是神經元。由此，輸出事件流1016可以是具有表示後驗概率的輸出激發率的尖峰事件。亦即，神經元可以激發尖峰，這些尖峰具有作為神經元狀態（例如，膜電位）的函數的激發概率。例如，輸出節點（例如，1012a-1012K）的激發率（並且進而輸出事件流）可以經由下式提供：

$$\text{【0092】 } \lambda^k(t) = e^{v^k(t) - I(t)} \quad (19)$$

【0093】 在一些態樣，可以如下從輸出激發率計算輸出尖峰事件時間：

$$\text{【0094】 } t_{\text{輸出}} = t_{\text{現在}} + \frac{\xi}{\lambda^k(t)} \quad (20)$$

其中 $\xi \sim \text{Exp}(1)$ 是從具有速率參數1的指數分佈得到的亂數。

【0095】 在一些態樣，尖峰定時依賴可塑性（STDP）規則可以被應用於實現學習。例如，可以基於輸出事件流1016（例如，來自後驗分佈的輸出取樣）來更新偏置權重及/或連接權重（1008）中的每一者。例如，可以如下應用STDP規則：

$$\text{【0096】 } \tau \frac{dw_n^k(t)}{dt} = \rho^k(t) \left[cu_n(t) e^{-w_n^k(t)} - 1 \right] \quad (21)$$

$$\text{【0097】 } \tau_0 \frac{dw_0^k(t)}{dt} = c_0 \rho^k(t) e^{-w_0^k(t)} - 1 \quad (22)$$

其中 $\tau = r^{-1}\Delta t$ 和 $\tau_0 = r_0^{-1}\Delta t$ 控制學習速率 r ，並且 c_0 是常數。

【0098】當然，這僅是示例性的，並且其他學習規則及/或學習模型可以實現學習。使用STDP學習規則，可以在事件基礎上更新偏置及/或連接權重。例如，在一些態樣，可以在尖峰事件發生時更新偏置及/或連接權重1008。

【0099】在一個示例性態樣，該架構可被操作以偵測事件。在輸入事件的情形中，可以基於所接收到的可被視為輸入電流的一或多個輸入事件來決定輸入蹤跡（例如，輸入蹤跡1006a – 1006N）。在一些態樣，例如，可以基於輸入事件偏移來遞增或遞減輸入電流，該輸入事件偏移可以基於所接收到的輸入事件的定時來決定。

【0100】偏置權重及/或連接權重1008可被應用於輸入電流。輸入電流可以進而被加總以計算（或更新）神經元狀態1010。經更新的神經元狀態1010可以隨後被用於計算輸出神經元1012a – 1012K的激發率。所計算出的激發率亦可以調整或更新預計的輸出事件定時。亦即，對於要經由輸出神經元1012a – 1012K輸出的每個事件或尖峰，可以基於經更新的激發率來計算和更新該事件或尖峰的預計定時。若輸入事件在預計的輸出事件 $t_{輸出}$ 之前在 $t_{輸入}$ 處發生（這會將神經元的暫態尖峰速率（例如， λ^k ）從 $\lambda_{舊}$ 改變成 $\lambda_{新}$ ），則例如可以如下更新預計的輸出事件時間：

$$t_{輸出}^{新} = t_{輸入} + \frac{\lambda_{舊}}{\lambda_{新}} (t_{輸出} - t_{輸入}) \quad (23)$$

【0101】

【0102】在輸出事件或尖峰的情形中，可以例如使用以上描述的STDP規則來更新偏置權重及/或連接權重（1008）。隨後，可以估計下一輸出事件（例如，尖峰）。

【0103】以此方式，參照圖9，經由取樣Y（904），可以推斷X（902）的先前狀態。此外，可以提供在給定某個X的情況下得到Y的概度性（例如，該概度性可以由輸出神經元來表示）。

【0104】相應地，可以使用示例性架構1000來實現眾多應用。此類應用可以包括但不限於模式辨識、對空間模式的時間序列的學習。

【0105】在一些態樣，圖10的架構可被模組化。圖11是圖示根據本案的各態樣的用於執行基於事件的貝氏推斷和學習的示例性推斷引擎模組1100的方塊圖。在一些態樣，推斷引擎模組1100的配置可以對應於圖10的架構1000的配置。

【0106】參照圖11，推斷引擎模組1100包括輸入塊1102、輸入蹤跡塊1006、偏置和連接權重塊1008、連接、以及輸出塊1110。輸出塊可被配置成包括如以上參照圖10描述的節點1010和1012a - 1012K。推斷引擎模組1100可被用於構造較大且較複雜的系統。

【0107】圖12是圖示根據本案的各態樣的使用用於執行基於事件的貝氏推斷和學習的模組1100的位址事件表示（AER）感測器的示例性架構1200的方塊圖。如圖12中所示，AER感測器1202a和1202b（統稱為AER感測器1202）可以捕捉事件。儘管圖示兩個AER感測器，但這僅是示例性的並且可以採用

一或多個輸入。

【0108】 所捕捉到的事件可被供應給特徵模組1204。特徵模組1204可以具有與圖11的推斷引擎模組1100的配置和功能相似的配置和功能。特徵模組1204可以從AER感測器1202a-1202b接收輸入事件流，並且進而產生與AER感測器1202a-1202b的環境的未觀察到的特徵相對應的輸出事件流。其他推斷引擎模組（例如，1206a、1206b和1206c，它們可被統稱為推斷引擎模組1206）可被納入以決定與未觀察到的特徵有關的額外資訊。

【0109】 在一個示例中，AER感測器1202a-1202b可以包括相機。相機可以例如被配置成捕捉給定空間中的物件的存在。在一個示例中，相機可以提供關於給定空間中的物件的位置的2D事件資訊。特徵模組的輸出可以被供應給推斷引擎模組1206a、1206b、1206c，這些推斷引擎模組1206a、1206b、1206c可以進而推斷給定空間內的物件的3D座標的一部分。

【0110】 推斷引擎模組1206a – 1206c可以經由監督器1208訓練以改進模組1206a – 1206c的推斷。在該示例中，推斷引擎模組1206a – 1206c所推斷出的座標（X、Y、Z）可以與給定空間中的該物件的實際或真實位置作比較。在一些態樣，可以基於真實位置資訊來更新偏置及/或連接權重以改進來自模組1206a – 1206c中的每一者的推斷的準確性。

【0111】 圖13A示出包括位於空間中的某些位置處的各種物件的空間1300。相機（CAM1和CAM2）可以偵測給定3D空間中的物件1302的存在。亦即，在一些態樣，當相機在給定空

間中偵測到物件時，相機可以產生事件（例如，尖峰事件）。在圖 13B 和 13C 中，分別示出由相機（例如，CAM1 和 CAM2）偵測到的對象 1302。每一個相機可以產生與偵測到的物件 1302 相對應的事件流。如圖 13B 和 13C 中所示，在事件流中表示 3D 物件 1302 的 2D（例如，僅 x 和 y 座標）表示（1310 和 1320）。相應地，爲了準確地表示給定空間中的每一個物件，決定第三座標（例如，z 座標）將是有益的。

【0112】參照圖 12，AER 感測器 1202a 和 1202b 可以包括相機，諸如圖 13 的 CAM1 和 CAM2。由此，經由相機捕捉到的事件可以被輸入到如以上所論述的用於執行基於事件的貝氏推斷和學習的模組中。使用用於貝氏推斷和學習的模組（例如，推斷引擎模組 1100），可以從經由相機（例如，CAM1 和 CAM2）提供的輸入流決定圖 13A 中所示的給定空間中的物件的位置（例如，x、y 和 z 座標）。

【0113】例如，CAM1 和 CAM2 可以各自向特徵模組 1204 提供 64x64 個輸入（例如，圖 13B 和 13C 中所示的 1302 的表示），該特徵模組 1204 可以例如包括尖峰神經網路的隱藏層。這些輸入可以基於相機（例如，CAM1 和 CAM2）例如在被劃分成 4x4x4 網格的空間中所感測到的東西。特徵模組 1204 可以隨後經由如前述的推斷和學習來將這兩個 64x64 輸入轉換成被推斷引擎模組 1206a - 1206c 接收的 64 個 3D 空間輸出。推斷引擎模組 1206a - 1206c 可以隨後經由如前述的推斷和學習來將這些輸出量化成數個座標，例如，每個維度四個座標。以此方式，可以僅使用 2-D AER 相機（例如，圖 13 的 CAM1 和 CAM2）來

實現3D視覺。儘管描述了64x64個輸入、64個特徵以及針對每個座標的4個輸出，但是本案不限於此類數位。在該3D視覺示例中，在每個模組中不使用偏置權重塊。

【0114】 在一些態樣，可以使用可經由監督器1208（例如， S_x 、 S_y 和 S_z ）提供的實際物件位置來訓練這些模組以訓練物件的真實位置（例如， x 、 y 和 z 座標）。一旦訓練了推斷引擎模組1206a – 1206c，就可以禁用監督器並且可以在沒有監督器輸入1208的情況下操作推斷引擎模組1206a – 1206c。

【0115】 在一些態樣，用於基於事件的推斷和學習的架構可以被配置成用於隱瑪律科夫模型的學習。瑪律科夫模型是對其中狀態以非決定的方式取決於先前狀態的程序進行建模的隨機模型。在隱瑪律科夫模型（HMM）中，狀態是僅可部分觀察的。

【0116】 圖14A是圖示隱瑪律科夫模型的示圖1400。參照圖14A，隨機變數 $X_t \in \{1, \dots, K\}$ 是隱藏的，並且隨機變數 $Y_t \in \{1, \dots, N\}$ 是可見的。 $\{X_t\}$ 和 $\{Y_t\}$ 具有如下的依存性：

$$\begin{aligned} X_t &\rightarrow Y_t \text{ 基於發射概率矩陣 } P(Y_t=n \mid X_t=k); \\ X_{t-1} &\rightarrow X_t \text{ 基於轉移概率矩陣 } P(X_t=k \mid X_{t-1}=k'). \end{aligned}$$

【0117】 發射概率管控在給定隱藏變數（ X_t ）在特定的時間處的狀態的情況下所觀察到的變數（ Y_t ）在該時間處的分佈。另一態樣，轉移概率控制在給定了時間 $t-1$ 處的隱藏狀態的情況下可以選取在時間 t 處的隱藏狀態的方式。

【0118】 圖14B是圖示根據本案的各態樣的用於隱瑪律科夫模型的基於事件的推斷和學習的示例性架構的高級方塊圖。

如圖14B中所示，該架構可以包括推斷引擎模組1452，爲了易於理解和解釋，該推斷引擎模組1452將 Y 示爲模組輸入並且將 $\hat{X}$ 示爲模組輸出（ $\hat{X}$ 是 X 的估計）1454。在一些態樣，從 Y 到 $\hat{X}$ 的輸入可以是暫態的。 $\hat{X}$ 輸出亦可以經由回饋路徑或者回流連接1458被輸入該模組。回饋路徑1458可能經受延遲。如圖14B中所示，該延遲可以是一時間段。當然，這僅是示例性的並且不是限定性的。注意，從 Y 到 $\hat{X}$ 的連接是後向連接，而來自 $\hat{X}$ 的回饋連接1458是前向連接。

【0119】圖15是圖示根據本案的各態樣的用於隱瑪律科夫模型的基於事件的推斷和學習的示例性架構1500的方塊圖。參照圖15，示例性架構1500包括與以上參照圖10描述的那些元件相似的元件。

【0120】輸入事件流1502可被輸入（參見圖15的左上側）並且用於產生輸入蹤跡 $\{u_n\}$ （例如，1506a、1506n、1506N）。偏置權重及/或連接權重1508可被應用於輸入蹤跡並且被加總以決定節點1510的節點狀態。進而，該節點狀態可被用於計算輸出節點1512a – 1512K的激發率並且產生輸出事件流1516。類似於圖14B，輸出事件流1516可以經由回饋路徑1518被供應作爲輸入。

【0121】在一些態樣，輸入濾波器 $\eta^{(\tau)}$ 可被應用於輸出事件流1516。輸入蹤跡（例如，1506a、1506n、1506N）可以對應於來自如圖14A中所示的 Y 的輸入。在一些態樣，連接權重 $\{w_n^k\}$ 可以共同地充當發射概率矩陣。在一些態樣，連接權重 $\{w_n^k\}$ 可以包括可以經由下式提供的對數發射概率：

$$w_n^k = \log P(Y_t = n | X_t = k) + C \tag{24}$$

其中C是常數。

【0122】 可以對應於X（參見圖14A）的輸出可以經由回饋路徑1518來供應並且用於產生輸入蹤跡 $\{u^k\}$ （例如，1506z、1506k、和1506K）。在一些態樣，輸入濾波器 $\eta(\tau)$ （例如，1504z、1504k和1504K）可被應用於輸出事件流1516。輸入濾波器 $\eta(\tau)$ （例如，1504z、1504k和1504K）可被配置為 $\epsilon(\tau)$ 的時延版本，以使得 $\eta(\tau - 1) = \epsilon(\tau)$ 。相應地，輸入蹤跡 $\{u^k\}$ （例如，1506z、1506k和1506K）可以與輸入蹤跡 $\{u_n\}$ （例如，1506a、1506n和1506N）相比被延遲一個時間步長。

【0123】 在一些態樣，連接權重 $\{w^{kk'}\}$ （1508的最下面三行）可以共同地充當轉移概率矩陣。在一些態樣，連接權重 $\{w^{kk'}\}$ 可以包括可以經由下式提供的對數轉移概率：

$$w^{kk'} = \log P(X_t = k | X_{t-1} = k') + C \tag{25}$$

其中C是常數。

【0124】 以此方式，用於基於事件的推斷和學習的架構可被配置成決定隱藏變數的狀態並且由此可被操作以求解隱瑪律科夫模型。

【0125】 圖16圖示根據本案的各態樣的用於執行基於事件的貝氏推斷和學習的方法1600。在方塊1602，該程序在一節點處接收輸入事件。該節點可以是軟體物件、神經元、硬體模組、在處理器上操作的軟體、尖峰神經網路、或類似物。

【0126】 在一些態樣，輸入事件可以對應於來自輸入分佈的取樣。此外，在一些態樣，輸入事件可被濾波以將這些輸入

事件轉換成脈衝。例如，可以使用矩形脈衝濾波器來對輸入事件進行濾波。

【0127】在方塊1604，該程序將偏置權重和連接權重應用於輸入事件以獲得中間值。在方塊1606，該程序基於中間值來決定節點狀態。在一些態樣，節點狀態可以經由對中間值進行加總來決定。

【0128】在方塊1608，該程序基於節點狀態來計算表示後驗概率的輸出事件率以根據隨機點程序來產生輸出事件。

【0129】此外，在方塊1610，該程序應用STDP規則以更新表示對數概度性的偏置及/或連接權重。在一些態樣，偏置權重可以對應於先驗概率，並且連接權重可以表示對數概度性。

【0130】在一些態樣，該程序可以進一步求解隱瑪律科夫模型。例如，該程序可以進一步包括供應輸出事件作為回饋以提供額外的輸入事件。該程序亦可以包括將第二組連接權重應用於額外的輸入事件以獲得第二組中間值。該程序可以進一步包括基於節點狀態和第二組中間值來計算隱藏節點狀態。在一些態樣，可以對額外的輸入事件進行濾波，以使得額外的輸入事件是經時延的。

【0131】以上所描述的方法的各種操作可由能夠執行相應功能的任何合適的裝置來執行。這些裝置可包括各種硬體及/或軟體元件及/或模組，包括但不限於電路、特殊應用積體電路（ASIC）、或處理器。一般而言，在附圖中有圖示的操作的場合，那些操作可具有帶相似編號的相應配對手段功能元件。

【0132】如本文所使用的，術語「決定」涵蓋各種各樣的動

作。例如，「決定」可包括演算、計算、處理、推導、研究、檢視（例如，在表、資料庫或其他資料結構中檢視）、探知及諸如此類。另外，「決定」可包括接收（例如接收資訊）、存取（例如存取記憶體中的資料）、及類似動作。而且，「決定」可包括解析、選擇、選取、確立及類似動作。

【0133】如本文中所使用的，引述一系列項目中的「至少一個」的短語是指這些專案的任何組合，包括單個成員。作為示例，「a、b或c中的至少一個」旨在涵蓋：a、b、c、a-b、a-c、b-c、和a-b-c。

【0134】結合本案所描述各種說明性邏輯區塊、模組、以及電路可用設計成執行本文所描述功能的通用處理器、數位信號處理器（DSP）、特殊應用積體電路（ASIC）、現場可程式設計閘陣列信號（FPGA）或其他可程式設計邏輯裝置（PLD）、個別閘或電晶體邏輯、個別的硬體元件或其任何組合來實現或執行。通用處理器可以是微處理器，但在替換方案中，該處理器可以是任何市售的處理器、控制器、微控制器、或狀態機。處理器亦可以被實現為計算設備的組合，例如DSP與微處理器的組合、複數個微處理器、與DSP核心協同的一或多個微處理器、或任何其他此類配置。

【0135】結合本案所描述的方法或演算法的步驟可直接在硬體中、在由處理器執行的軟體模組中、或在這兩者的組合中體現。軟體模組可常駐在此項技術中所知的任何形式的儲存媒體中。可使用的儲存媒體的一些示例包括隨機存取記憶體（RAM）、唯讀記憶體（ROM）、快閃記憶體、可抹除可程式

設計唯讀記憶體 (EPROM)、電子可抹除可程式設計唯讀記憶體 (EEPROM)、暫存器、硬碟、可移除磁碟、CD-ROM，等等。軟體模組可包括單一指令、或許多指令，且可分佈在若干不同的碼片段上，分佈在不同的程式間以及跨多個儲存媒體分佈。儲存媒體可被耦合到處理器以使得該處理器能從/向該儲存媒體讀寫資訊。替換地，儲存媒體可以被整合到處理器。

【0136】 本文所揭示的方法包括用於實現所描述的方法的一或多個步驟或動作。這些方法步驟及/或動作可以彼此互換而不會脫離請求項的範疇。換言之，除非指定了步驟或動作的特定次序，否則具體步驟及/或動作的次序及/或使用可以改動而不會脫離請求項的範疇。

【0137】 本文中所描述的功能可以在硬體、軟體、韌體、或其任何組合中實現。若以硬體實現，則示例硬體設定可包括設備中的處理系統。處理系統可以用匯流排架構來實現。取決於處理系統的具體應用和整體設計約束，匯流排可包括任何數目的互連匯流排和橋接器。匯流排可將包括處理器、機器可讀取媒體、以及匯流排介面的各種電路連結在一起。匯流排介面可用於尤其將網路介面卡等經由匯流排連接至處理系統。網路介面卡可用於實現信號處理功能。對於某些態樣，使用者介面（例如，按鍵板、顯示器、滑鼠、操縱桿等）亦可被連接至匯流排。匯流排亦可連結各種其他電路（諸如定時源、周邊設備、穩壓器、電源管理電路等），這些電路在此項技術中是眾所周知的，因此將不再贅述。

【0138】 處理器可負責管理匯流排和一般處理，包括執行儲存在機器可讀取媒體上的軟體。處理器可用一或多個通用及/或專用處理器來實現。示例包括微處理器、微控制器、DSP 處理器、以及其他能執行軟體的電路系統。軟體應當被寬泛地解釋成意指指令、資料、或其任何組合，無論是被稱作軟體、韌體、仲介軟體、微代碼、硬體描述語言、或其他。作為示例，機器可讀取媒體可包括隨機存取記憶體（RAM）、快閃記憶體、唯讀記憶體（ROM）、可程式設計唯讀記憶體（PROM）、可抹除可程式設計唯讀記憶體（EPROM）、電可抹除可程式設計唯讀記憶體（EEPROM）、暫存器、磁碟、光碟、硬驅動器、或者任何其他合適的儲存媒體、或其任何組合。機器可讀取媒體可被實施在電腦程式產品中。該電腦程式產品可以包括包裝材料。

【0139】 在硬體實現中，機器可讀取媒體可以是處理系統中與處理器分開的一部分。然而，如熟習此項技術者將容易領會的，機器可讀取媒體、或其任何部分可在處理系統外部。作為示例，機器可讀取媒體可包括傳輸線、由資料調制的載波、及/或與設備分開的電腦產品，所有這些皆可由處理器經由匯流排介面來存取。替換地或補充地，機器可讀取媒體、或其任何部分可被整合到處理器中，諸如快取記憶體及/或通用暫存器檔可能就是這種情形。雖然所論述的各種元件可被描述為具有特定位置，諸如局部元件，但它們也可按各種方式來配置，諸如某些元件被配置成分散式運算系統的一部分。

【0140】處理系統可以被配置為通用處理系統，該通用處理系統具有一或多個提供處理器功能性的微處理器、和提供機器可讀取媒體中的至少一部分的外部記憶體，它們皆經由外部匯流排架構與其他支援電路系統連結在一起。替換地，該處理系統可以包括一或多個神經元形態處理器以用於實現本文述及之神經元模型和神經系統模型。作為另一替代方案，處理系統可以用帶有整合在單塊晶片中的處理器、匯流排介面、使用者介面、支援電路系統、和至少一部分機器可讀取媒體的特殊應用積體電路（ASIC）來實現，或者用一或多個現場可程式設計閘陣列（FPGA）、可程式設計邏輯裝置（PLD）、控制器、狀態機、閘控邏輯、個別硬體元件、或者任何其他合適的電路系統、或者能執行本案通篇所描述的各種功能性的電路的任何組合來實現。取決於具體應用和加諸於整體系統上的總設計約束，熟習此項技術者將認識到如何最佳地實現關於處理系統所描述的功能性。

【0141】機器可讀取媒體可包括數個軟體模組。這些軟體模組包括當由處理器執行時使處理系統執行各種功能的指令。這些軟體模組可包括傳輸模組和接收模組。每個軟體模組可以常駐在單個存放裝置中或者跨多個存放裝置分佈。作為示例，當觸發事件發生時，可以從硬驅動器中將軟體模組載入到RAM中。在軟體模組執行期間，處理器可以將一些指令載入到快取記憶體中以提高存取速度。隨後可將一或多個快取記憶體行載入到通用暫存器檔中以供由處理器執行。在以下談及軟體模組的功能性時，將理解此類功能性是在處理器執

行來自該軟體模組的指令時由該處理器來實現的。

【0142】若以軟體實現，則各功能可作為一或多個指令或代碼儲存在電腦可讀取媒體上或藉其進行傳送。電腦可讀取媒體包括電腦儲存媒體和通訊媒體兩者，這些媒體包括促成電腦程式從一地向另一地轉移的任何媒體。儲存媒體可以是能被電腦存取的任何可用媒體。作為示例而非限定，此類電腦可讀取媒體可包括RAM、ROM、EEPROM、CD-ROM或其他光碟儲存、磁碟儲存或其他磁存放裝置、或能被用來攜帶或儲存指令或資料結構形式的期望程式碼且能被電腦存取的任何其他媒體。任何連接亦被正當地稱為電腦可讀取媒體。例如，若軟體是使用同軸電纜、光纖電纜、雙絞線、數位用戶線（DSL）、或無線技術（諸如紅外（IR）、無線電、以及微波）從web網站、伺服器、或其他遠端源傳送而來，則該同軸電纜、光纖電纜、雙絞線、DSL或無線技術（諸如紅外、無線電、以及微波）就被包括在媒體的定義之中。如本文中所使用的盤（disk）和碟（disc）包括壓縮光碟（CD）、鐳射光碟、光碟、數位多功能光碟（DVD）、軟碟、和藍光®光碟，其中盤（disk）常常磁性地再現資料，而碟（disc）用鐳射來光學地再現資料。因此，在一些態樣，電腦可讀取媒體可包括非瞬態電腦可讀取媒體（例如，有形媒體）。另外，對於其他態樣，電腦可讀取媒體可包括瞬態電腦可讀取媒體（例如，信號）。上述的組合應當亦被包括在電腦可讀取媒體的範疇內。

【0143】因此，某些態樣可包括用於執行本文中提供的操作的電腦程式產品。例如，此類電腦程式產品可包括其上儲存

（及/或編碼）有指令的電腦可讀取媒體，這些指令能由一或多個處理器執行以執行本文中所描述的操作。對於某些態樣，電腦程式產品可包括包裝材料。

【0144】此外，應當領會，用於執行本文中所描述的方法和技術的模組及/或其他合適裝置能由使用者終端及/或基地台在適用的場合下載及/或以其他方式獲得。例如，此類設備能被耦合至伺服器以促成用於執行本文中所描述的方法的裝置的轉移。替換地，本文述及之各種方法能經由儲存裝置（例如，RAM、ROM、諸如壓縮光碟（CD）或軟碟等實體儲存媒體等）來提供，以使得一旦將該儲存裝置耦合至或提供給使用者終端及/或基地台，該設備就能獲得各種方法。此外，可利用適於向設備提供本文中所描述的方法和技術的任何其他合適的技術。

【0145】將理解，請求項並不被限定於以上所圖示的精確配置和元件。可在以上所描述的方法和設備的佈局、操作和細節上作出各種改動、更換和變形而不會脫離請求項的範疇。

【符號說明】

【0146】

- 100 人工神經系統
- 102 人工神經系統
- 104 突觸連接網路
- 106 人工神經系統
- 108₁ 輸入信號
- 108₂ 輸入信號

108_N 輸入信號
 110₁ 輸出尖峰
 110₂ 輸出尖峰
 110_M 輸出尖峰
 200 示圖
 202 神經元
 204₁ 輸入信號
 204_N 輸入信號
 206₁ 可調節突觸權重
 206_N 可調節突觸權重
 208 輸出信號
 300 示圖
 302 部分
 304 部分
 306 交越點
 400 模型
 402 負態相
 404 正態相
 500 實現
 502 通用處理器
 504 記憶體塊
 506 程式記憶體
 600 實現
 602 記憶體

- 604 互連網路
- 606 個體（分散式）處理單元（神經處理器）
- 700 示例
- 702 記憶體組
- 704 處理單元（神經處理器）
- 800 神經網路
- 802 局部處理單元
- 804 局部狀態記憶體
- 806 局部參數記憶體
- 808 局部（神經元）模型程式（LMP）記憶體
- 810 局部學習程式（LLP）記憶體
- 812 局部連接記憶體
- 814 配置處理器單元
- 816 路由單元
- 900 方塊圖
- 902 節點 X
- 904 節點 Y
- 1000 架構
- 1002 輸入事件流
- 1004a 濾波器
- 1004N 濾波器
- 1006a 輸入蹤跡
- 1006N 輸入蹤跡
- 1008 偏置權重及/或連接權重

- 1010 節點狀態
- 1012a 輸出節點
- 1012k 輸出節點
- 1012K 輸出節點
- 1014a 濾波器
- 1014k 濾波器
- 1014K 濾波器
- 1016 輸出事件流
- 1100 推斷引擎模組
- 1110 輸出塊
- 1200 架構
- 1202a AER 感測器
- 1202b AER 感測器
- 1204 特徵模組
- 1206a 推斷引擎模組
- 1206b 推斷引擎模組
- 1206c 推斷引擎模組
- 1300 空間
- 1302 物件
- 1310 2D 表示
- 1320 2D 表示
- 1400 示圖
- 1452 推斷引擎模組
- 1454 模組輸出

- 1458 回饋路徑
- 1500 架構
- 1502 輸入事件流
- 1504a 輸入濾波器
- 1504k 輸入濾波器
- 1504n 輸入濾波器
- 1504z 輸入濾波器
- 1506 元素
- 1506a 輸入蹤跡
- 1506n 輸入蹤跡
- 1506k 輸入蹤跡
- 1506N 輸入蹤跡
- 1506z 輸入蹤跡
- 1506K 輸入蹤跡
- 1508 連接權重
- 1510 節點
- 1512a 輸出節點
- 1512k 輸出節點
- 1516 輸出事件流
- 1518 回饋路徑
- 1600 方法
- 1602 方塊
- 1604 方塊
- 1606 方塊

1608 方塊

1610 方塊

【生物材料寄存】

國內寄存資訊【請依寄存機構、日期、號碼順序註記】

無

國外寄存資訊【請依寄存國家、機構、日期、號碼順序註記】

無

【序列表】(請換頁單獨記載)

無

申請專利範圍

1. 一種執行基於事件的貝氏推斷和學習的方法，包括以下步驟：

在複數個節點之每一者節點處接收輸入事件；

將偏置權重及/或連接權重應用於該等輸入事件以獲得中間值；

至少部分地基於該等中間值來決定一節點狀態；及

至少部分地基於該節點狀態來計算表示一後驗概率的一輸出事件率以根據一隨機點程序來產生輸出事件。

2. 如請求項1述及之方法，進一步包括對該等輸入事件進行濾波以將該等輸入事件轉換成脈衝。

3. 如請求項1述及之方法，其中該等輸入事件對應於來自一輸入分佈的取樣。

4. 如請求項1述及之方法，其中該等偏置權重對應於一先驗概率，並且該等連接權重表示對數概度性。

5. 如請求項1述及之方法，其中該節點狀態是正規化的。

6. 如請求項1述及之方法，其中該等節點包括神經元。

7. 如請求項1述及之方法，其中該等輸入事件包括尖峰序列

- ，並且該輸出事件率包括一激發率。
8. 如請求項1述及之方法，其中該點程序包括對應於該輸出事件率的一強度函數。
9. 如請求項1述及之方法，其中該計算是在一時間基礎上執行的。
10. 如請求項1述及之方法，其中該計算是在一事件基礎上執行的。
11. 如請求項1述及之方法，其中該決定包括對該等中間值進行加總以形成該節點狀態。
12. 如請求項1述及之方法，其中該等輸入事件包括一所定義的空間中的一三維（3D）物件的一二維（2D）表示，並且該等輸出事件包括該所定義的空間中的該3D物件的一第三座標。
13. 如請求項12述及之方法，其中該等輸入事件是從至少一個感測器供應的。
14. 如請求項13述及之方法，其中該至少一個感測器是一位址事件表示相機。

15. 如請求項1述及之方法，進一步包括以下步驟：

供應該等輸出事件作為回饋以提供額外的輸入事件；

將一第二組連接權重應用於該等額外的輸入事件以獲得一第二組中間值；及

至少部分地基於該節點狀態和該第二組中間值來計算至少一個隱藏節點狀態。

16. 如請求項15述及之方法，進一步包括對該等額外的輸入事件進行濾波，以使得該等額外的輸入事件是經時延的。

17. 如請求項15述及之方法，其中該等連接權重包括一發射概率矩陣，並且該第二組連接權重包括一轉移概率矩陣。

18. 一種用於執行基於事件的貝氏推斷和學習的裝置，包括：

一記憶體；及

耦合到該記憶體的至少一個處理器，該至少一個處理器配置成：

在複數個節點之每一者節點處接收輸入事件；

將偏置權重及/或連接權重應用於該輸入事件以獲得中間值；

至少部分地基於該等中間值來決定一節點狀態；及

至少部分地基於該節點狀態來計算表示一後驗概率的一

輸出事件率以根據一隨機點程序來產生輸出事件。

19. 如請求項18述及之裝置，其中該至少一個處理器被進一步配置成對該等輸入事件進行濾波以將該等輸入事件轉換成脈衝。

20. 如請求項18述及之裝置，其中該等輸入事件包括尖峰序列，並且該輸出事件率包括一激發率。

21. 如請求項18述及之裝置，其中該至少一個處理器被進一步配置成在一時間基礎上計算該輸出事件率。

22. 如請求項18述及之裝置，其中該至少一個處理器被進一步配置成在一事件基礎上計算該輸出事件率。

23. 如請求項18述及之裝置，其中該至少一個處理器被進一步配置成經由對該等中間值進行加總以形成該節點狀態的方式來決定該節點狀態。

24. 如請求項18述及之裝置，其中該等輸入事件包括一所定義的空間中的一三維（3D）物件的一二維（2D）表示，並且該等輸出事件包括該所定義的空間中的該3D物件的一第三座標。

25. 如請求項24述及之裝置，進一步包括用於供應該等輸入事件的至少一個感測器。

26. 如請求項18述及之裝置，其中該至少處理器上被進一步配置成：

供應該等輸出事件作為回饋以提供額外的輸入事件；

將一第二組連接權重應用於該等額外的輸入事件以獲得一第二組中間值；及

至少部分地基於該節點狀態和該第二組中間值來計算至少一個隱藏節點狀態。

27. 如請求項26述及之裝置，其中該至少處理器上被進一步配置成對該等額外的輸入事件進行濾波，以使得該等額外的輸入事件是經時延的。

28. 如請求項27述及之裝置，其中該等連接權重包括一發射概率矩陣，並且該第二組連接權重包括一轉移概率矩陣。

29. 一種用於執行基於事件的貝氏推斷和學習的設備，包括：

用於在複數個節點之每一者節點處接收輸入事件的裝置

；

用於將偏置權重及/或連接權重應用於該等輸入事件以獲得中間值的裝置；

用於至少部分地基於該等中間值來決定一節點狀態的裝置；及

用於至少部分地基於該節點狀態來計算表示一後驗概率的一輸出事件率以根據一隨機點程序來產生輸出事件的裝置。

30. 一種用於執行基於事件的貝氏推斷和學習的電腦程式產品，包括：

其上編碼有程式碼的一非瞬態電腦可讀取媒體，該程式碼包括：

用於在複數個節點之每一者節點處接收輸入事件的程式碼；

用於將偏置權重及/或連接權重應用於該等輸入事件以獲得中間值的程式碼；

用於至少部分地基於該等中間值來決定一節點狀態的程式碼；及

用於至少部分地基於該節點狀態來計算表示一後驗概率的一輸出事件率以根據一隨機點程序來產生輸出事件的程式碼。

圖式

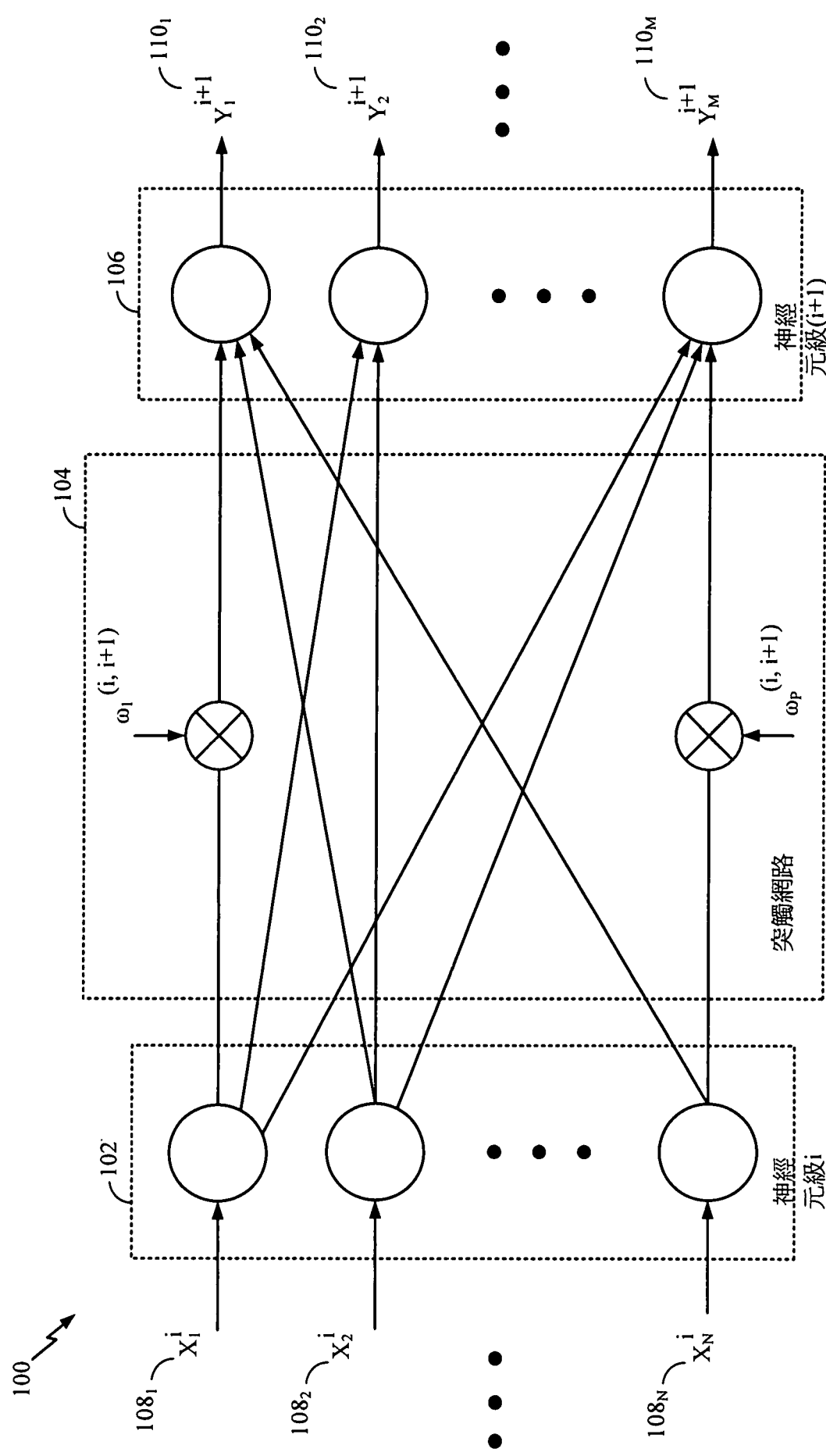


圖1

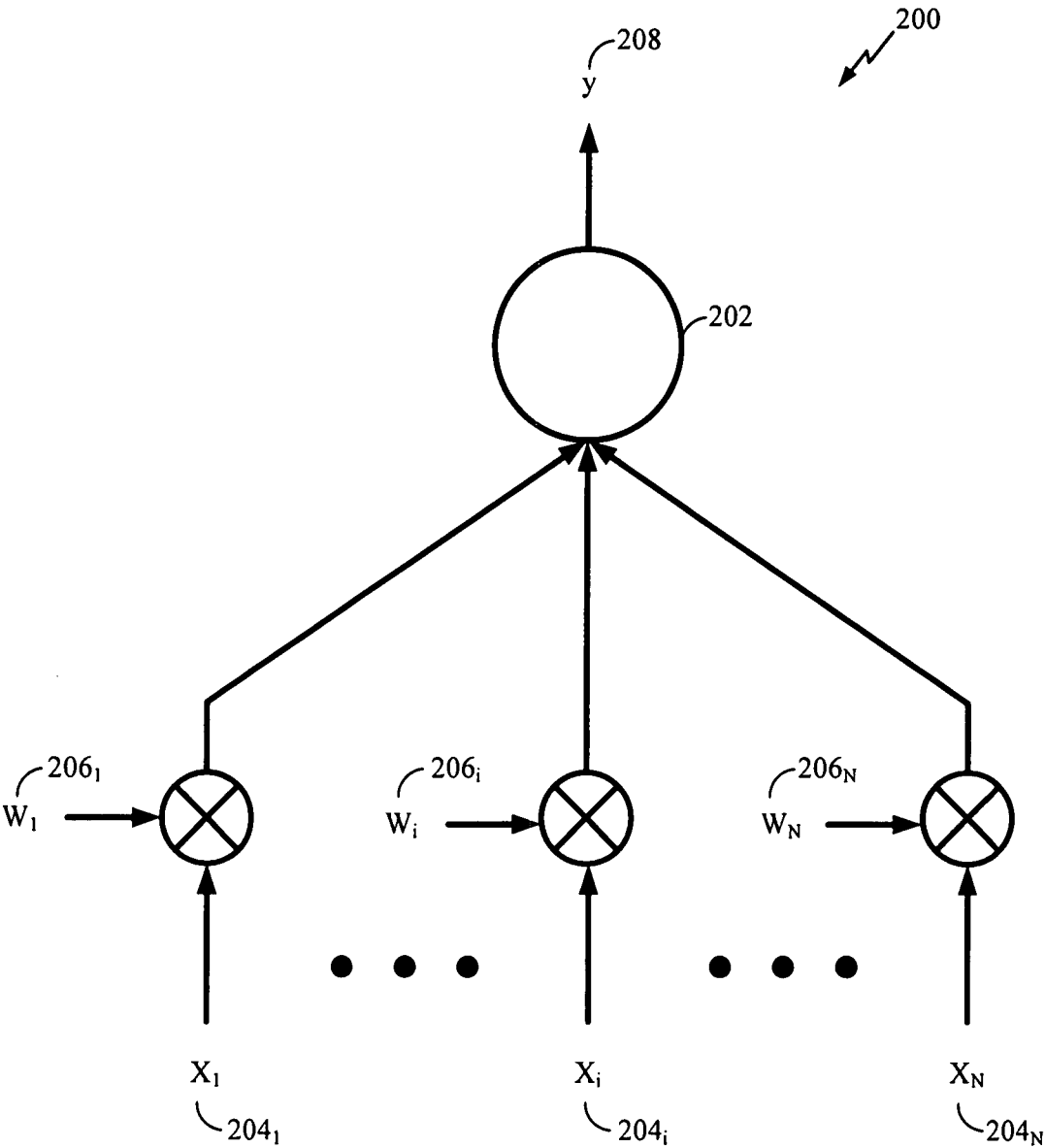


圖2

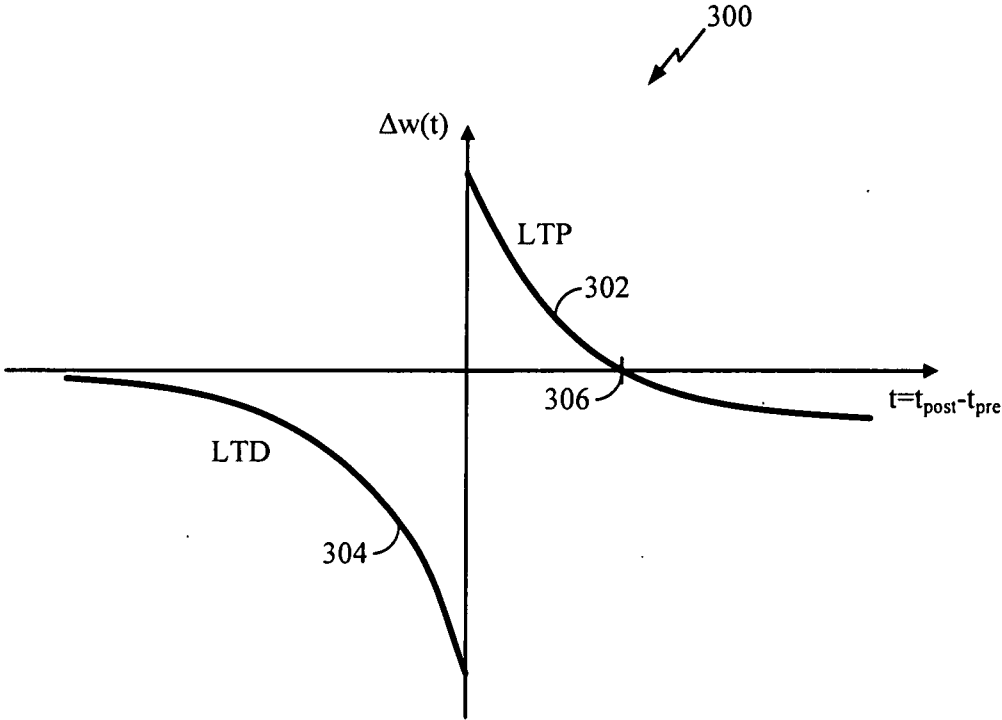


圖3

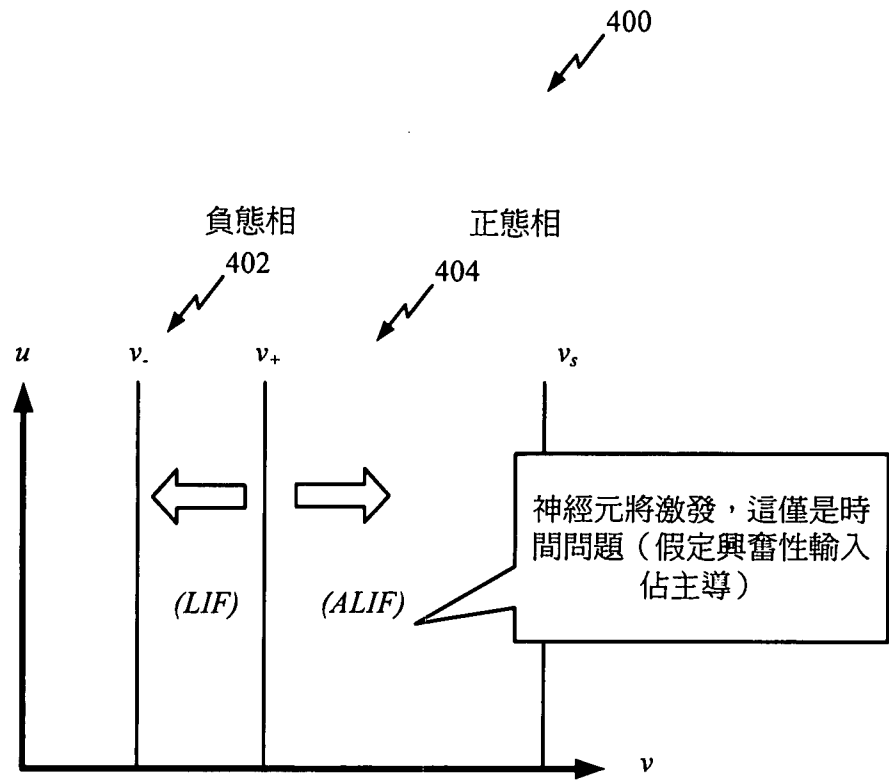


圖4

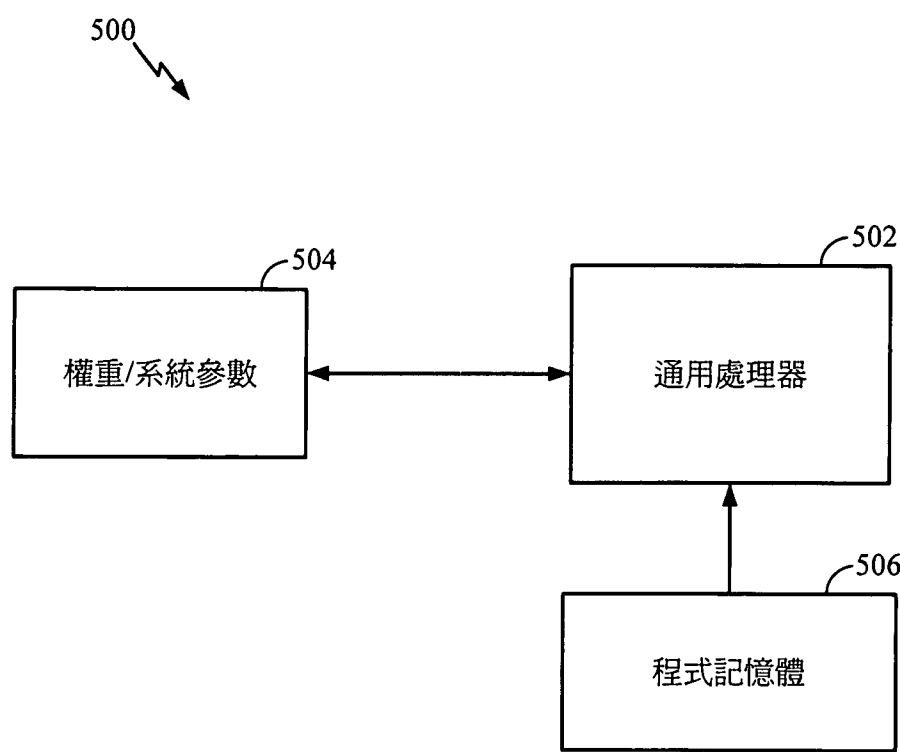


圖5

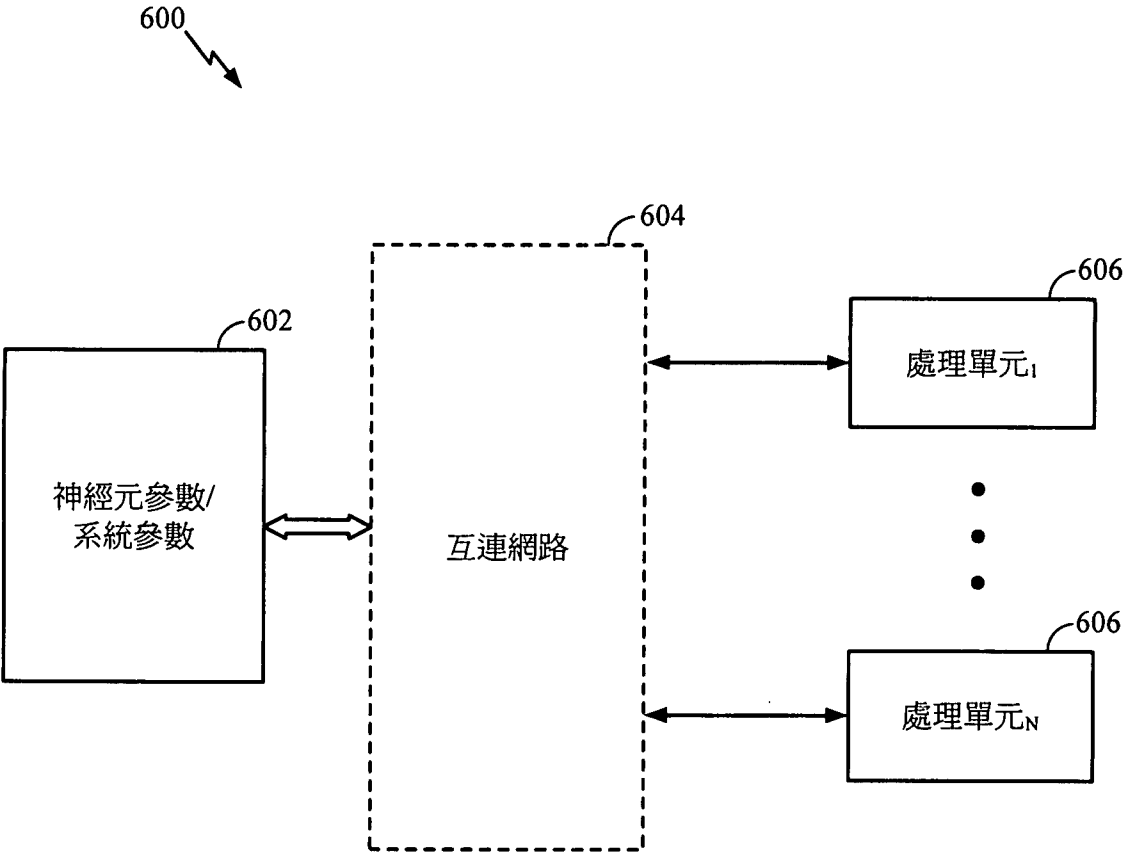


圖6

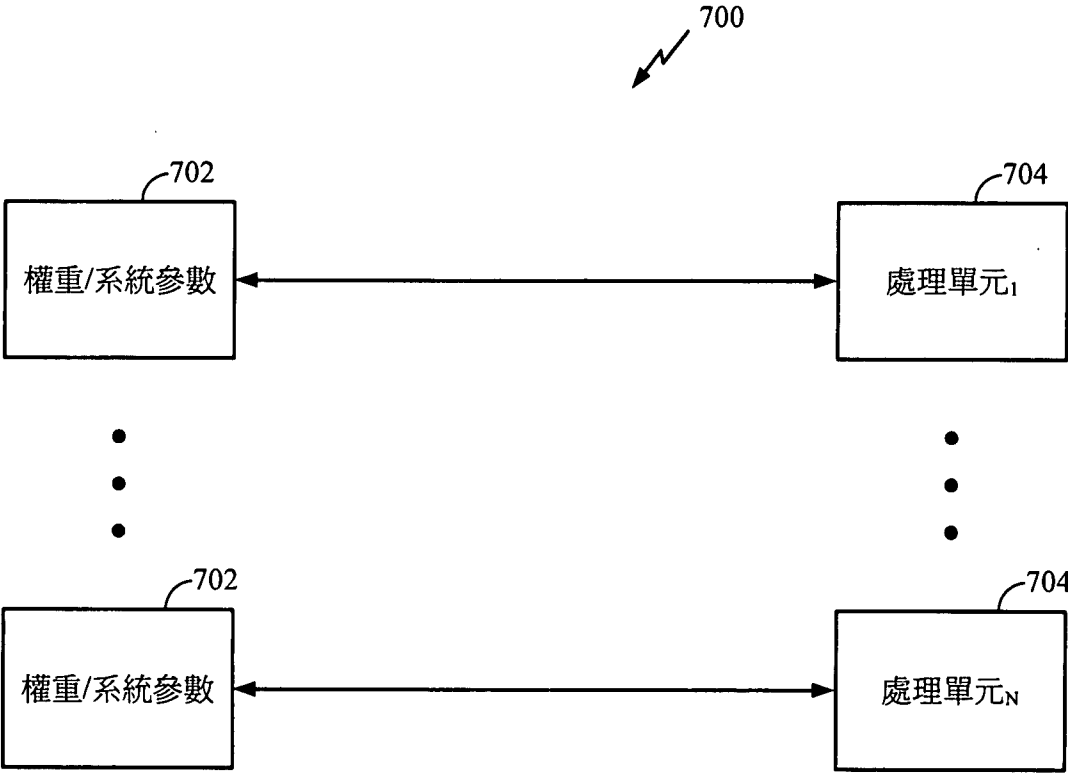


圖7

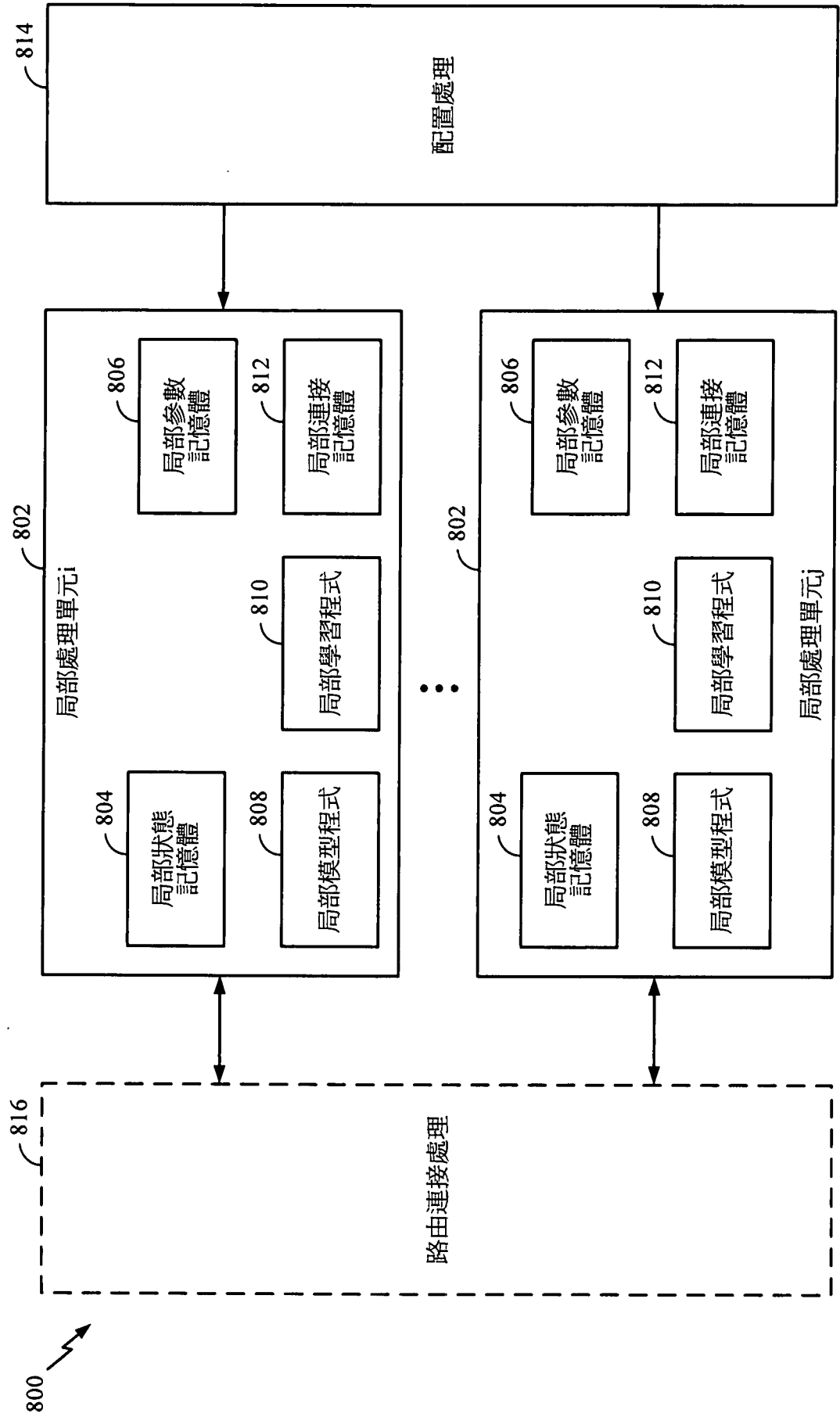


圖8

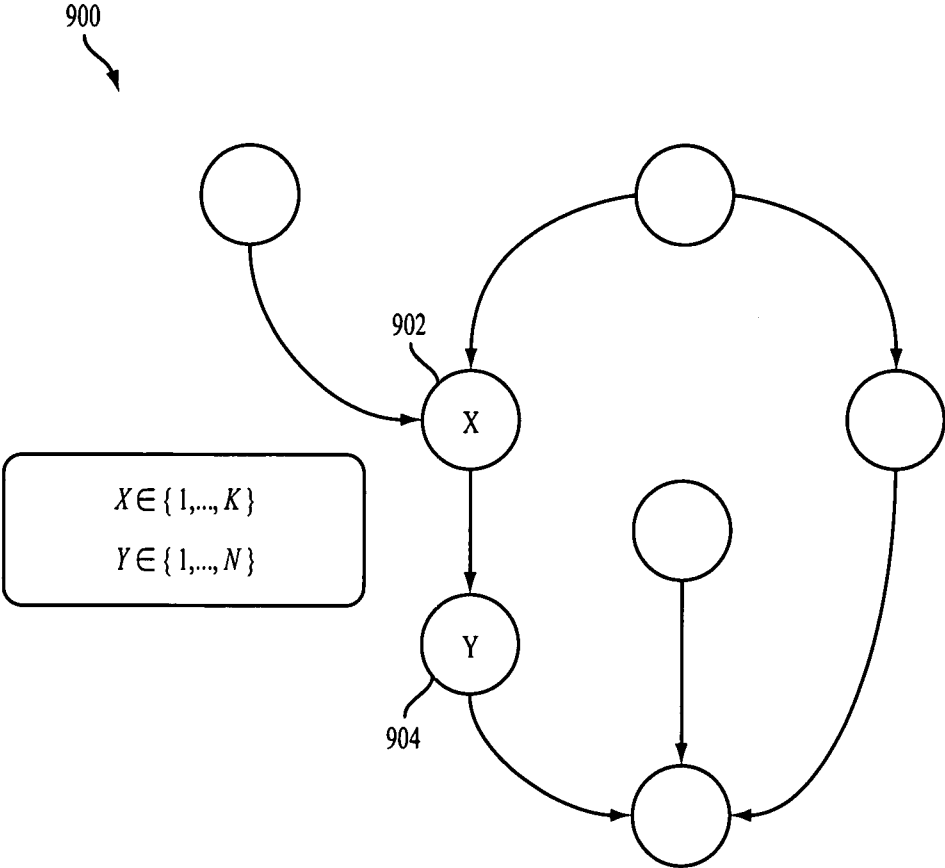


圖9

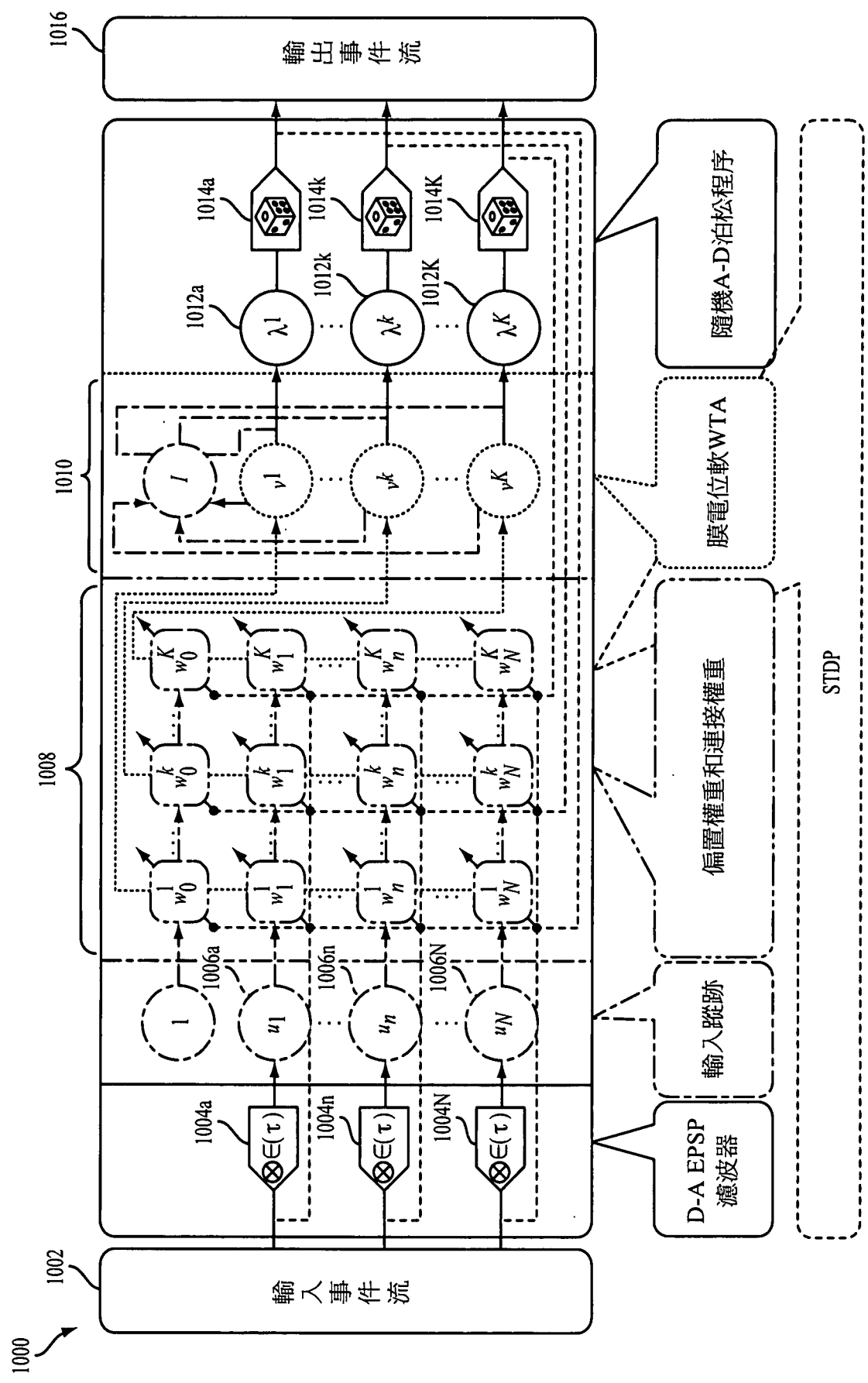


圖10

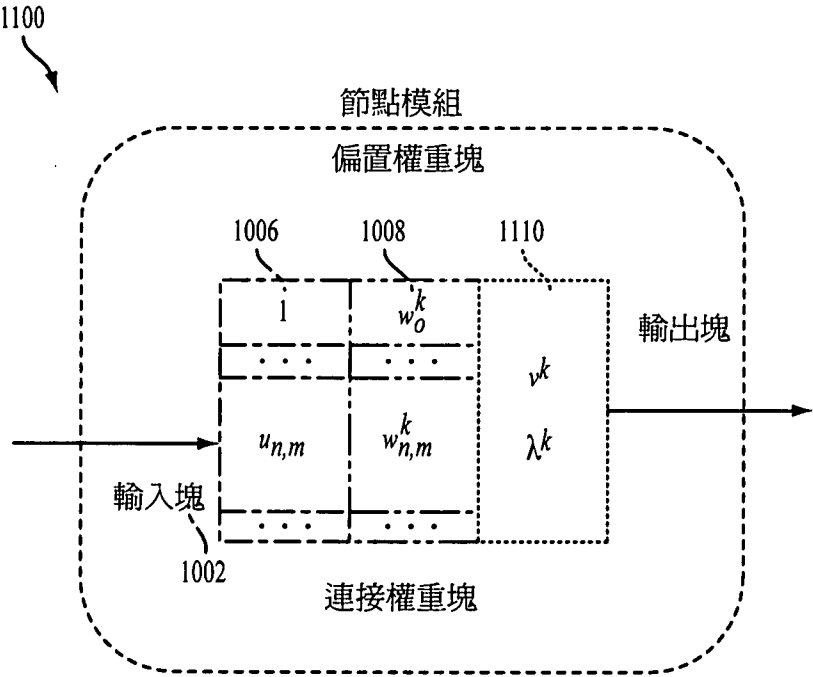


圖11

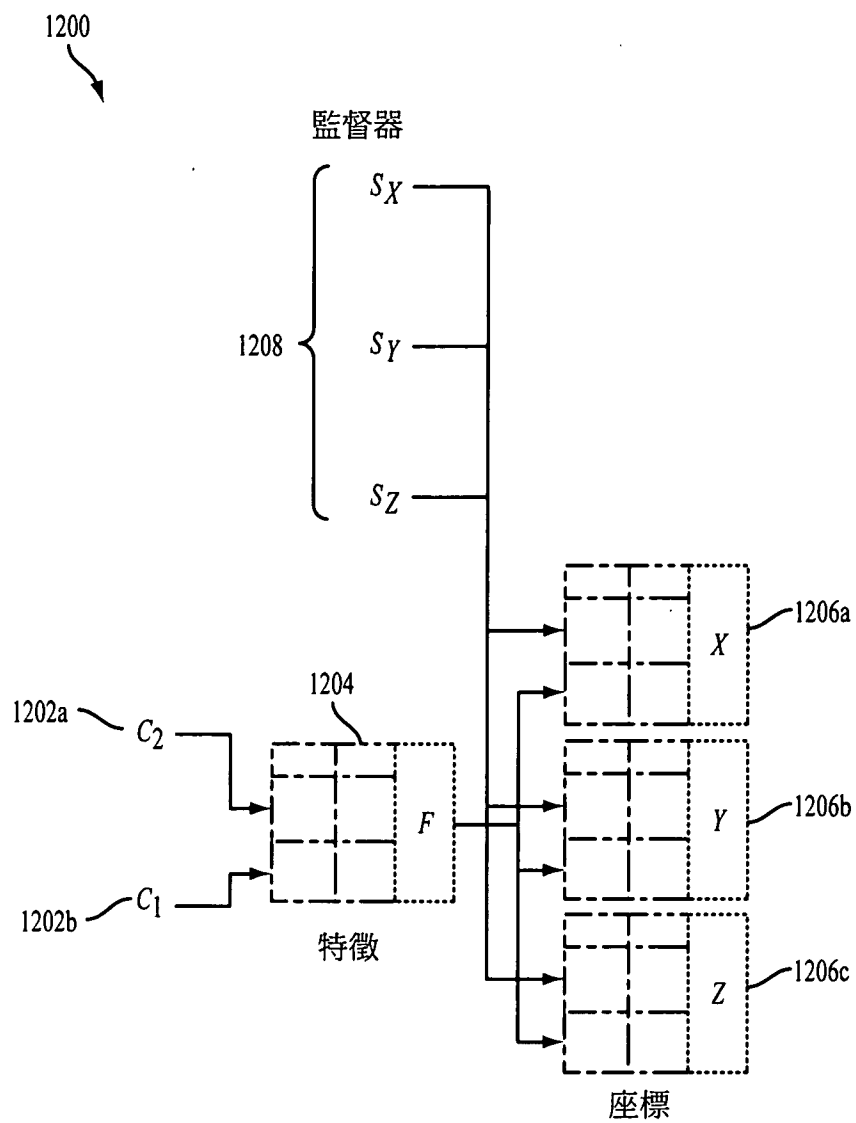


圖12

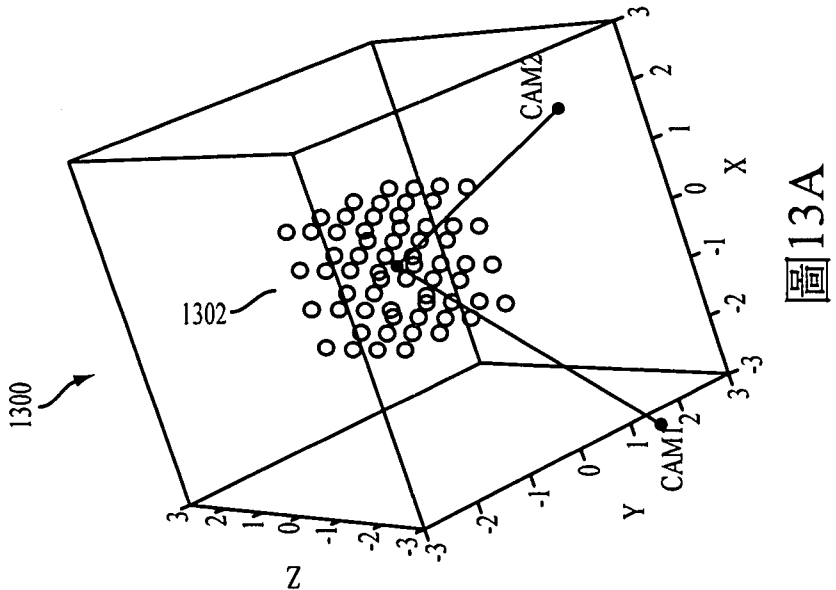


圖13A

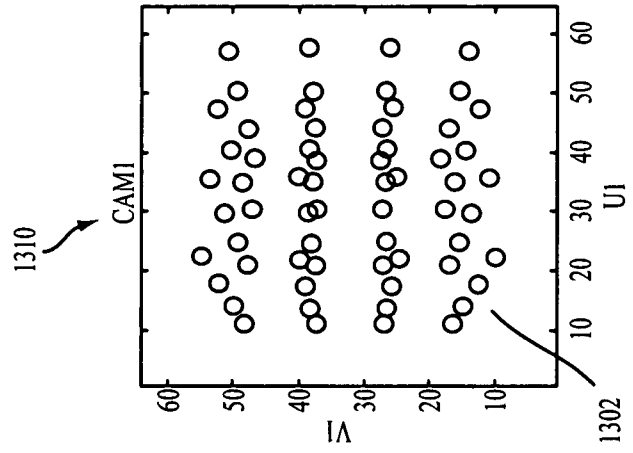


圖13B

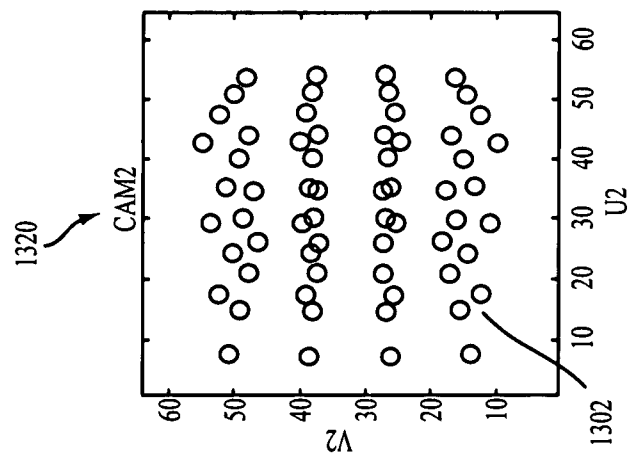


圖13C

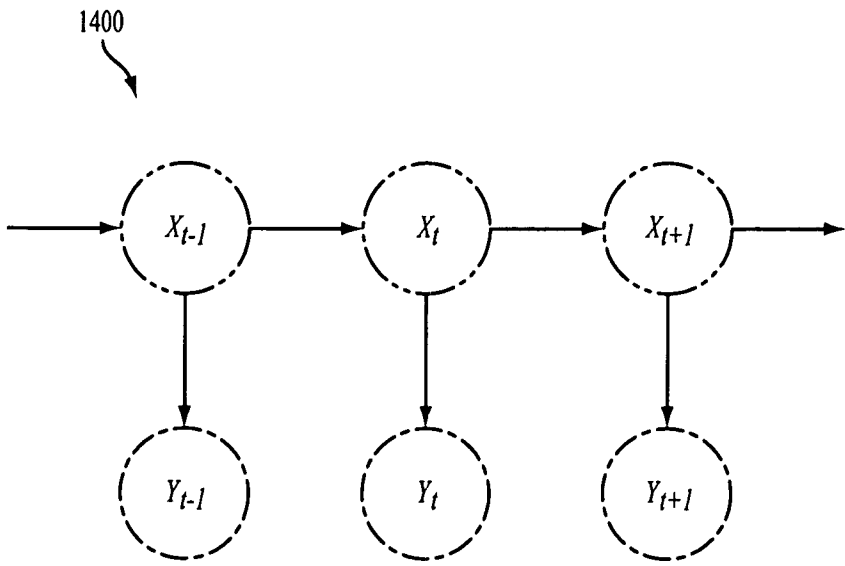


圖14A

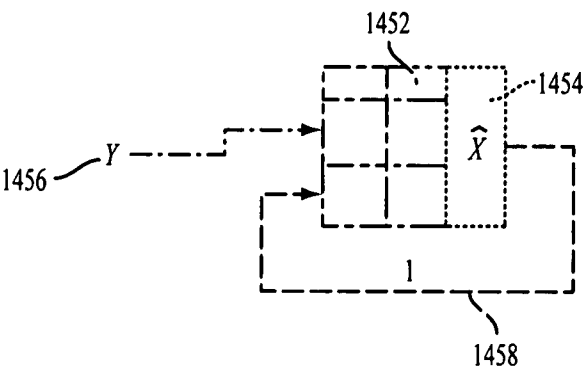
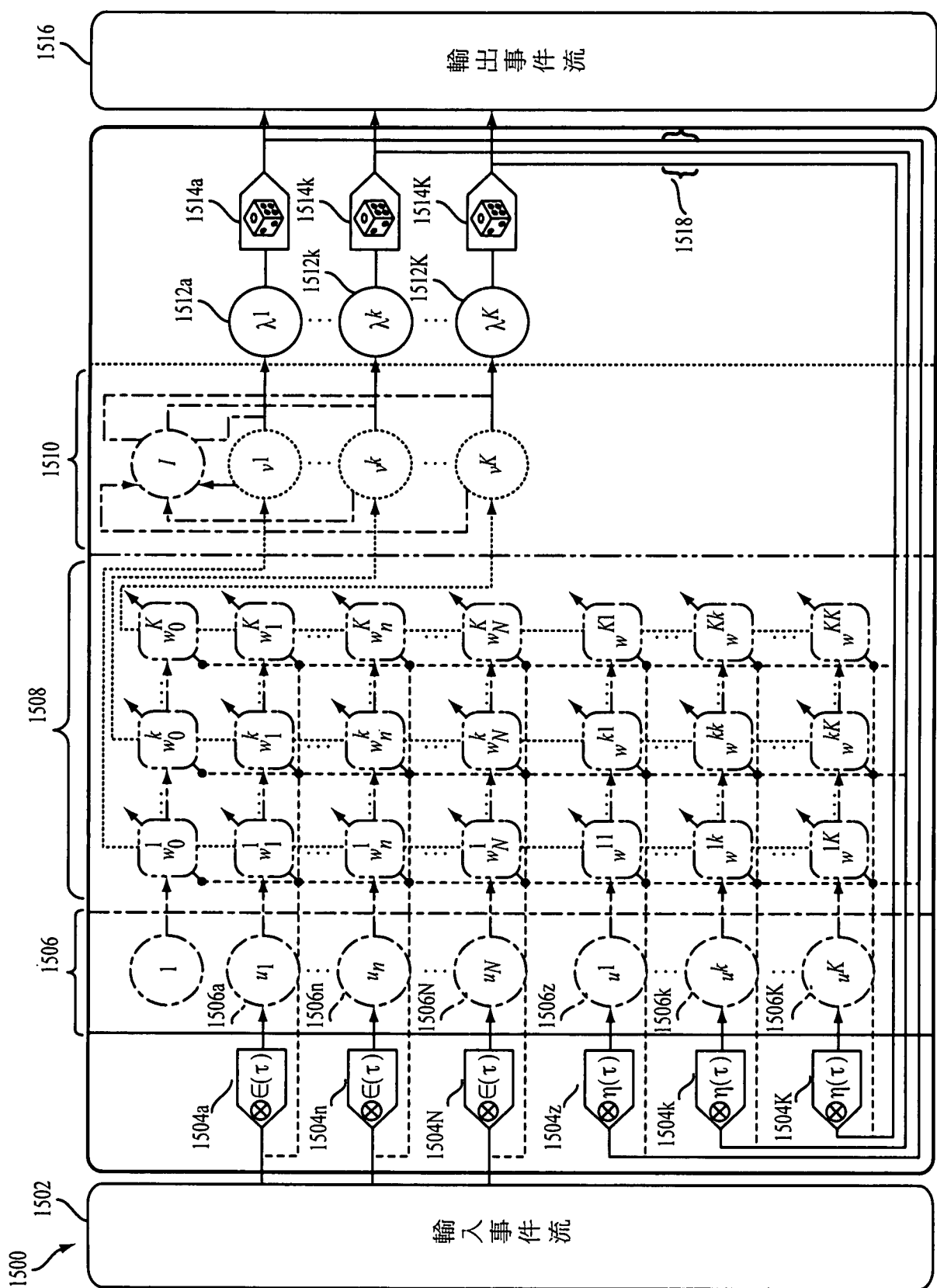


圖14B



15

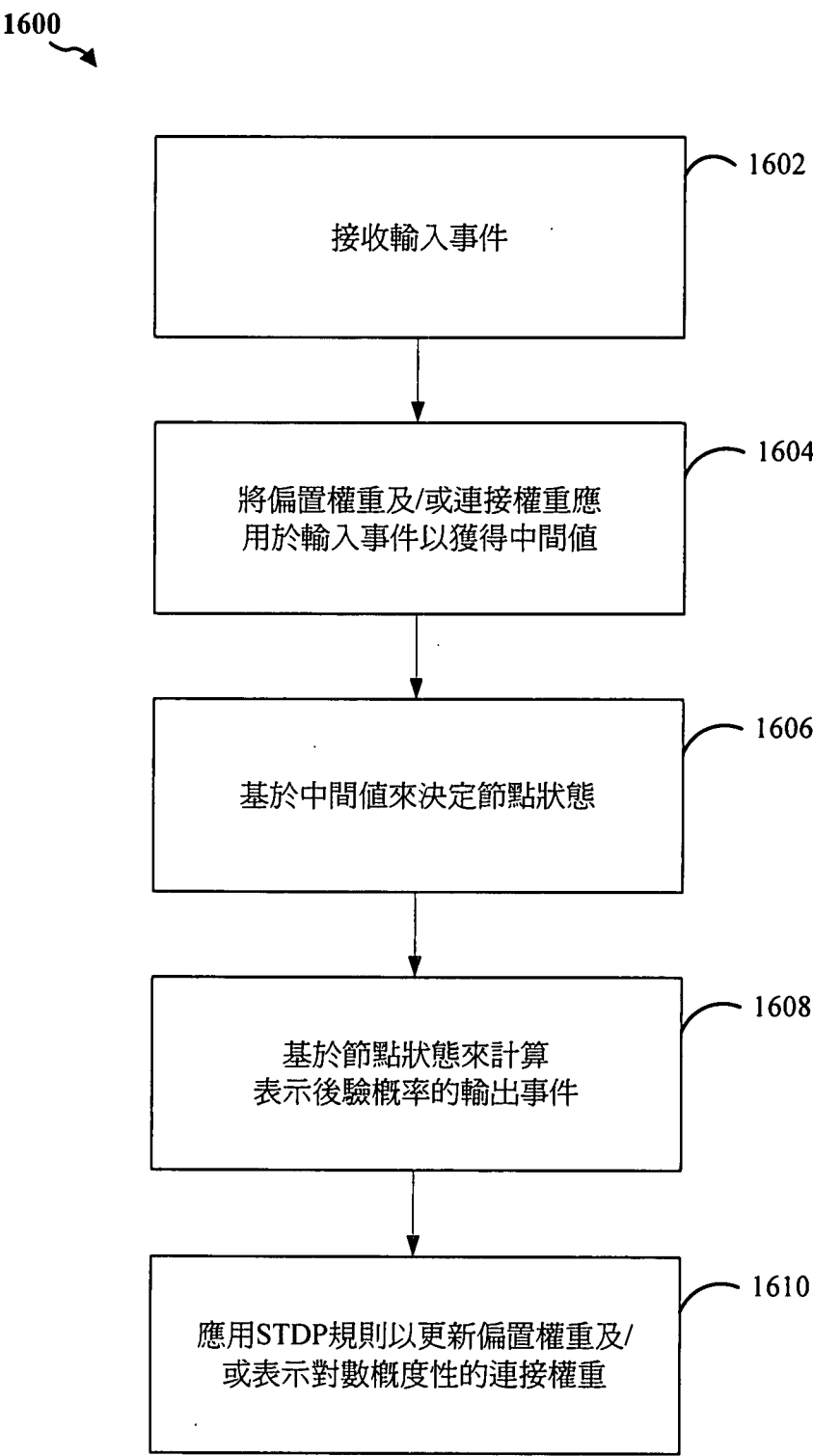


圖16

上計算。替換地，在一些態樣，輸出事件率可以在事件基礎上計算。

【0090】 在一些態樣，可以經由濾波器 1014a - 1014K 對經由輸出節點 1012a - 1012K 的輸出進行濾波。在一個示例性態樣，濾波器 1014a - 1014K 可以包括數位濾波器以提供數位輸出。

【0091】 在一些態樣，這些節點可以是神經元。由此，輸出事件流 1016 可以是具有表示後驗概率的輸出激發率的尖峰事件。亦即，神經元可以激發尖峰，這些尖峰具有作為神經元狀態（例如，膜電位）的函數的激發概率。例如，輸出節點（例如，1012a-1012K）的激發率（並且進而輸出事件流）可以經由下式提供：

$$\text{【0092】 } \lambda^k(t) = e^{v^k(t) - I(t)} \quad (19)$$

【0093】 在一些態樣，可以如下從輸出激發率計算輸出尖峰事件時間：

$$\text{【0094】 } t_{\text{輸出}} = t_{\text{現在}} + \frac{\xi}{\lambda^k(t)} \quad (20)$$

其中 $\xi \sim \text{Exp}(1)$ 是從具有速率參數 1 的指數分佈得到的亂數。

【0095】 在一些態樣，尖峰定時依賴可塑性（STDP）規則可以被應用於實現學習。例如，可以基於輸出事件流 1016（例如，來自後驗分佈的輸出取樣）來更新偏置權重及/或連接權重（1008）中的每一者。例如，可以如下應用 STDP 規則：

$$\text{【0096】 } \tau \frac{dw_n^k(t)}{dt} = \rho^k(t) \left[c u_n(t) e^{-w_n^k(t)} - 1 \right] \quad (21)$$

$$\text{【0097】 } \tau_0 \frac{dw_0^k(t)}{dt} = c_0 \rho^k(t) e^{-w_0^k(t)} - 1 \quad (22)$$

間中偵測到物件時，相機可以產生事件（例如，尖峰事件）。在圖 13B 和 13C 中，分別示出由相機（例如，CAM1 和 CAM2）偵測到的對象 1302。每一個相機可以產生與偵測到的物件 1302 相對應的事件流。如圖 13B 和 13C 中所示，在事件流中表示 3D 物件 1302 的 2D（例如，僅 x 和 y 座標）表示（1310 和 1320）。相應地，爲了準確地表示給定空間中的每一個物件，決定第三座標（例如，z 座標）將是有益的。

【0112】參照圖 12，AER 感測器 1202a 和 1202b 可以包括相機，諸如圖 13 的 CAM1 和 CAM2。由此，經由相機捕捉到的事件可以被輸入到如以上所論述的用於執行基於事件的貝氏推斷和學習的模組中。使用用於貝氏推斷和學習的模組（例如，推斷引擎模組 1100），可以從經由相機（例如，CAM1 和 CAM2）提供的輸入流決定圖 13A 中所示的給定空間中的物件的位置（例如，x、y 和 z 座標）。

【0113】例如，CAM1 和 CAM2 可以各自向特徵模組 1204 提供 64x64 個輸入（例如，圖 13B 和 13C 中所示的 1302 的表示），該特徵模組 1204 可以例如包括尖峰神經網路的隱藏層。這些輸入可以基於相機（例如，CAM1 和 CAM2）例如在被劃分成 4x4x4 網格的空間中所感測到的東西。特徵模組 1204 可以隨後經由如前述的推斷和學習來將這兩個 64x64 輸入轉換成被推斷引擎模組 1206a - 1206c 接收的 64 個 3D 空間輸出。推斷引擎模組 1206a - 1206c 可以隨後經由如前述的推斷和學習來將這些輸出量化成數個座標，例如，每個維度四個座標。以此方式，可以僅使用 2D AER 相機（例如，圖 13 的 CAM1 和 CAM2）來實

現3D視覺。儘管描述了64x64個輸入、64個特徵以及針對每個座標的4個輸出，但是本案不限於此類數位。在該3D視覺示例中，在每個模組中不使用偏置權重塊。

【0114】 在一些態樣，可以使用可經由監督器1208（例如， S_x 、 S_y 和 S_z ）提供的實際物件位置來訓練這些模組以訓練物件的真實位置（例如， x 、 y 和 z 座標）。一旦訓練了推斷引擎模組1206a – 1206c，就可以禁用監督器並且可以在沒有監督器輸入1208的情況下操作推斷引擎模組1206a – 1206c。

● 【0115】 在一些態樣，用於基於事件的推斷和學習的架構可以被配置成用於隱瑪律科夫模型的學習。瑪律科夫模型是對其中狀態以非決定的方式取決於先前狀態的程序進行建模的隨機模型。在隱瑪律科夫模型（HMM）中，狀態是僅可部分觀察的。

● 【0116】 圖14A是圖示隱瑪律科夫模型的示圖1400。參照圖14A，隨機變數 $X_t \in \{1, \dots, K\}$ 是隱藏的，並且隨機變數 $Y_t \in \{1, \dots, N\}$ 是可見的。 $\{X_t\}$ 和 $\{Y_t\}$ 具有如下的依存性：

$$X_t \rightarrow Y_t \text{ 基於發射概率矩陣 } P(Y_t = n \mid X_t = k);$$

$$X_{t-1} \rightarrow X_t \text{ 基於轉移概率矩陣 } P(X_t = k \mid X_{t-1} = k').$$

【0117】 發射概率管控在給定隱藏變數（ X_t ）在特定的時間處的狀態的情況下所觀察到的變數（ Y_t ）在該時間處的分佈。另一態樣，轉移概率控制在給定了時間 $t-1$ 處的隱藏狀態的情況下可以選取在時間 t 處的隱藏狀態的方式。

【0118】 圖14B是圖示根據本案的各態樣的用於隱瑪律科夫模型的基於事件的推斷和學習的示例性架構的高級方塊圖。

25. 如請求項24述及之裝置，進一步包括用於供應該等輸入事件的至少一個感測器。

26. 如請求項18述及之裝置，其中該至少一個處理器被進一步配置成：

供應該等輸出事件作為回饋以提供額外的輸入事件；

將一第二組連接權重應用於該等額外的輸入事件以獲得一第二組中間值；及

至少部分地基於該節點狀態和該第二組中間值來計算至少一個隱藏節點狀態。

27. 如請求項26述及之裝置，其中該至少一個處理器被進一步配置成對該等額外的輸入事件進行濾波，以使得該等額外的輸入事件是經時延的。

28. 如請求項27述及之裝置，其中該等連接權重包括一發射概率矩陣，並且該第二組連接權重包括一轉移概率矩陣。

29. 一種用於執行基於事件的貝氏推斷和學習的設備，包括：

用於在複數個節點之每一者節點處接收輸入事件的裝置

；

用於將偏置權重及/或連接權重應用於該等輸入事件以獲得中間值的裝置；