



(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 I802418 B

(45) 公告日：中華民國 112 (2023) 年 05 月 11 日

(21) 申請案號：111118886

(22) 申請日：中華民國 111 (2022) 年 05 月 20 日

(51) Int. Cl. : G06F30/27 (2020.01)

G06Q10/06 (2012.01)

G06Q50/00 (2012.01)

G06N20/00 (2019.01)

(30) 優先權：2022/01/12 美國

63/298,986

(71) 申請人：旺宏電子股份有限公司 (中華民國) MACRONIX INTERNATIONAL CO., LTD.

(TW)

新竹縣科學工業園區力行路 16 號

(72) 發明人：游聲峰 YU, SHENG-FENG (TW)；邱維辰 CHIU, WEI-CHEN (TW)

(74) 代理人：祁明輝；林素華

(56) 參考文獻：

CN 113344215A

CN 113837220A

US 2020/0184374A1

US 2021/0110264A1

US 2021/0383158A1

US 2021/0383272A1

審查人員：曾祥峰

申請專利範圍項數：8 項 圖式數：8 共 30 頁

(54) 名稱

線上持續學習方法及系統

(57) 摘要

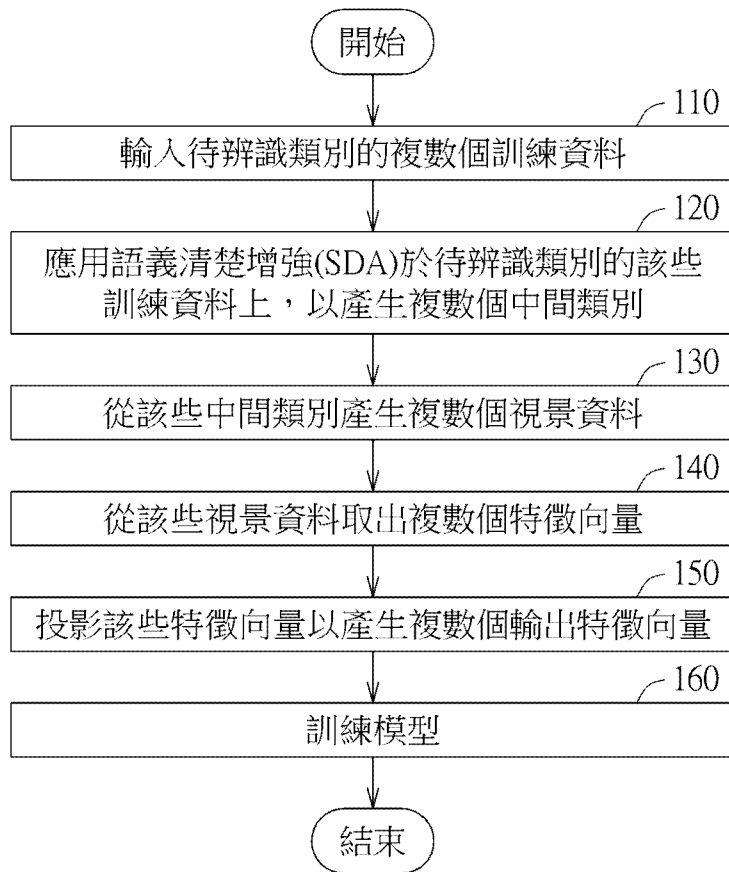
提供線上持續學習方法及系統。線上持續學習方法包括：輸入一待辨識類別的複數個訓練資料；應用一離散非隨機增強操作於該待辨識類別的該些訓練資料上，以產生複數個中間類別；從該些中間類別產生複數個視景資料；從該些視景資料取出複數個特徵向量；以及根據該些特徵向量訓練一模型。

An online continual learning method and system are provided. The online continual learning method includes: receiving a plurality of training data of a class under recognition; applying a discrete and deterministic augmentation operation on the plurality of training data of the class under recognition to generate a plurality of intermediate classes; generating a plurality of view data from the intermediate classes; extracting a plurality of characteristic vectors from the view data; and training a model based on the feature vectors.

指定代表圖：

符號簡單說明：

110~160:步驟



第 1 圖

**公告本**

I802418

【發明摘要】**【中文發明名稱】** 線上持續學習方法及系統**【英文發明名稱】** ONLINE CONTINUAL LEARNING METHOD

AND SYSTEM

【中文】

提供線上持續學習方法及系統。線上持續學習方法包括：輸入一待辨識類別的複數個訓練資料；應用一離散非隨機增強操作於該待辨識類別的該些訓練資料上，以產生複數個中間類別；從該些中間類別產生複數個視景資料；從該些視景資料取出複數個特徵向量；以及根據該些特徵向量訓練一模型。

【英文】

An online continual learning method and system are provided. The online continual learning method includes: receiving a plurality of training data of a class under recognition; applying a discrete and deterministic augmentation operation on the plurality of training data of the class under recognition to generate a plurality of intermediate classes; generating a plurality of view data from the intermediate classes; extracting a plurality of characteristic vectors from the view data; and training a model based on the feature vectors.

【指定代表圖】 第 1 圖。**【代表圖之符號簡單說明】**

110~160: 步驟

【特徵化學式】

無

【發明說明書】

【中文發明名稱】線上持續學習方法及系統

【英文發明名稱】ONLINE CONTINUAL LEARNING METHOD

AND SYSTEM

【技術領域】

【0001】本發明是有關於一種線上持續學習方法及系統。

【先前技術】

【0002】持續學習(Continual Learning)的概念是讓模型可以接續學習大量任務(task)，而不是忘記從先前任務所學習到的知識、資料等，其中，舊任務資料只有小部份會被儲存下來。

【0003】線上持續學習系統需要接受新概念(如類別、領域、環境(例如玩新的線上遊戲)等)，但仍要維持模型性能。以目前而言，線上持續學習系統會遇到災難性忘記(catastrophic forgetting)與不平衡學習(imbalanced learning)的問題。

【0004】災難性忘記是指，在學習新概念時，會將忘記舊概念。不平衡學習是指，舊概念的資料數量小於新概念的資料數量。

【0005】故而，需要有一種線上持續學習方法及系統，能解決現有線上持續學習方法及系統的問題。

【發明內容】

【0006】根據本案一實例，提出一種線上持續學習方法，包括：輸入一待辨識類別的複數個訓練資料；應用一離散非隨機增

強操作於該待辨識類別的該些訓練資料上，以產生複數個中間類別；從該些中間類別產生複數個視景資料；從該些視景資料取出複數個特徵向量；以及根據該些特徵向量訓練一模型。

【0007】根據本案另一實例，提出一種線上持續學習系統，包括：一語義清楚增強模組，接收一待辨識類別的複數個訓練資料，並應用一離散非隨機增強操作於該待辨識類別的該些訓練資料上，以產生複數個中間類別；一視景資料產生模組，耦接至該語義清楚增強模組，該視景資料產生模組從該些中間類別產生複數個視景資料；一特徵擷取模組，耦接至該視景資料產生模組，從該些視景資料取出複數個特徵向量；以及一訓練功能模組，耦接至該特徵擷取模組，根據該些特徵向量訓練一模型。

【0008】為了對本發明之上述及其他方面有更佳的瞭解，下文特舉實施例，並配合所附圖式詳細說明如下：

【圖式簡單說明】

【0009】

第1圖繪示根據本案第一實施例的線上持續學習方法流程圖。

第2A圖與第2B圖顯示根據本案第一實施例的操作示意圖。

第3圖顯示根據本案一實施例之置換操作。

第4圖繪示根據本案第二實施例的線上持續學習方法流程圖。

第5A圖與第5B圖顯示根據本案第二實施例的操作示意圖。

第6圖顯示根據本案第二實施例的完全連接層分類器模型之操作示意圖。

第7圖繪示根據本案第三實施例的線上持續學習方法流程圖。

第8圖顯示根據本案一實施例之線上持續學習系統之功能方塊圖。

【實施方式】

【0010】本說明書的技術用語係參照本技術領域之習慣用語，如本說明書對部分用語有加以說明或定義，該部分用語之解釋係以本說明書之說明或定義為準。本揭露之各個實施例分別具有一或多個技術特徵。在可能實施的前提下，本技術領域具有通常知識者可選擇性地實施任一實施例中部分或全部的技術特徵，或者選擇性地將這些實施例中部分或全部的技術特徵加以組合。

【0011】第一實施例

【0012】第1圖繪示根據本案第一實施例的線上持續學習方法流程圖。於步驟110中，輸入待辨識類別的複數個訓練資料至線上持續學習系統。於步驟120中，應用語義清楚增強(SDA, *semantically distinct augmentation*)於待辨識類別的該些訓練資料上，以產生複數個中間類別。於步驟130中，從該些中間類別產生複數個視景資料(*view data*)。於步驟140中，從該些視景資料取出複數個特徵向量。於步驟150中，將該些特徵向量投影(*project*)至另一較低維度空間(例如但不受限於，為雙層感知器

(two-layers Perceptron)，以得到複數個輸出特徵向量。於步驟 160 中，進行訓練模型，使得從同一中間類別所得到的輸出特徵向量彼此拉近(attract)，而從不同中間類別所得到的輸出特徵向量彼此推遠(repel)。步驟 160 例如但不受限於為對比學習(Contrastive Learning)。

【0013】第 2A 圖與第 2B 圖顯示根據本案第一實施例的操作示意圖。請一併參照第 1 圖、第 2A 圖與第 2B 圖。對於所接收的待辨識類別的訓練資料 210，應用語義清楚增強(SDA)於待辨識類別的訓練資料 210 上，以產生更多中間類別 220A~220D。

【0014】在本案一實施例中，語義清楚增強(SDA)的操作必需是離散(discrete)且非隨機(deterministic)的。語義清楚增強(SDA)例如但不受限於，包括：旋轉或置換。

【0015】旋轉是指，對於待辨識類別的訓練資料 210 進行旋轉，以產生更多中間類別 220A~220D。以第 2A 圖與第 2B 圖為例，對於待辨識類別的訓練資料 210 進行旋轉 0 度，以產生中間類別 220A；對於待辨識類別的訓練資料 210 進行順時針旋轉 90 度，以產生中間類別 220B；對於待辨識類別的訓練資料 210 進行順時針旋轉 180 度，以產生中間類別 220C；以及對於待辨識類別的訓練資料 210 進行順時針旋轉 270 度，以產生中間類別 220D。所旋轉的角度必需是離散且非隨機的。

【0016】舉例而言，原本有 2 類別：貓、狗。經過 SDA 後，產生 8 個中間類別：貓 0、貓 90、貓 180、貓 270、狗 0、狗 90、

狗 180、狗 270。其中，貓 0、貓 90、貓 180、貓 270 分別代表將貓旋轉 0 度、90 度、180 與 270 度所得到的中間類別。也就是說，中間類別的數量會是原本類別數量的 K 倍(在上例中， $K=4$ ，但當知本案並不受限於此，其中，K 代表 SDA 的倍數參數。)

【0017】置換是指，對於待辨識類別的訓練資料 210 進行置換，以產生更多中間類別。第 3 圖顯示根據本案一實施例之置換操作。對於待辨識類別的訓練資料 310 進行無置換，以產生中間類別 320A；對於待辨識類別的訓練資料 310 進行左右置換(亦即，左半部與右半部交換)，以產生中間類別 320B；對於待辨識類別的訓練資料 310 進行上下置換(亦即，上半部與下半部交換)，以產生中間類別 320C；以及，對於待辨識類別的訓練資料 310 進行上下左右置換(亦即，上半部與下半部交換，與左半部與右半部交換)，以產生中間類別 320D，其餘可依此類推。置換必需是離散且非隨機的。

【0018】現請參考第 2A 圖與第 2B 圖，以說明步驟 130 的產生該些視景資料之細節。於本案實施例中，隨機從針對該些中間類別(如第 2A 圖與第 2B 圖的中間類別 220A~220B)裁切(crop)取出一部份，以對所裁切出的該部份隨機進行色彩失真(color distortion)。例如但不受限於，從中間類別 220A 裁切取出一部份，以對所裁切出的該部份隨機進行色彩失真(例如但不受限於，加上黃色)，以成為視景資料 230A；從中間類別 220A 裁切取出一部份，以對所裁切出的該部份隨機進行色彩失真(例如但不受限

於，加上紅色)，以成為視景資料 230B；從中間類別 220D 裁切取出一部份，以對所裁切出的該部份隨機進行色彩失真(例如但不受限於，加上綠色)，以成為視景資料 230C；以及，從中間類別 220D 裁切取出一部份，以對所裁切出的該部份隨機進行色彩失真(例如但不受限於，加上紫色)，以成為視景資料 230D。

【0019】對於所取得的該些視景資料 230A~230D，以特徵擷取器(feature extractor)240 來取出複數個特徵向量 250A~250D。例如，但不受限於，從一個視景資料取出一個特徵向量，亦即，視景資料與特徵向量為一對一關係。

【0020】之後，將特徵向量 250A~250D 以多層感知器(Multilayer Perceptron, MLP)260 來投影至另一較低維度空間，以得到輸出特徵向量 270A~270D。

【0021】經由對比學習來訓練模型，使得從同一中間類別所得到的輸出特徵向量彼此拉近，而從不同中間類別所得到的輸出特徵向量彼此推遠。以第 2A 圖與第 2B 圖為例，當輸出特徵向量 270A 與 270B 是由同一中間類別(220A~220D)所得到的話，則輸出特徵向量 270A 與 270B 彼此拉近。相反地，當輸出特徵向量 270A 與 270B 是由不同中間類別(220A~220D)所得到的話，則輸出特徵向量 270A 與 270B 彼此推遠。

【0022】在本案第一實施例中，SDA 可使得模型在單一訓練階段中學習到各式各樣的特徵。因而，SDA 是穩定的，且面臨到較少的災難性忘記。

【0023】在本案第一實施例中，對所輸入的待辨識類別資料進行離散且非隨機的增強(旋轉、置換等)。若兩增強後影像具有相同的原始類別與增強類別，則視為同一中間類別，反之為不同中間類別。因此，調整模型參數，以使得不同中間類別的影像(特徵向量)被拉遠，而為相同中間類別的影像(特徵向量)被拉近。

【0024】此外，在本案第一實施例中，這些轉換增強(如旋轉、置換等)具有不同語義意義(semantic meaning)。故而，可利用這些轉換操作(如旋轉、置換等)來產生更多中間類別。故而，使用中間類別來學習可有助於模型來得到更多樣的特徵向量。藉此，有助於所訓練好的類別可以更加區隔於未來類別。

【0025】第二實施例

【0026】第 4 圖繪示根據本案第二實施例的線上持續學習方法流程圖。於步驟 410 中，輸入待辨識類別的複數個訓練資料至線上持續學習系統。於步驟 420 中，針對該待辨識類別的該些訓練資料，產生複數個視景資料。步驟 420 是選擇性的，可依使用者需求決定是否執行 420。於步驟 430 中，針對該些視景資料，取出複數個特徵向量。於步驟 440 中，對該些特徵向量，進行權重感知平衡取樣(weight-aware balanced sampling, WABS)，以動態地調整待辨識類別的資料取樣比率。於步驟 450 中，利用分類器模型(C)來進行分類。於步驟 460 中，對於分類器模型的分類結果，進行交叉熵(cross entropy, CE)，來訓練該模型。

【0027】第 5A 圖與第 5B 圖顯示根據本案第二實施例的操作

示意圖。第 5A 圖例如是利用監督式對比重播(supervised contrastive replay, SCR)，而第 5B 圖例如是利用是監督式對比學習(supervised contrastive learning, SCL)，當然，本案並不受限於此。於第 5A 圖與第 5B 圖中，產生視景資料的步驟 420 是選擇性的，可依使用者需求決定是否執行 420。

【0028】請一併參照第 4 圖、第 5A 圖與第 5B 圖。對於所接收的待辨識類別的訓練資料 510，產生複數個視景資料 520A~520C。在第二實施例中，產生視景資料的做法可相同或相似於第一實施例，故其細節在此省略。

【0029】對於所取得的該些視景資料 520A~520C，以特徵擷取器 530 來取出複數個特徵向量 540A~540D。

【0030】對該些特徵向量 540A~540D，進行權重感知平衡取樣(WABS)，以動態地調整待辨識類別的資料取樣比率。

【0031】例如但不受限於，根據 Softmax 函式(歸一化指數函式)來動態產生待辨識類別的資料取樣比率 r_t 如下公式(1)：

$$r_t = \min\left(1, \frac{2 \cdot \exp(\text{wold}/tw)}{\exp(\frac{\text{wold}}{tw}) + \exp(\frac{wt}{tw})}\right) \quad (1)$$

【0032】在上述公式(1)中，tw 代表自定的超參數(hyperparameter)。至於其他參數 wold 與 wt 將於底下說明之。

【0033】透過動態產生待辨識類別的資料取樣比率 r_t 可以讓分類器得到平衡，以避免不平衡學習的問題。

【0034】在本案第二實施例中，步驟 450 所用的分類器模型例如但不受限於為，完全連接層(fully-connected layer)分類器

模型。

【0035】第 6 圖顯示根據本案第二實施例的完全連接層分類器模型之操作示意圖。完全連接層分類器模型把特徵向量 610A~610B 連結到類別 620A~620C，每個特徵向量 610A~610B 都會連到所有的類別 620A~620C。其中，類別 620A~620B 屬於已學習好的舊類別，而 620C 屬於欲學習的待辨識類別。第 6 圖顯示有 6 個權重(weight)630_1~630_6，該些權重 630_1~630_6 連結於特徵向量 610A~610B 與類別 620A~620C 之間。權重 630_1、630_2、630_4 與 630_5 乃是連結於特徵向量 610A~610B 與舊類別 620A~620B 之間，故而，將權重 630_1、630_2、630_4 與 630_5 取平均值得到舊類別權重平均值 w_{old} 。權重 630_3 與 630_6 乃是連結於特徵向量 610A~610B 與待辨識類別 620C 之間，故而，將權重 630_3 與 630_6 取平均值得到待辨識類別權重平均值 w_t 。

【0036】如果待辨識類別權重平均值 w_t 愈大，則代表分類器模型 C 愈傾向於待辨識類別 620C。權重的大小跟資料數量有關聯性。原則上，無法得知各類別的個別資料量，然而，在本案第二實施例中，可以知道該些權重 630_1~630_6 的值。故而，透過權重的值來估計各類別的個別資料量。

【0037】所以，如果待辨識類別權重平均值 w_t 太大，則透過公式(1)可以調整使得待辨識類別的資料取樣率動態變小。

【0038】在本案第二實施例中，藉由導入完全連接層分類器

模型，可以增加訓練效率，且，在分類器分類之前，應用 WABS 來避免近因效應 (Recency bias)。

【0039】此外，在本案第二實施例中，完全連接層分類器模型與交叉熵可以使用類別相關資訊(如權重平均值等)來訓練模型，因而，本案第二實施例可以在較少訓練回合(iteration)中來達成收斂。因此，在本案第二實施例中，藉由完全連接層分類器模型來額外訓練特徵向量，以在有限回合數中快速達成收斂。

【0040】此外，在本案第二實施例中，藉由動態調整新資料的資料取樣率，以解決不平衡學習的問題。

【0041】在本案第二實施例中，藉由完全連接層分類器模型可以加速訓練速度。

【0042】第三實施例

【0043】第 7 圖繪示根據本案第三實施例的線上持續學習方法流程圖。第三實施例可視為是第一實施例與第二實施例之組合。於步驟 710 中，輸入待辨識類別的複數個訓練資料至線上持續學習系統。於步驟 720 中，應用語義清楚增強於待辨識類別的該些訓練資料上，以產生更多類別。於步驟 730 中，針對該些類別，產生複數個視景資料。於步驟 740 中，針對該些視景資料，取出複數個特徵向量。於步驟 750 中，對該些特徵向量，進行權重感知平衡取樣(WABS)，以動態地調整待辨識類別的資料取樣比率。於步驟 760 中，利用分類器模型來進行分類。於步驟 770 中，對於分類器的分類結果，進行交叉熵，來訓練模型。

【0044】步驟 710~770 的細節可如第一實施例或第二實施例所述，故其細節在此省略。

【0045】第 8 圖顯示根據本案一實施例之線上持續學習系統之功能方塊圖。如第 8 圖所示，根據本案一實施例之線上持續學習系統 800 包括：語義清楚增強(SDA)模組 810、視景資料產生模組 820、特徵擷取模組 830、多工器 840、權重感知平衡取樣(WABS)模組 850、分類器模型 860、第一訓練模組 870、投影模組 880 與第二訓練模組 890。權重感知平衡取樣(WABS)模組 850、分類器模型 860、第一訓練模組 870、投影模組 880 與第二訓練模組 890 亦可合稱為訓練功能模組 895。

【0046】多工器 840 用以根據使用者選擇，以選擇由特徵擷取模組 830 所擷取出的該些特徵向量輸入至權重感知平衡取樣(WABS)模組 850 或投影模組 880 或兩者。

【0047】語義清楚增強模組 810 接收一待辨識類別的複數個訓練資料，並應用一離散非隨機增強操作於該待辨識類別的該些訓練資料上，以產生複數個中間類別。該語義清楚增強模組 810 對於該待辨識類別的該些訓練資料進行旋轉或置換，以產生該些中間類別。

【0048】視景資料產生模組 820 耦接至該語義清楚增強模組 810，該視景資料產生模組 820 從該些中間類別產生複數個視景資料。

【0049】特徵擷取模組 830 耦接至該視景資料產生模組 820，

從該些視景資料取出複數個特徵向量。

【0050】訓練功能模組 895 透過該多工器 840 耦接至該特徵擷取模組 830，根據該些特徵向量訓練一模型。

【0051】權重感知平衡取樣模組 850 透過該多工器 840 耦接至該特徵擷取模組 830，對該些特徵向量，進行一權重感知平衡取樣，以動態地調整該待辨識類別的一資料取樣比率。

【0052】分類器模型 860 耦接至該權重感知平衡取樣模組 850，以該模型來進行分類。

【0053】第一訓練模組 870 耦接至該分類器模型 860，對於該模型的一分類結果，進行交叉熵以訓練該模型。

【0054】投影模組 880 透過該多工器 840 耦接至該特徵擷取模組 830，該投影模組 880 投影該些特徵向量至另一維度空間，以得到複數個輸出特徵向量。

【0055】第二訓練模組 890 耦接至該投影模組 880，該第二訓練模組 890 根據該些輸出特徵向量訓練該模型，使得屬於同一中間類別所得到的該些輸出特徵向量彼此拉近，而從不同中間類別所得到的該些輸出特徵向量彼此推遠。

【0056】語義清楚增強(SDA)模組 810、視景資料產生模組 820、特徵擷取模組 830、多工器 840、權重感知平衡取樣模組 (WABS)850、分類器模型 860、第一訓練模組 870、投影模組 880 與第二訓練模組 890 之細節可如上實施例所述，於此不重述。

【0057】在上述實施例中，類別的範圍也可以包括領域、環

境。例如，虛擬資料與實際資料的學習中，虛擬資料與實際資料分別屬於不同領域、環境。本案其他可能實施例可以在虛擬領域中學習後，再回到真實領域內學習。亦即，虛擬領域是已知類別，而真實領域是未知類別。

【0058】 習知線上持續學習系統面臨災難性忘記。本案上述實施例的 SDA 可以產生具有不同語意意義的影像(中間類別)。透過學習 SDA 所產生的影像(中間類別)，分類器模型可以得到較好性能與較少的忘記。

【0059】 線上持續學習系統面臨近因效應。本案上述實施例的 WABS 可解決此問題，改善訓練效率。

【0060】 在客戶端裝置上的人工智慧模型必需在服務期間內學習新概念。本案上述實施例有利於模型學習，減緩災難性忘記，並解決近因效應。

【0061】 綜上所述，雖然本發明已以實施例揭露如上，然其並非用以限定本發明。本發明所屬技術領域中具有通常知識者，在不脫離本發明之精神和範圍內，當可作各種之更動與潤飾。因此，本發明之保護範圍當視後附之申請專利範圍所界定者為準。

【符號說明】

【0062】

110~160:步驟

210:訓練資料

220A~220D: 中間類別

230A~230D: 視景資料

240: 特徵擷取器

250A~250D: 特徵向量

260: 多層感知器

270A~270D: 輸出特徵向量

310: 訓練資料

320A~320D: 中間類別

410~460: 步驟

WABS: 權重感知平衡取樣(weight-aware balanced sampling)

C: 分類器模型

CE: 交叉熵(cross entropy)

510: 訓練資料

520A~520C: 視景資料

530: 特徵擷取器

540A~540D: 特徵向量

610A~610B: 特徵向量

620A~620C: 類別

630_1~630_6: 權重

710~770: 步驟

800: 線上持續學習系統

810: 語義清楚增強模組

820: 視景資料產生模組

830: 特徵擷取模組

- 840:多工器
- 850:權重感知平衡取樣模組
- 860:分類器模型
- 870:第一訓練模組
- 880:投影模組
- 890:第二訓練模組
- 895: 訓練功能模組

【發明申請專利範圍】

【請求項1】一種線上持續學習方法，包括：

輸入一待辨識類別的複數個訓練資料；

應用一離散非隨機增強操作於該待辨識類別的該些訓練資料上，

以產生複數個中間類別，其中，對於該待辨識類別的該些訓練資

料進行旋轉或置換，以產生該些中間類別；

以裁切與色彩失真從該些中間類別產生複數個視景資料；

從該些視景資料取出複數個特徵向量；以及

根據該些特徵向量訓練一模型。

【請求項2】如請求項1所述之線上持續學習方法，其中，根據該些特徵向量訓練該模型之該步驟包括：

投影該些特徵向量，以得到複數個輸出特徵向量；以及

根據該些輸出特徵向量訓練該模型，使得屬於同一中間類別所得

到的該些輸出特徵向量彼此拉近，而從不同中間類別所得到的該

些輸出特徵向量彼此推遠。

【請求項3】如請求項2所述之線上持續學習方法，其中，投影該些特徵向量之該步驟包括：

投影該些特徵向量至另一維度空間。

【請求項4】如請求項1所述之線上持續學習方法，其中，根據該些特徵向量訓練該模型之該步驟包括：

對該些特徵向量，進行一權重感知平衡取樣，以動態地調整該待

辨識類別的一資料取樣比率；

以該模型來進行分類；以及

對於該模型的一分類結果，進行交叉熵以訓練該模型。

【請求項5】一種線上持續學習系統，包括：

一語義清楚增強模組，接收一待辨識類別的複數個訓練資料，並應用一離散非隨機增強操作於該待辨識類別的該些訓練資料上，以產生複數個中間類別，該語義清楚增強模組對於該待辨識類別的該些訓練資料進行旋轉或置換，以產生該些中間類別；

一視景資料產生模組，耦接至該語義清楚增強模組，該視景資料產生模組以裁切與色彩失真從該些中間類別產生複數個視景資料；

一特徵擷取模組，耦接至該視景資料產生模組，從該些視景資料取出複數個特徵向量；以及

一訓練功能模組，耦接至該特徵擷取模組，根據該些特徵向量訓練一待訓練模型。

【請求項6】如請求項5所述之線上持續學習系統，其中，

該訓練功能模組包括：

一投影模組，耦接至該特徵擷取模組，該投影模組投影該些特徵向量，以得到複數個輸出特徵向量；以及

一第二訓練模組，耦接至該投影模組，該第二訓練模組根據該些輸出特徵向量訓練該待訓練模型，使得屬於同一中間類別所得到的該些輸出特徵向量彼此拉近，而從不同中間類別所得到的該些輸出特徵向量彼此推遠。

【請求項7】如請求項6所述之線上持續學習系統，其中，該投影模組投影該些特徵向量至另一維度空間。

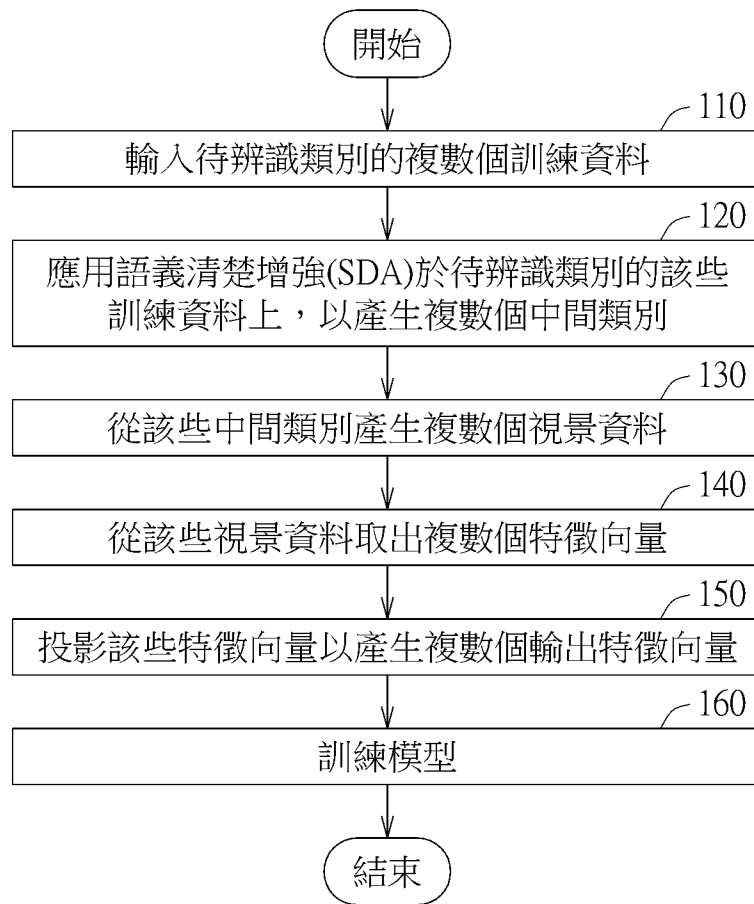
【請求項8】如請求項5所述之線上持續學習系統，其中，該訓練功能模組包括：

一權重感知平衡取樣模組，耦接至該特徵擷取模組，對該些特徵向量，進行一權重感知平衡取樣，以動態地調整該待辨識類別的一資料取樣比率；

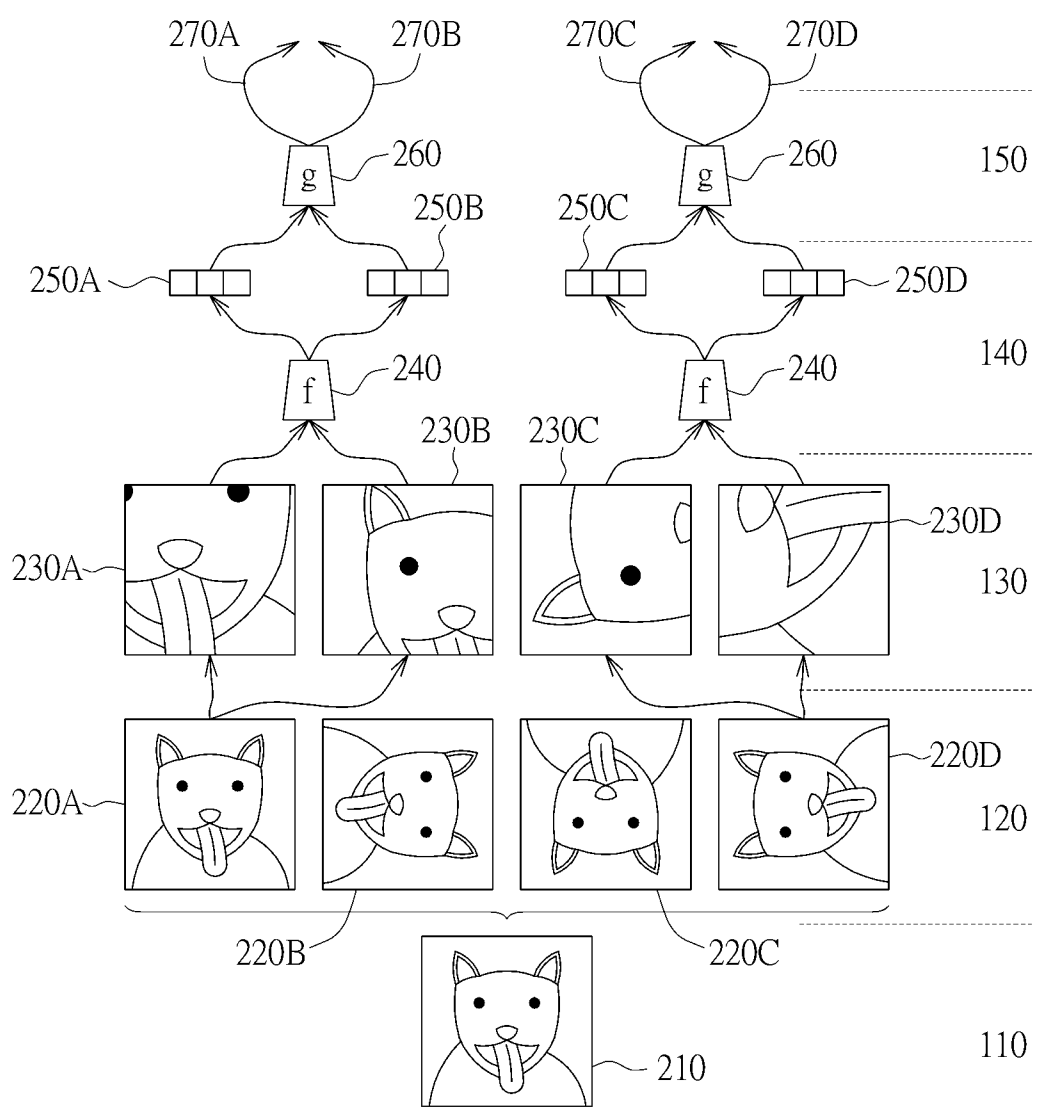
一分類器模型，耦接至該權重感知平衡取樣模組，以該待訓練模型來進行分類；以及

一第一訓練模組，耦接至該分類器模型，對於該分類器模型所得到的分類結果，進行交叉熵以訓練該待訓練模型。

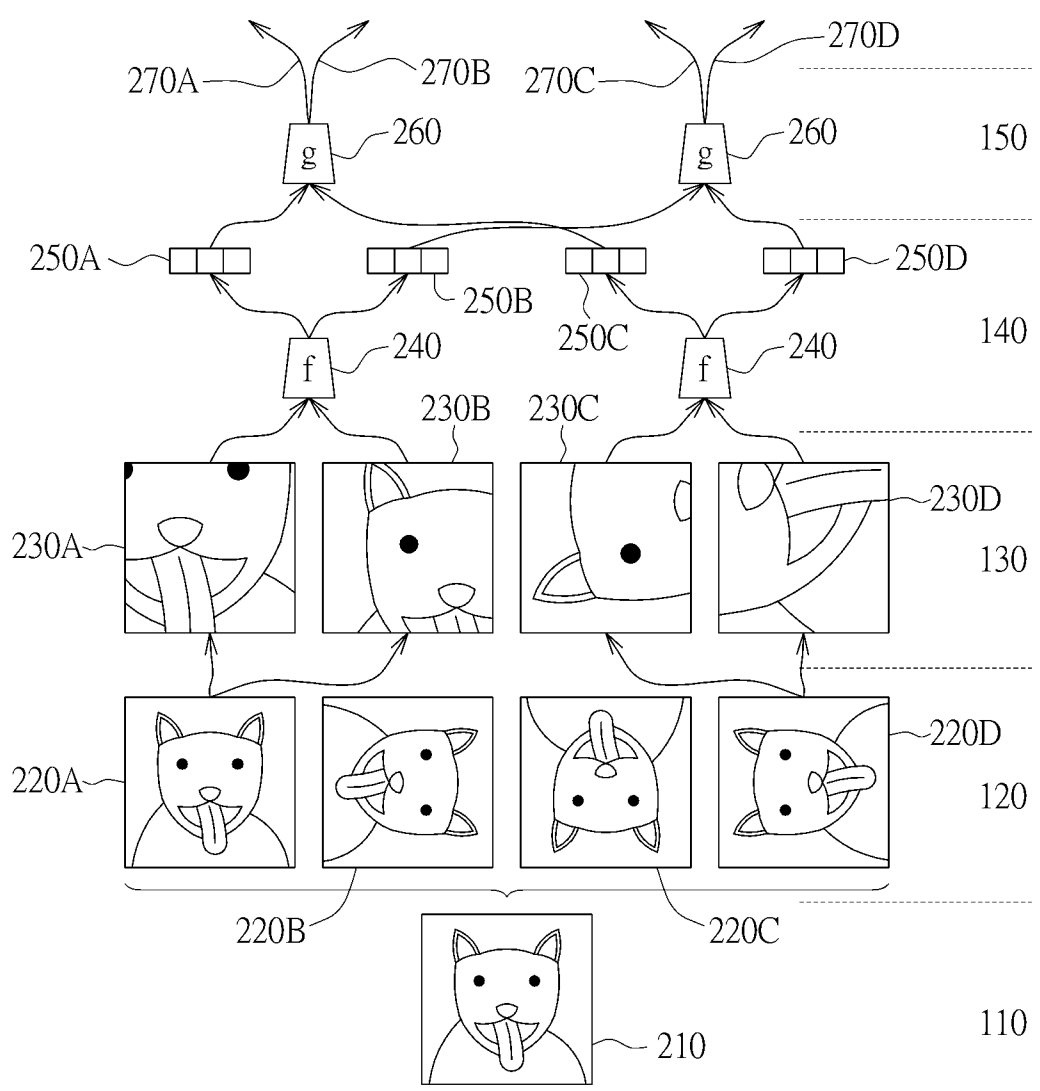
【發明圖式】



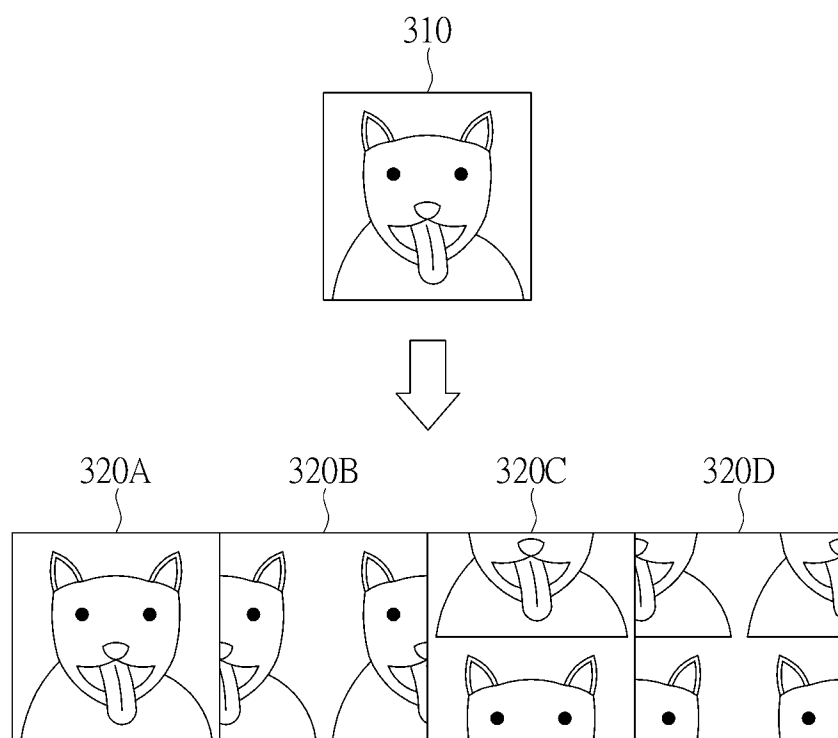
第 1 圖



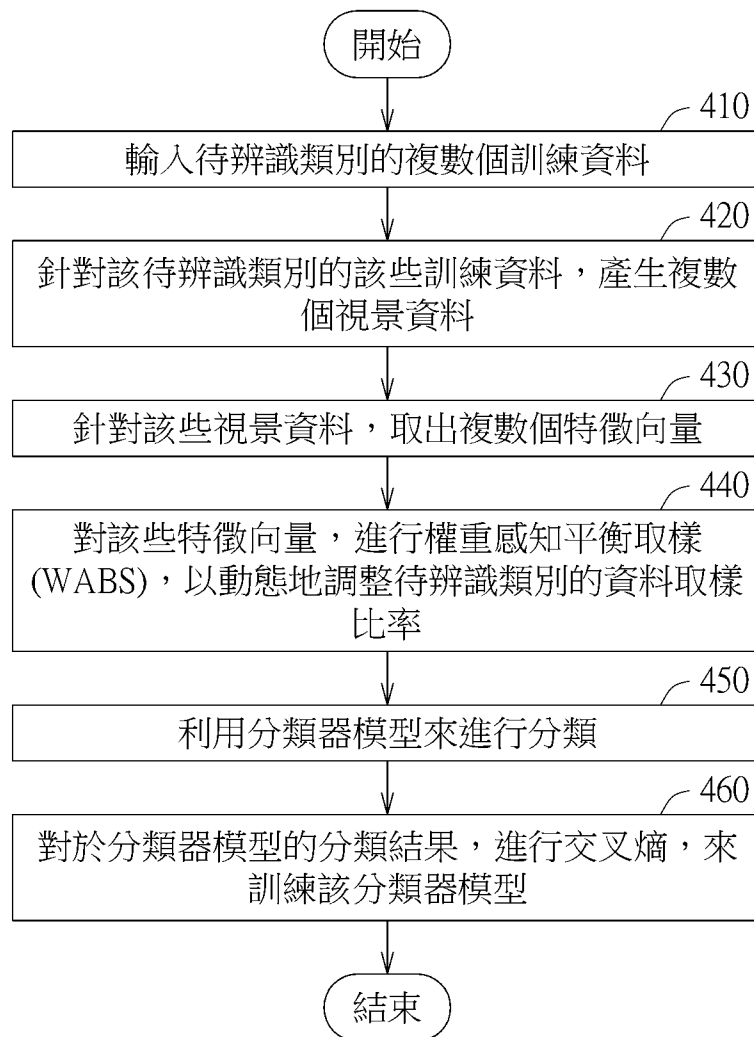
第 2A 圖



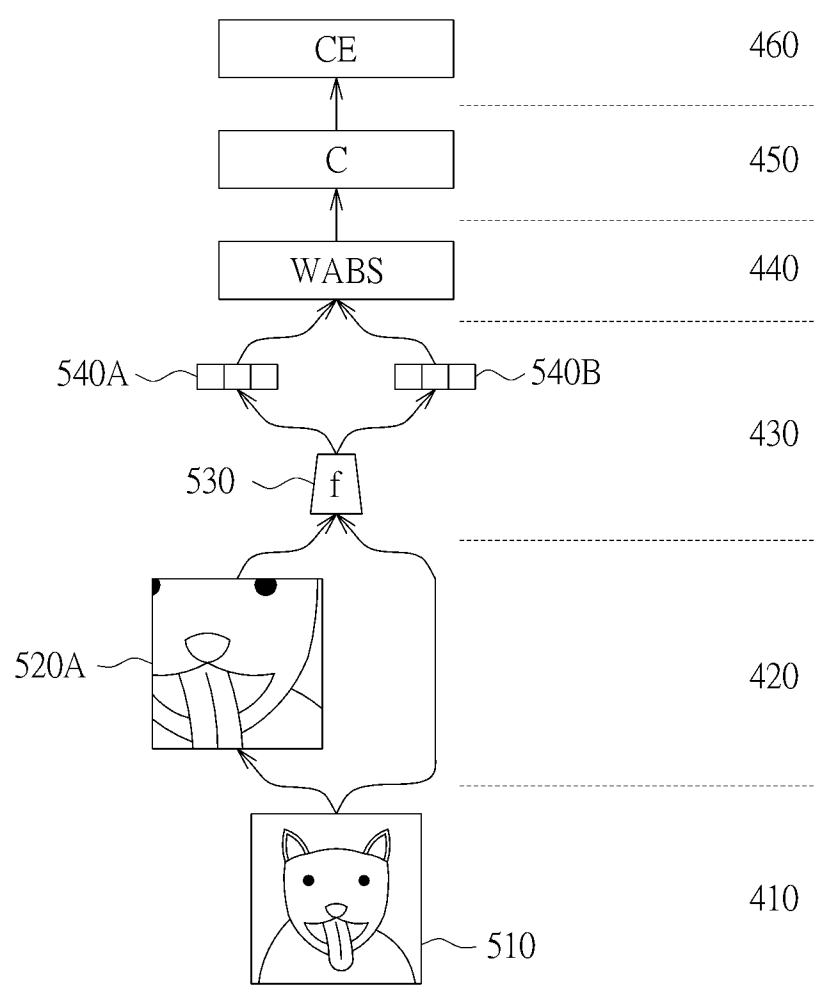
第 2B 圖



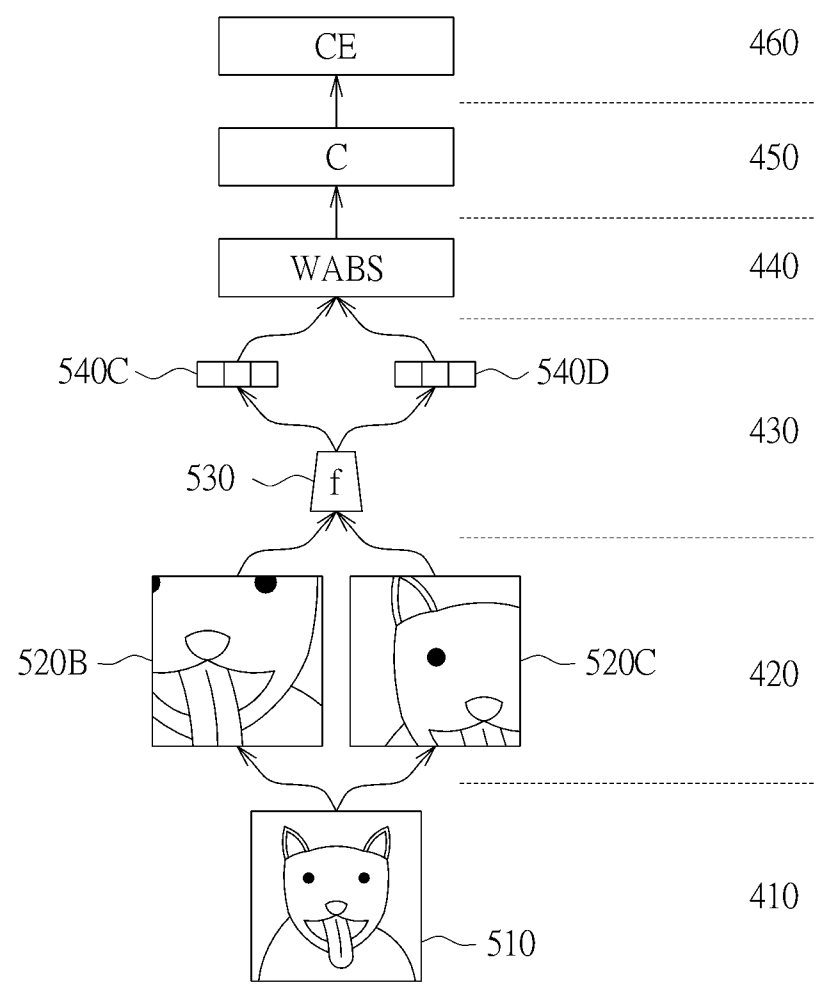
第 3 圖



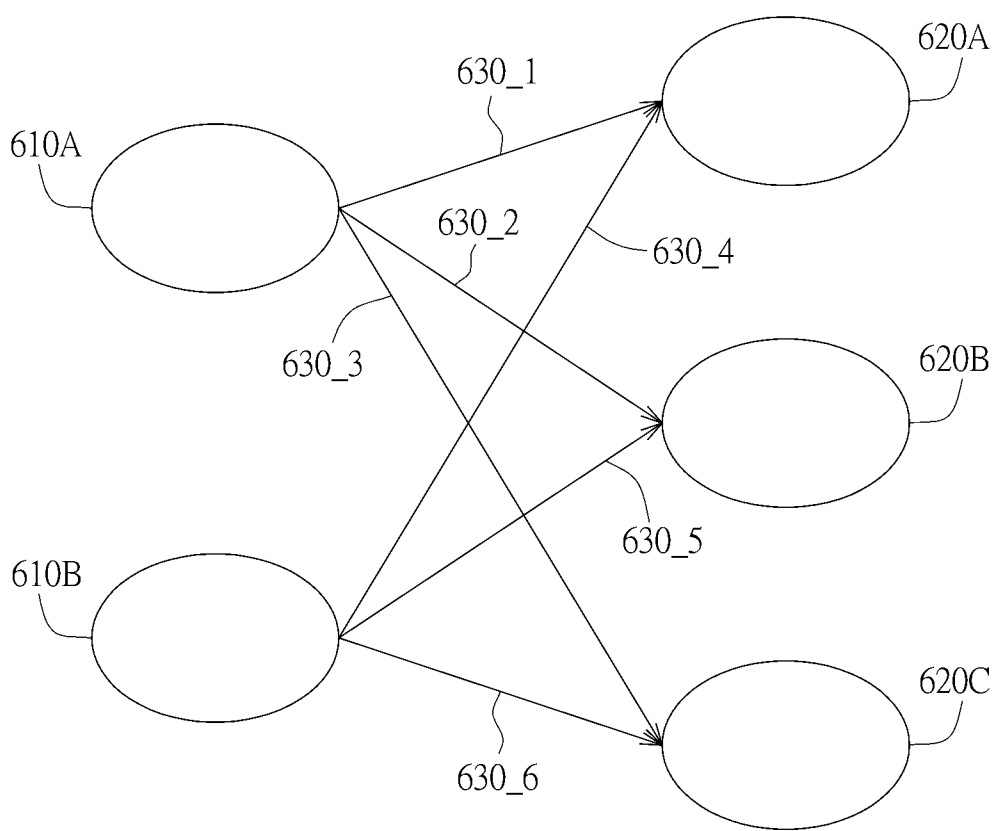
第 4 圖



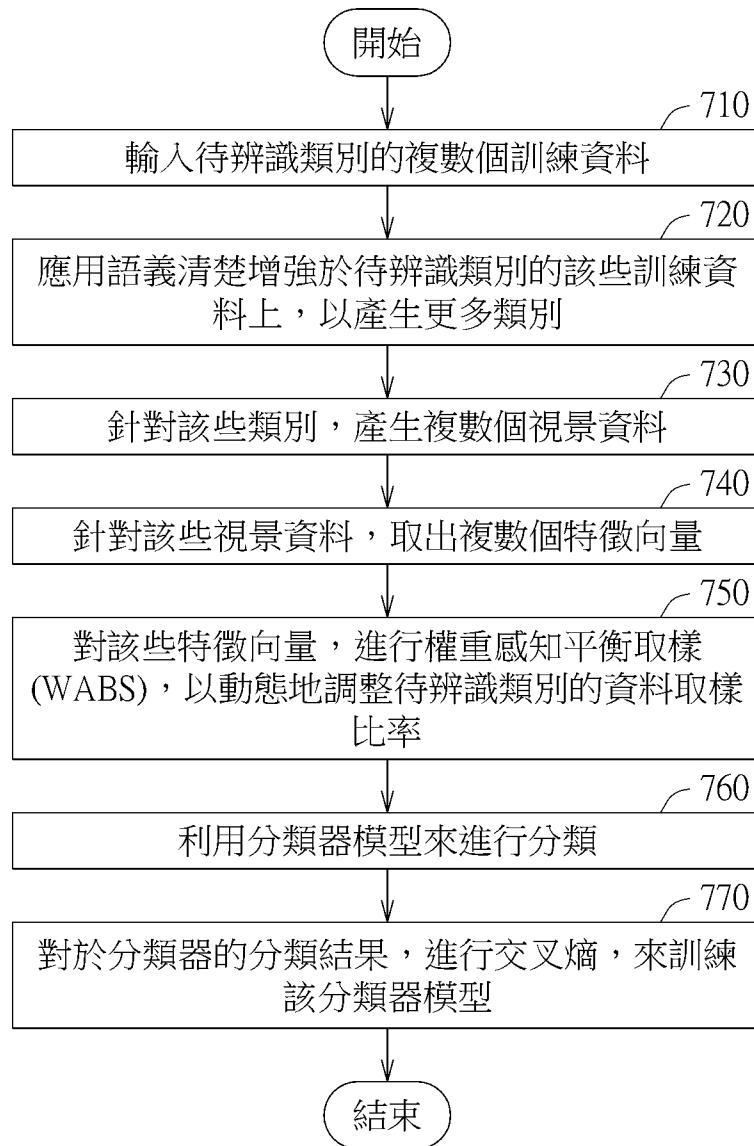
第 5A 圖



第 5B 圖

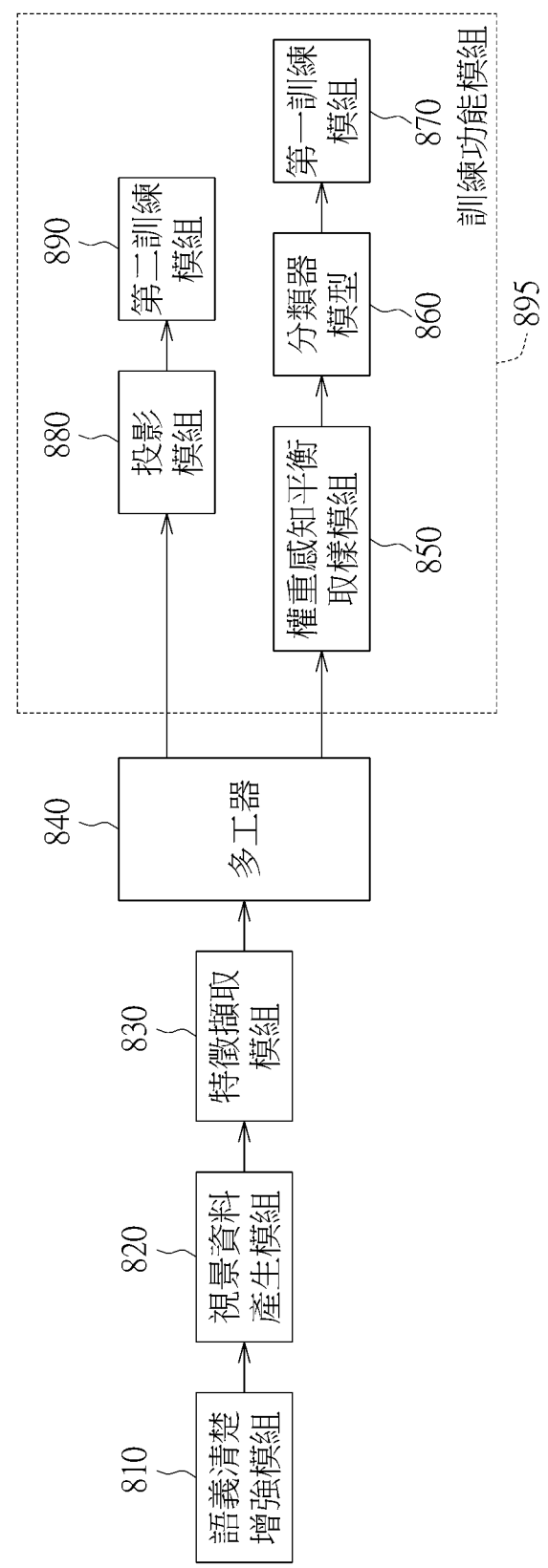


第 6 圖



第 7 圖

線上持續學習系統 800



第 8 圖