



(21)申請案號：108139465

(22)申請日：中華民國 108 (2019) 年 10 月 31 日

(51)Int. Cl.：

G06F17/00 (2019.01)

G05B13/00 (2006.01)

G06Q50/04 (2012.01)

(30)優先權：2018/12/21

世界智慧財產權組織

PCT/JP2018/047224

(71)申請人：日商日立全球先端科技股份有限公司(日本)HITACHI HIGH-TECH CORPORATION
(JP)

日本

(72)發明人：弓場竜 YUMIBA, RYOU (JP)；豐田康隆 TOYODA, YASUTAKA (JP)；新藤博之 SHINDO, HIROYUKI (JP)

(74)代理人：陳長文

申請實體審查：有 申請專利範圍項數：26 項 圖式數：22 共 49 頁

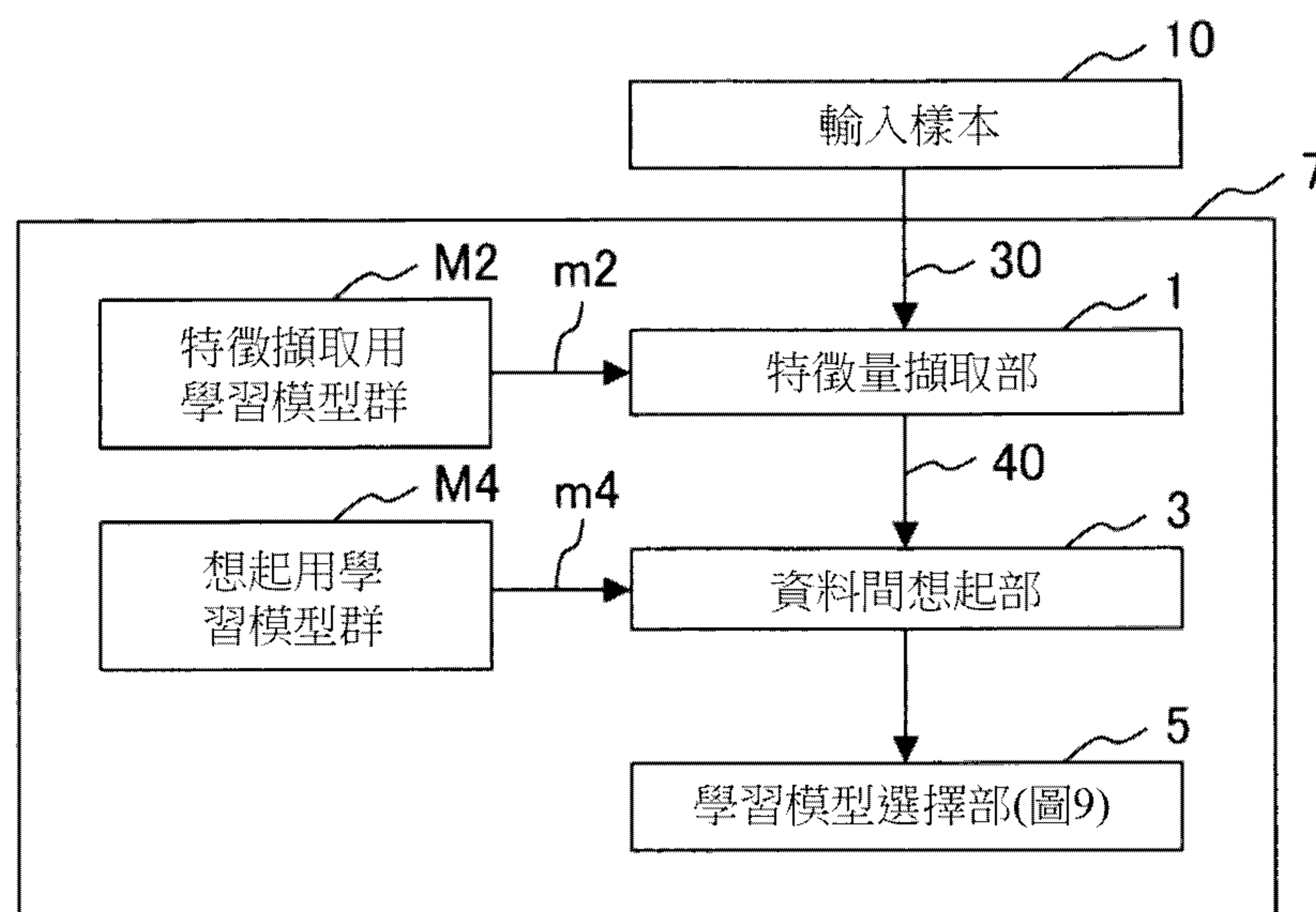
(54)名稱

圖像辨識裝置及方法

(57)摘要

本發明係於使用機械學習之輪廓線擷取中，不需要正解值或確定性因子就能選擇最適合推論時圖像之學習模型。本發明之特徵在於具備：特徵擷取用學習模型群，其儲存複數個特徵擷取用之學習模型；想起用學習模型群，其儲存與特徵擷取用之學習模型成對之想起用之學習模型；特徵量擷取部，其參照特徵擷取用之學習模型自輸入資料擷取特徵量；資料間想起部，其參照想起用之學習模型輸出伴隨特徵量之次元壓縮之想起結果；及學習模型選擇部，其以特徵量與想起結果之差量最小為條件自特徵擷取用學習模型群之中選擇特徵擷取用之學習模型。

指定代表圖：



【圖1】

符號簡單說明：

1:特徵量擷取部

3:資料間想起部

5:學習模型選擇部

7:計算機裝置

10:輸入樣本

30:輸入資料

40:特徵量

m2:特徵擷取用之學習模型

m4:想起用之學習模型

M2:特徵擷取用學習模型群

M4:想起用學習模型群



202029013

【發明摘要】

【中文發明名稱】

圖像辨識裝置及方法

【中文】

本發明係於使用機械學習之輪廓線擷取中，不需要正解值或確定性因子就能選擇最適合推論時圖像之學習模型。本發明之特徵在於具備：特徵擷取用學習模型群，其儲存複數個特徵擷取用之學習模型；想起用學習模型群，其儲存與特徵擷取用之學習模型成對之想起用之學習模型；特徵量擷取部，其參照特徵擷取用之學習模型自輸入資料擷取特徵量；資料間想起部，其參照想起用之學習模型輸出伴隨特徵量之次元壓縮之想起結果；及學習模型選擇部，其以特徵量與想起結果之差量最小為條件自特徵擷取用學習模型群之中選擇特徵擷取用之學習模型。

【指定代表圖】

圖 1

【代表圖之符號簡單說明】

- 1 特徵量擷取部
- 3 資料間想起部
- 5 學習模型選擇部
- 7 計算機裝置
- 10 輸入樣本
- 30 輸入資料
- 40 特徵量
- m2 特徵擷取用之學習模型

m4 想起用之學習模型

M2 特徵擷取用學習模型群

M4 想起用學習模型群

【發明說明書】

【中文發明名稱】

圖像辨識裝置及方法

【技術領域】

【0001】 本發明例如係關於一種半導體圖案之檢查中之圖像辨識裝置及方法。

【先前技術】

【0002】 使用以深層學習為首之機械學習之圖案辨識能夠自各種圖像高精度地擷取各種圖案，於自半導體圖案中擷取輪廓線之用途中亦可期待效果。自半導體圖案中擷取之輪廓線用於利用與半導體圖案之設計圖之比較之形狀評價等。

【0003】 於在輪廓擷取中將複數種圖像作為推論對象運用之情形時，例如於將半導體製造製程中之微影或蝕刻等複數個製造製程之圖像作為推論對象運用之情形時等，為了於圖像之觀察方法之差異針對圖像之每個種類較大時使用機械學習之輪廓線擷取發揮進一步高之性能，期望分割學習模型。

【0004】 所謂學習模型，係指深層學習之網路構造體之係數等參數，係自包括圖像與訓練資料(成為學習之目標之推論結果)之組之學習樣本，使用事前與學習模型對應之規定之學習運算而計算者。機械學習之性質上，為了自圖像擷取良好之輪廓線，而於用於學習運算之學習樣本之中，必須包含具備作為推論對象之圖像之圖像特徵之圖像，即與推論對象類似之圖像。為了輪廓線擷取發揮更高之性能，期望不與作為推論對象之圖像類似之圖像不包含於學習樣本中。其原因在於，藉由學習運算，而獲得對

來自作為推論對象之圖像之輪廓擷取特化之學習模型。

【0005】 另一方面，於準備複數個學習模型時，需要自複數個學習模型之中選擇最佳之學習模型之方法。所謂最佳之學習樣本，係指相對於提供於運用時之圖像，可自該圖像進行最良好之輪廓線擷取之學習模型。

【0006】 於專利文獻 1，表示了自複數個學習模型之中，以預測誤差最小為條件選擇最佳之學習模型之方法。所謂預測誤差，係指使用學習模型推論時之預測值與正解值之間之誤差。

【0007】 於專利文獻 2，揭示了藉由使用被稱為確定性因子(certainty factor)之指標之選擇方法，自複數個學習模型之中選擇最佳之學習模型之方法。所謂確定性因子，係指使用學習模型根據直至給出推論結果為止之中間處理結果計算之指標，成為推論結果之似然度(為正解之期待值)之標準。

[先前技術文獻]

[專利文獻]

【0008】 專利文獻 1：日本專利特開 2001-236337 號公報

專利文獻 2：日本專利特開 2001-339265 號公報

【發明內容】

[發明所欲解決之問題]

【0009】 上述專利文獻 1、專利文獻 2 中記載之手法對半導體圖案之檢查中之圖像辨識裝置及方法適用而有用。

【0010】 然而，該專利文獻 1 之手法存在學習模型之選擇需要正解值之第 1 問題。所謂輪廓線擷取之正解值，係指圖像中之所有部位中正確地擷取之輪廓線之推論結果。正確地擷取之輪廓線例如能夠藉由利用人手

將輪廓線擷取之正解值分配至圖像中之各像素而取得，但針對將其作為推論對象之每個圖像準備直至運用開始為止需要作業時間與作業步驟數。

【0011】 又，於專利文獻 2 中著重之確定性因子根據學習模型之種類(機械學習之數理模型或深層學習之網路構造等)而尺度不同，故而存在無法適用於複數種學習模型成為選擇之對象之情形時之第 2 問題。

【0012】 根據以上之情況，本發明之目的在於，提供一種於使用機械學習之輪廓線擷取中，不需要正解值或確定性因子即可選擇最適合推論時之圖像之學習模型之圖像辨識裝置及方法。

[解決問題之技術手段]

【0013】 根據以上之內容，於本發明中係「一種圖像辨識裝置，其特徵在於具備：特徵擷取用學習模型群，其儲存複數個特徵擷取用之學習模型；想起用學習模型群，其儲存與特徵擷取用之學習模型成對之想起用之學習模型；特徵量擷取部，其參照特徵擷取用之學習模型自輸入資料擷取特徵量；資料間想起部，其參照想起用之學習模型輸出伴隨特徵量之次元壓縮之想起結果；及學習模型選擇部，其以特徵量與想起結果之差量最小為條件自特徵擷取用學習模型群之中選擇特徵擷取用之學習模型」。

【0014】 又，於本發明中係「一種圖像辨識裝置，其特徵在於具備：特徵擷取用學習模型群，其儲存複數個特徵擷取用之學習模型；特徵量擷取部，其參照特徵擷取用之學習模型自輸入資料擷取特徵量；及學習模型選擇部，其根據特徵量擷取部擷取特徵量時之得分來計算能夠於複數種學習模型間進行比較之共通尺度，自特徵擷取用學習模型群之中使用共通尺度選擇特徵擷取用之學習模型」。

【0015】 又，於本發明中係「一種圖像辨識方法，其特徵在於：具

備複數個特徵擷取用之學習模型及與特徵擷取用之學習模型成對之複數個想起用之學習模型，參照特徵擷取用之學習模型自輸入資料擷取特徵量，參照想起用之學習模型獲得伴隨特徵量之次元壓縮之想起結果，以特徵量與想起結果之差量最小為條件自特徵擷取用學習模型群之中選擇特徵擷取用之學習模型」。

【0016】 又，於本發明中係「一種圖像辨識方法，其特徵在於：具備複數個特徵擷取用之學習模型，參照特徵擷取用之學習模型自輸入資料擷取特徵量，根據擷取特徵量時之得分來計算能夠於複數種學習模型間進行比較之共通尺度，自複數個特徵擷取用之學習模型之中使用共通尺度選擇特徵擷取用之學習模型」。

[發明之效果]

【0017】 藉由適用本發明，而於使輸入資料為圖像且使特徵量為輪廓線時，能夠自設為推論對象之圖像擷取特徵量，又，取得特徵量之想起結果，以特徵量與想起結果之差量最小為條件選擇特徵量擷取用之學習模型。

【圖式簡單說明】

【0018】 圖 1 係表示本發明之實施例 1 之圖像辨識裝置之功能構成之一例的圖。

圖 2 係說明特徵量擷取部 1 之輸入輸出之圖。

圖 3 係表示典型性的一個輸入資料 30 與相對於一個輸入資料 30 使用語義分割求出之一個特徵量 40 之例的圖。

圖 4 係說明資料間想起部 3 之輸入輸出之圖。

圖 5 係表示典型性的一個特徵量 40 與一個想起結果 50 之例之圖。

圖 6 係說明資料間想起部 3 中之次元壓縮之圖。

圖 7 係資料間想起部 3 中之次元壓縮之另一形態。

圖 8 係表示收納特徵擷取用學習模型群 M2 及想起用學習模型群 M4 之資料庫中之資料儲存手法之圖。

圖 9 係表示學習模型選擇部 5 之信號處理流程之圖。

圖 10a 係表示收納於圖 8 之資料庫 DB 之特徵擷取用之學習模型 m2a(左)及與其對應之想起用學習模型 m4a(右)之具體構成事例之圖。

圖 10b 係表示收納於圖 8 之資料庫 DB 之特徵擷取用之學習模型 m2b(左)及與其對應之想起用學習模型 m4b(右)之具體構成事例之圖。

圖 11 係表示特徵量擷取部 1 使用特徵擷取用之學習模型 m2a、m2b 輸出之特徵量 40a、40b 之例的圖。

圖 12 係表示資料間想起部 3 參照想起用之學習模型 m4a 及 m4b 自特徵量 40a 及 40b 輸出之想起結果 50a 及 50b 之圖。

圖 13 係表示學習模型選擇部之畫面顯示之例之圖。

圖 14 係表示本發明之實施例 2 之圖像辨識裝置之功能構成之一例的圖。

圖 15 係表示本發明之實施例 3 之圖像辨識裝置之功能構成之一例的圖。

圖 16 係表示訓練資料製成支援部 208 中之顯示畫面例之圖。

圖 17 係表示本發明之實施例 4 之圖像辨識裝置之功能構成之一例的圖。

圖 18 係表示圖 17 之學習模型選擇部 5A 之信號處理流程之圖。

圖 19 係說明處理步驟 S303 中之共通尺度之求出方法之例的圖。

圖 20 係說明處理步驟 S303 中之共通尺度之求出方法之另一例的圖。

圖 21 係表示實施例 4 之變化實施例 1 之圖像辨識裝置 7A 之功能構成例的圖。

圖 22 係表示實施例 4 之變化實施例 2 之圖像辨識裝置 7A 之功能構成例的圖。

【實施方式】

【0019】 以下，一面參照圖式一面對本發明之具體實施例進行說明。

實施例 1

【0020】 將使用計算機裝置實現之本發明之實施例 1 之圖像辨識裝置之功能構成之一例表示於圖 1。

【0021】 首先，若敘述圖 1 之功能構成之概要，則計算機裝置 7 包括作為藉由 CPU(Central Processing Unit，中央處理單元)等之運算功能而實現之處理之特徵量擷取部 1、資料間想起部 3、學習模型選擇部 5 及一般而言藉由資料庫而實現之特徵擷取用學習模型群 M2 與想起用學習模型群 M4。於計算機裝置 7 中，取入作為成為半導體圖案之檢查中之輪廓擷取之對象的圖像之運用時之樣本之輸入樣本 10。

【0022】 特徵擷取用學習模型群 M2 將 2 個以上之特徵擷取用之學習模型 m2 儲存於資料庫內。想起用學習模型群 M4 將 2 個以上之想起用之學習模型 m4 儲存於資料庫內。特徵擷取用學習模型群 M2 及想起用學習模型群 M4 共有特徵擷取用及想起用之學習模型 m2、m4 分配之記號，相同之記號之特徵擷取用及想起用之學習模型 m2、m4 為自同一之學習樣本學習之對。

【0023】 特徵量擷取部 1 具備參照特徵擷取用之學習模型 m2 自輸入

樣本 10 中之圖像擷取輪廓線(以下，將特徵量擷取部 1 擷取之輪廓線記為特徵量)之功能，針對特徵擷取用學習模型群 M2 中之特徵擷取用之每個學習模型 m2，自輸入樣本 10 中之圖像擷取特徵量。

【0024】 資料間想起部 3 具備參照想起用之學習模型 m4 自特徵量想起特徵量之功能，分別自特徵量擷取部 1 輸出之特徵量想起特徵量。以後，將資料間想起部 3 想起之特徵量標記為想起結果。

【0025】 學習模型選擇部 5 選擇特徵量擷取部 1 輸出之特徵量與資料間想起部 3 輸出之特徵量之差量成為最小的學習模型 m2，輸出分配至學習模型 m2 之記號。以上所述之圖 1 中之各功能可利用任意之計算機上之信號處理來實現。

【0026】 以下，敘述圖 1 中之各構成功能之詳細情況。輸入樣本 10 為於運用時成為特徵量之擷取對象之圖像之少數之樣本。少數之樣本藉由隨機地選擇運用時攝影之圖像等而取得。輸入樣本 10 係自有限之種類之製造製程等收集者，於少數之樣本中，包括一個或少數種類之圖像。

【0027】 圖 2 係說明特徵量擷取部 1 之輸入輸出之圖。使用圖 2 對特徵量擷取部 1 之單體之功能進行說明。特徵量擷取部 1 於著眼於特徵擷取用學習模型群 M2 中之一個特徵擷取用之學習模型 m2，參照其時，自輸入樣本 10 中之一個輸入資料 30，使用語義分割將一個特徵量 40 輸出至資料間想起部 3。

【0028】 圖 3 係表示典型性的一個輸入資料 30 與相對於一個輸入資料 30 使用語義分割求出之一個特徵量 40 之例。首先，輸入資料 30 如圖 3 之左表示例所示為成為輪廓線之擷取對象之圖像，圖像中之各像素例如為 256×256 位元之資料。

【0029】此處，所謂語義分割，係指判別圖像中之各像素之類別之機械學習之一手法。特徵擷取用之學習模型 m_2 為於語義分割中參照之負載係數或閾值等參數。

【0030】於特徵量擷取部 1 中，使用語義分割求出之一個特徵量 40 如圖 3 之右表示例所示，為將輸入資料 30 內之構成要素(像素)判別為如輪廓線 41、封閉區域 42(由輪廓線 41 包圍之區域)、背景 43 般之類別者(輪廓線之擷取結果)。

【0031】藉由圖 3 列舉一例說明特徵量擷取部 1 之輸入(一個輸入資料 30)與輸出(一個特徵量 40)之關係，該擷取使用特徵擷取用之學習模型 m_2 來實現，故而其次對特徵擷取用之學習模型 m_2 側進行說明。

【0032】特徵擷取用之學習模型 m_2 係根據包括輸入資料 30 與訓練資料之組之一個以上之學習樣本藉由規定之學習運算而計算。此處，所謂訓練資料，係指與圖 3 之左例示之特徵量 40 相同之格式之圖像，圖像中之各像素之類別適當地分配。於該學習運算中，自學習樣本中所包含之輸入資料 30 而特徵量擷取部 1 所輸出之特徵量與學習樣本中之訓練資料之差量以成為最小之方式最佳化。

【0033】藉由該學習運算，特徵量擷取部 1 於參照特徵擷取用之學習模型 m_2 時，於提供與學習樣本類似之輸入資料 30 時，可輸出精度良好地判別輸入資料 30 中之各像素之類別之特徵量 40。另一方面，特徵量擷取部 1 於參照學習模型 m_2 時，於提供與學習樣本背離之輸入資料 30 時，由於為最佳化之範圍外，故而於特徵量 40 中之像素中包含誤判別。誤判別尤其容易於在輸入資料 30 中學習樣本與圖像之表觀背離之場所出現。

【0034】於圖 1 之構成圖中特徵量擷取部 1 相對於輸入樣本 10 中之

輸入資料 30(一個以上)、及特徵擷取用學習模型群 M2 中所包含之特徵擷取用之學習模型 m2(2 個以上)之組合各者，擷取特徵量 40。

【0035】圖 4 係說明資料間想起部 3 之輸入輸出之圖。其次，使用圖 4 對資料間想起部 3 之單體之功能進行說明。資料間想起部 3 於參照想起用學習模型群 M4 中之一個想起用之學習模型 m4 時，自一個特徵量 40 將一個想起結果 50 使用次元壓縮輸出至學習模型選擇部 5。

【0036】圖 5 係表示典型性的一個特徵量 40 與一個想起結果 50 之例。首先，圖 5 右側之想起結果 50 包括使圖 5 之左所示之特徵量 40(包括輪廓線 41、封閉區域 42、背景 43 之類別)與構成要素相同之類別之輪廓線 51、封閉區域 52、背景 53。於圖 1 之構成圖中資料間想起部 4 對於特徵量擷取部 1 所輸出之特徵量 40、及想起用學習模型群 M4 中所包含之想起用之學習模型 14 之組合各者，輸出想起結果 50。

【0037】根據圖 5 之圖示，特徵量 40 與想起結果 50 之差異未必明確，但想起結果 50 為將特徵量 40 次元壓縮之資訊。使用圖 6 對資料間想起部 3 中之次元壓縮進行說明。所謂次元壓縮，係指於將特徵量 40 及想起結果 50 捕捉為包括構成要素(像素)之高次元資料(像素數之次元之資料)時，於將特徵量 40 映射(壓縮)為次元較特徵量 40 更低之次元壓縮資料 70 之後，再次映射(恢復)為想起結果 50 之次元之運算。

【0038】該次元壓縮具有如下性質：若特徵量 40 處於與次元壓縮資料 70 對應之高次元空間中之規定範圍，則於自特徵量 40 壓縮為次元壓縮資料 70 之過程中資訊幾乎不消失，想起結果 50 與特徵量 40 之差量變小。次元壓縮相反亦具有如下性質：於特徵量 40 自高次元空間中之規定範圍內脫離之情形時，於自特徵量 40 壓縮為次元壓縮資料 70 之過程中資訊消失，

想起結果 50 與特徵量 40 之差量變大。該次元壓縮可藉由適用主成分分析或深層學習之自動編碼器等之一般性的演算法來實現。

【0039】圖 7 係說明資料間想起部 3 中之次元壓縮之另一形態之圖。如圖 7 所示，於次元壓縮中，於特徵量 40 與次元壓縮資料 70 之間或次元壓縮資料 70 與想起結果 50 之間亦可包含映射資料之中間資料 71 及 72。於該情形時，以上所述之性質亦不變。

【0040】根據圖 4 列舉一例說明資料間想起部 3 之輸入(一個特徵量 40)與輸出(一個想起結果 50)之關係，但由於該次元壓縮使用想起用之學習模型 m4 來實現，故而其次對想起用之學習模型 m4 側進行說明。

【0041】想起用之學習模型 m4 為於次元壓縮中參照之負載係數或閾值等參數。於學習運算中，想起用之學習模型 m4 係自包括一個以上之特徵量 40 之學習樣本，以學習樣本內之特徵量 40 與該想起結果 50 之差量變小之方式求出。藉由該學習運算，即便將學習樣本內之特徵量 40 壓縮為低次元資料 70 亦幾乎不會極力消失資訊。(若學習樣本內之特徵量 40 之分佈之複雜度處於想起用之學習模型 m4 之容許範圍，則即便將學習樣本內之特徵量 40 壓縮為低次元資料 70 而資訊亦幾乎不會全部消失。)

其結果，於將與學習樣本類似之特徵量 40 提供至資料間想起部 3 時，即便壓縮為低次元資料 70 亦消失之資訊較小(或幾乎全無)，故而想起結果 50 與特徵量 40 之差量變小。另一方面，於將與學習樣本背離之特徵量 40 提供至資料間想起部 3 時，由於在壓縮為低次元資料 70 之過程中較多之資訊消失，故而想起結果 50 與特徵量 40 之差量變大。

【0042】圖 8 係表示收納特徵擷取用學習模型群 M2 及想起用學習模型群 M4 之資料庫 DB 中之資料儲存手法之圖。於特徵擷取用學習模型群

M2 及想起用學習模型群 M4 中，被儲存之 2 個以上之特徵擷取用之學習模型 m2 及想起用之學習模型 m4 如圖 8 所示被分配如 a、b 般之相同之記號 20 且例如於資料庫 DB 中管理。此處，記號 20 為串列編號等，亦可分配任意之記號。分配有同一之記號之特徵擷取用之學習模型 m2 及想起用之學習模型 m4 為自相同之學習樣本計算出之對。

【0043】 使用圖 9 之流程對學習模型選擇部 5 之信號處理之概要進行說明。再者，於該流程中，處理步驟 S1 與處理步驟 S6 之組合係指針對每個學習模型將該等之間之處理重複執行。又，於該流程中，處理步驟 S2 與處理步驟 S4 之組合係指針對每個特徵量將該等之間之處理重複執行。

【0044】 根據圖 9 之流程，首先，於特徵擷取用學習模型群 M2 中之特徵擷取用之學習模型 m2 之各者(處理步驟 S1 至處理步驟 S6)，關於特徵量擷取部 1 所輸出之特徵量 40 之各者(處理步驟 S2 至處理步驟 S4)，求出特徵量 40 與想起結果 50 之差量(處理步驟 S3)。然後，根據自特徵量 40 之各者求出之處理步驟 S3 之差量，計算遍及複數個特徵量 40 之差量之統計量(處理步驟 S5)。

【0045】 於以上之重複處理對所有學習模型、及特徵量 40 執行之後，進入至處理步驟 S7 之處理。於處理步驟 S7 中，自複數個特徵擷取用之學習模型 m2 之中，求出處理步驟 S5 中所求出之差量之統計量之最小值。然後，於處理步驟 S8 中，選擇處理步驟 S3 之差量取處理步驟 S7 之最小值時之特徵擷取用之學習模型 m2 之記號 20(參照圖 8)。自處理步驟 S8 中所選擇之記號 20，藉由參照資料庫 DB 可一意地特定特徵擷取用之學習模型 m2 及想起用之學習模型 m4。

【0046】 以下，使用圖 10a、圖 10b、圖 11、圖 12 之例，對圖 9 之

處理步驟 S3 之詳細情況進行說明。

【0047】 首先，圖 10a 係表示收納於圖 8 之資料庫 DB 之特徵擷取用之學習模型 m2a(左)及與其對應之想起用學習模型 m4a(右)之具體構成事例。又，圖 10b 係表示收納於圖 8 之資料庫 DB 之特徵擷取用之學習模型 m2b(左)及與其對應之想起用學習模型 m4b(右)之具體構成事例。

【0048】 再者，於進行處理步驟 S3 之處理時，儲存於圖 8 之資料庫 DB 之各種之資料預先以如下之方式準備。

【0049】 首先，儲存於圖 8 之資料庫 DB 之特徵擷取用之學習模型 m2a 如圖 10a 所示，將輸入資料 30a 與訓練資料 60a、及與輸入資料 30a 類似之輸入資料 30 與該訓練資料作為學習樣本學習。又，特徵擷取用之學習模型 m2b 如圖 10b 所示，將輸入資料 30b 與訓練資料 60b、及與輸入資料 30b 類似之輸入資料 30 與訓練資料作為學習樣本學習。

【0050】 進而，如圖 10a、圖 10b 所示，於訓練資料 60a 及 60b，分配有自輸入資料 30a 及 30b 之各像素理想地擷取特徵量 40 之情形時之輪廓線 61a 及 61b、封閉區域 62a 及 62b、背景 63a 及 63b 之類別。

【0051】 此處，存在如下差異：於圖 10a 之訓練資料 60a 中於中央部 64a 中左右之封閉區域 62a 離開，另一方面，於圖 10b 之訓練資料 60b 於中中央部 64b 中左右之封閉區域 62a 連結。又，想起用之學習模型 m4a 係自與訓練資料 60a、及輸入資料 30a 類似之圖像與該訓練資料事前學習。想起用之學習模型 m4b 係自與訓練資料 60ab 及輸入資料 30b 類似之圖像與該訓練資料學習。

【0052】 以下，列舉將 1 片與輸入資料 30a 大致相同之圖像作為輸入樣本 10 提供之情形為例進行說明。圖 11 係表示特徵量擷取部 1 使用特

徵擷取用之學習模型 m2a、m2b 輸出之特徵量 40a、40b 之例的圖。

【0053】此時，如圖 11 之左所示，於特徵量擷取部 1 使用特徵擷取用之學習模型 m2a 輸出之特徵量 40a 中，為了將與輸入樣本 10 類似之圖 10a 之輸入資料 30a 包含於學習樣本中，而於包含中央部 44a 之所有場所中正確地判別輪廓線 41a、封閉區域 42a、背景 43a 之類別。

【0054】另一方面，如圖 11 之右所示，於使用特徵擷取用之學習模型 m2b 輸出之特徵量 40b，由於該學習樣本之輸入資料 30b(參照圖 10b) 及與其類似之輸入資料 30 不與輸入樣本 10 類似，故而於特徵量 40b 中於輪廓線 41b、封閉區域 42b、背景 43b 之類別包含誤判別。又，該誤判別於輸入資料 30a 與輸入資料 30b 之間，集中於圖像之外觀之差異較大之中央部 44b。

【0055】圖 12 係表示資料間想起部 3 參照想起用之學習模型 m4a 及 m4b，自特徵量 40a 及 40b 輸出之想起結果 50a 及 50b。

【0056】圖 12 左之想起結果 50a 由於在學習想起用之學習模型 m4a 時之學習樣本中包含與特徵量 40a 類似之訓練資料 60a，故而於包含中央部 54a 在內之圖像整體中於特徵量 40a 與想起結果 50a 之間幾乎不產生差量。另一方面，圖 12 右之想起結果 50b 由於在學習想起用之學習模型 m4b 時之學習樣本中，如特徵量 40b 般不於中央部 44b 含有包含誤判別之特徵量 40，故而於中央部 54b 於與特徵量 40b 之間出現較大之差量。

【0057】根據圖 10a、圖 10b、圖 11、圖 12 之例，圖 9 之處理步驟 S3 中之處理中之差量導出係利用將特徵量 40 及想起結果 50 設為高次元向量時之向量間之距離來計算。

【0058】例如，利用將使特徵量 40 及想起結果 50 中之各像素之輪

廓線 41 及 51、封閉區域 42 及 52、背景 43 及 53 依次設為第 1、第 2、第 3 要素之要素向量以僅特徵量 40 及想起結果 50 之像素數向量結合而成的特徵量向量(若像素數為 N 個則為 $3N$ 次元)間之歐幾里得距離，可計算向量間之距離。但是，除了歐幾里得距離以外，若為可測量 2 個特徵量向量間之距離之尺度，則亦可利用任意之尺度計算向量間之距離。

【0059】再者，於次元壓縮中，輪廓線 51、封閉區域 52、背景 53 之資料之形態即便與輪廓線 41、封閉區域 42、背景 43 之資料之形態不同，若為可計算向量間之距離之尺度則不成為問題。例如，即便前者之資料之形態為連續值，後者之資料之形態為離散值，由於可計算歐幾里得距離，故而不成為問題。

【0060】返回至圖 9，對處理步驟 S5 之具體處理內容進行說明。於處理步驟 S5 中，計算對於輸入樣本 10 中之輸入資料 30 各者求出之處理步驟 S3 之差量之統計量。

【0061】差量之統計量可利用複數個特徵量向量之距離之相加平均來計算。但是，並不限定於相加平均若為調和平均或中央值等能夠自複數個特徵量向量實現代表值者，則可適用任意之統計量。差量之統計量例如於輸入樣本 10 中之輸入資料 30 主要包括與輸入資料 30a 類似者之情形時，參照想起用之學習模型 m4a 求出之差量之統計量變小，另一方面，參照想起用之學習模型 m4b 求出之差量之統計量變大。

【0062】於圖 9 之處理步驟 S7 中，計算處理步驟 S5 之差量之統計量之最小值。於處理步驟 S8 中，輸出分配至處理步驟 S5 之差量之統計量取最小值時之特徵擷取用之學習模型 m2 的記號 20。例如於輸入樣本 10 中之輸入資料 30 與輸入資料 30a 類似之情形時，將於圖 8 之資料庫中分配

至想起用之學習模型 m4a 之記號 a 輸出。再者，學習模型選擇部 5 除了輸出記號 20 以外，亦可輸出記號 20 指定之特徵擷取用之學習模型 m2 之檔案之實際狀態或檔案名等、一意地規定特徵擷取用之學習模型 m2 之資訊。

【0063】圖 13 係表示學習模型選擇部 5 之畫面顯示之例之圖。學習模型選擇部 5 亦可使用如圖 13 之畫面 80 中之畫面顯示，進行實施例 1 之執行控制等之作業者可目視確認選擇結果。於選擇結果 81 表示有圖 8 之資料庫中之記號 20 中由學習模型選擇部 5 選擇者(圖中之例 a)。亦可於畫面 80 中顯示如 82 般選擇之學習模型之差量之數值(處理步驟 S5 之差量之統計量)或如 83 般作為學習模型選擇之對象之記號 20 之選擇範圍，以便作業者可把握學習模型選擇之詳細情況。

【0064】於本發明之實施例 1 中，藉由求出利用以上所述之方法而特徵量擷取部 1 輸出之特徵量 40 與資料間想起部 3 輸出之想起結果 50 之差量，且利用差量成為最小之條件選擇記號 20，能夠自特徵量擷取用學習模型群之中選擇相對於輸入樣本 10 最佳之特徵擷取用之學習模型 m2。此時為了求出差量，與專利文獻 1 不同不需要正解值，且與專利文獻 2 不同不需要確定性因子。

實施例 2

【0065】於實施例 1 中，以適當地構成學習模型為前提而構成圖像辨識裝置，但於實施例 2 中提出亦考慮不適當地構成學習模型之圖像辨識裝置。

【0066】將本發明之實施例 2 之圖像辨識裝置 7 之功能構成例表示於圖 14。再者，圖 14 之圖像辨識裝置 7 與圖 1 之構成不同之方面在於，追加學習模型適當與否判定部 106，以學習模型重新選擇部 107 之方式構

成圖 1 之學習模型選擇部 5。

【0067】於圖 14 中，首先，m2 及 m4 為藉由實施例 1 而選擇之特徵擷取用之學習模型及想起用之學習模型。此處，將分配至該學習模型之記號設為 x。

【0068】輸入樣本 10 為於輪廓擷取之長期運用時以規定之時序擷取之輸入資料 30 之少數之樣本。所謂長期運用時，係指於利用實施例 1 之方法選擇學習模型之後，以規定以上之期間繼續運用輪廓擷取之時序。

【0069】特徵量擷取部 1 參照特徵擷取用之學習模型 m2 自輸入樣本 10 中之輸入資料 30 擷取特徵量 40。資料間想起部 103 參照想起用之學習模型 m4，自特徵量擷取部 1 輸出之特徵量 40 輸出想起結果 50。

【0070】於實施例 2 中追加之學習模型適當與否判定部 106 根據特徵量擷取部 1 及資料間想起部 3 輸出之特徵量 40 及想起結果 50，以與圖 9 之處理步驟 S5 相同之順序計算差量之統計量。而且，若該差量之統計量大於事前規定之規定閾值，則對於對輸入樣本 10 進行取樣之長期運用時之輸入資料 30，將記號 x 之學習模型判定為非適合。該判定之結果利用學習模型重新選擇部 107(相當於圖 1 之學習模型選擇部 5)輸出之畫面 80 之顯示等輸出。或者，亦可輸出至檔案，或經由網路而通知給外部之計算機。

【0071】亦可於學習模型適當與否判定部 106 之後段，進而設置學習模型重新選擇部 107。學習模型重新選擇部 107 於學習模型適當與否判定部 106 判定為非適合時，將輸入樣本 10 輸入(將舊輸入樣本 10 置換為新輸入樣本 10)，以實施例 1 之順序選擇特徵量擷取用之學習模型 12。

【0072】於本發明之實施例 1 中，藉由以上所述之方法，可檢測於長期運用之過程中輸入資料 30 之性質變化，且利用實施例 1 之方法選擇之

輪廓擷取用之學習模型 12 成為非適合。又，進而，亦能夠重新選擇對輸入樣本 110 最佳之輪廓擷取用之學習模型 12。

【0073】再者，圖 14 所示之實施例 2 之構成係於圖 1 所示之實施例 1 之構成中，可於資料間想起部 3 與學習模型選擇部 5 之間設置學習模型適當與否判定部 106 者，可於圖像辨識裝置 7 中之作動當初不經由學習模型適當與否判定部 106，根據其後之運轉經驗而使學習模型適當與否判定部 106 發揮功能，於學習模型選擇部 5 中進行重新選擇。

實施例 3

【0074】於實施例 3 中，對以實際運用實施例 1、實施例 2 中記載之圖像辨識裝置 7 為前提，簡便地取得於圖像辨識裝置 7 之設計、準備階段中需要之訓練資料，對學習模型進行學習之情況進行說明。因此，作為實施例 3 之學習結果之學習模型反映於實施例 1、實施例 2。

【0075】將本發明之實施例 3 之圖像辨識裝置之功能構成之一例表示於圖 15。再者，圖 15 之圖像辨識裝置 7 與圖 1 之構成不同之方面在於，追加訓練資料製成支援部 208 與學習模型學習部 209。

【0076】再者，此處，於圖 15 中未記述圖 1 中之學習模型選擇部 5 或圖 14 中之學習模型適當與否判定部 106，但該等之功能僅無記述，於實際運用時以實施例 1、實施例 2 之方式構成。

【0077】m2 及 m4 為藉由實施例 1 選擇之特徵擷取用之學習模型及想起用之學習模型。輸入樣本 10 為任意之輸入資料 30 之集合，例如亦可為實施例 1、2 中所述之輸入樣本 10。特徵量擷取部 1 參照特徵擷取用之學習模型 m2 自輸入樣本 10 中之輸入資料 30 擷取特徵量 40。資料間想起部 3 參照想起用之學習模型 m4，自特徵量擷取部 201 輸出之特徵量 40 輸

出想起結果 50。

【0078】 實施例 3 中追加之訓練資料製成支援部 208 係包含以圖 9 之處理步驟 S3 之順序求出特徵量擷取部 1 及資料間想起部 3 輸出之特徵量 40 及想起結果 50 之差量，且於該差量較多之場所縮小輸入部位之附加訓練用之使用者介面而構成者。

【0079】 圖 16 中之畫面 90 為訓練資料製成支援部 208 之使用者介面之一例，包括輸入畫面 91、輸入選擇 92、輸入筆 93。於輸入畫面 91 中，使輸入資料 30 為底稿，作業者能夠進行分配輪廓線 61、封閉區域 62、背景 63 之類別之作業。輸入畫面 91 之標記之分配藉由作業者自輸入選擇 92 之射頻按鈕之中選擇輪廓線 61、封閉區域 62、背景 63 之類別，操作輸入筆 93 而進行。如此，於學習樣本製成支援部 208 中之使用者介面中，可具有使輸入資料為底稿描畫特徵量之類別，進而可輸入特徵量之類別之功能。

【0080】 訓練資料製成支援部 208 於輸入畫面 91 中，判別處理步驟 S3 之差量較少之場所與較多之場所。該較少之場所與較多之場所係若將輸入畫面 91 中之輸入資料 30 少區域分割為區塊等時之處理步驟 S3 之差量之密度較閾值高則設為差量較多，若較低則設為較少。而且，將處理步驟 S3 之差量較少之場所之標記以與特徵量 40 相同之方式顯示。即，將特徵量 40 中之輪廓線 41、封閉區域 42、背景 43 依次分配至輸入畫面 91 中之輪廓線 61、封閉區域 62、背景 63。而且，縮小為處理步驟 S3 之差量較多之區域，並催促作業者在輸入畫面 91 輸入。

【0081】 例如，於輸入畫面 91 之底稿為輸入資料 30a，特徵擷取用之學習模型 m2 及想起用之學習模型 m4 分別為 m2b 及 m4b 時，存在上述

處理步驟 S3 之差量之場所成為(於自輸入資料 30a 擷取之特徵量 40b 與自特徵量 40b 擷取之想起結果 50b 之間差量較多之)中央部 44b。

【0082】 此處，訓練資料製成支援部 208 亦可藉由自(使特徵擷取用之學習模型 m2 及想起用之學習模型 m4 包括複數對特徵擷取用之學習模型 m2 及想起用之學習模型 m4，)複數個特徵量 40 及想起結果 50，產生畫面 91 中之類別(輪廓線 61、封閉區域 62、背景 63)，而謀求上述畫面 91 中之類別之精度改善。例如，可根據複數個特徵量 40 及想起結果 50 之差量之最頻值等統計量求出存在上述處理步驟 S3 之差量之場所，產生畫面 91 中之類別。或者，亦可藉由於畫面 90 上未圖示之按鈕之操作，自複數個特徵量 40 及想起結果 50 之中，由作業者切換對使用於畫面 91 中之類別之產生適當者。如此，可進行學習樣本製成支援部 208 使用複數個特徵量與想起結果求出輸入部位，或者切換輸入部位之至少一者。

【0083】 又，藉由實施例 3 追加之學習模型學習部 209 將輸入樣本 10 中之輸入資料 30 及畫面 90 之輸入結果使用以訓練資料為組之學習樣本，學習特徵擷取用之學習模型 m2。於學習模型學習部 209 之學習中，以參照學習模型時之特徵量 40 之推論結果優異之方式，除了上述學習樣本以外亦可添加任意之學習樣本。

【0084】 於學習模型學習部 209 中之學習中，亦可設置於實施例 2 中所述之長期運用時之學習模型之重新選擇，除了特徵擷取用之學習模型 m2 還學習想起用之學習模型 m4，分配新的記號 20 後追加至圖 8 之資料庫 DB。

【0085】 如此一來，學習模型學習部進而學習上述想起用之學習模型，將學習模型學習部學習之特徵量之學習模型追加至特徵擷取用學習模型群，將學習模型學習部學習之想起用之學習模型追加至特徵擷取用學習

模型群。

【0086】於本發明之實施例 3 中，藉由以上所述之方法，可使用藉由訓練資料製成支援部 208 而縮小作業者輸入之部位之訓練資料來學習對於對輸入樣本 10 進行取樣之母集團最佳之特徵擷取用之學習模型 m2。藉由縮小該作業者輸入之部位，而與對輸入樣本 10 中之輸入資料 30 之所有像素分配訓練資料相比，可減少訓練資料之製成之步驟數。

實施例 4

【0087】於實施例 4 中，對簡便地取得最佳之學習模型進行說明。

【0088】將本發明之實施例 4 之圖像辨識裝置 7A 之功能構成之一例表示於圖 17。圖 17 之構成係於圖 1 之構成中將資料間想起部 3 之構成除外者，但關於特徵擷取用學習模型群 M2、特徵量擷取部 1、學習模型選擇部 5，由於一部分其處理資料、內部構成或處理內容等不同，故而將該等分別於圖 17 中表述為特徵擷取用學習模型群 M2A、特徵量擷取部 1A、學習模型選擇部 5A。

【0089】首先，特徵擷取用學習模型群 M2A 為於特徵擷取用之學習模型 m2 之中亦尤其於擷取特徵量 40 時能夠輸出每個類別之得分之種類之特徵擷取用之學習模型 m2A 的集合。

【0090】特徵量擷取部 1A 參照特徵擷取用學習模型群 M2A 中之特徵擷取用之學習模型 m2A 各者，自輸入樣本 10 中之輸入資料 30 各者輸出特徵量 40 及上述得分。

【0091】學習模型選擇部 5A 根據上述得分計算於複數種特徵擷取用之學習模型 m2A 間能夠比較類別之判別結果之可靠係數之共通尺度，以該共通尺度最小為條件選擇最佳之特徵擷取用之學習模型 m2A。

【0092】 圖 18 係表示圖 17 之學習模型選擇部 5A 之信號處理流程之圖。再者，於該流程中，處理步驟 S301 與處理步驟 S306 之組合係指針對每個學習模型將該等之間之處理重複執行。又，於該流程中，處理步驟 S302 與處理步驟 S304 之組合係指針對每個輸入資料 30 將該等之間之處理重複執行。

【0093】 根據圖 18 之流程，首先，於特徵擷取用學習模型群 M2A 中之特徵擷取用之學習模型 m2A 各者中(處理步驟 S301 至處理步驟 S306)，關於輸入樣本 10 中之輸入資料 30 各者(處理步驟 S302 至處理步驟 S304)，於處理步驟 S303 中根據得分計算共通尺度。

【0094】 然後，根據自輸入資料 30 各者求出之處理步驟 S303 之共通尺度，於處理步驟 S305 中根據各輸入資料 30 中之各像素中之共通尺度之平均值或中央值等計算共通尺度之統計量。

【0095】 於將以上之重複處理對所有學習模型、及輸入資料 30 執行之後，進入至處理步驟 S307 之處理。於處理步驟 S307 中，求出於處理步驟 S305 中求出之共通尺度之統計量之最大值。然後，於處理步驟 S308 中，選擇共通尺度取最大值時之特徵擷取用之學習模型 m2A 之記號 20。

【0096】 圖 19 表示圖 18 之處理步驟 S303 之共通尺度之例。圖表 311 及圖表 312 表示根據種類不同之特徵量擷取用之學習模型 m2A 求出之每個類別之得分。所謂上述種類，係指特徵量擷取用之學習模型 m2A 中之機械學習之數理模型或深層學習之網路構造等不同。所謂圖表 311 及圖表 312 中之類別，係指分配至構成特徵量 40 之輪廓線 41、封閉區域 42、背景 43 之標記。若觀察圖表 311 及圖表 312 中之 2 個上述得分，則圖表 312 中之值較圖表 311 之值更大，但由於上述種類不同故而尺度不同，故而無法比

較大小。

【0097】此處，一般而言，特徵量擷取用之學習模型 m2A 將上述得分判別為最大之類別。此時，上述得分之最大值與其他值越具有差，則類別之判別越可靠。例如，圖表 312 之上上述得分係類別 3 為最高者，但是類別 1 與類別 2 之上上述得分之差較小。因此，認為根據圖表 312 判別為類別 3 稍微干擾且若具有上述得分之變動則類別之判別結果改變之可靠係數較低。相反，圖表 312 之上上述得分係值最大之類別 3 與其他類別 1、2 之間存在較大之差。因此，認為根據圖表 311 判別為類別 3 即便為稍微之干擾而類別之判別結果亦不變之可靠係數較高。

【0098】因此，於處理步驟 S303 中，將上述得分之不均設為共通尺度。所謂上述不均，係指表示上述得分之標準偏差或熵等偏差程度之統計量，表示越取較大之值則如圖表 311 般類別間之上上述得分越具有差。或者，於處理步驟 S303 中，亦可將上述得分之突出度設為共通尺度。所謂上述突出度，係指表示上述得分之最大值與其他上述得分相比突出何種程度而較大之指標，例如可利用圖表 311 中之上述得分之最大值與上述得分之平均值之差或上述得分之最大值與上述得分之第 2 大之值的差來計算。

【0099】使用圖 20，對處理步驟 S303 中之共通尺度之其他例進行敘述。圖表 321 中之確定性因子 1 係圖表 311 中之上述得分之最大值。如此將上述得分之最大值設為確定性因子於使用機械學習之類別判別之演算法中較為一般。圖表 322 中之確定性因子 2 為圖表 321 中之上述得分之最大值。所謂圖表 321 及圖表 322 中之正解率，係指於將確定性因子 1 及確定性因子 2 取規定值時之類別之判別結果設為母集團時，成為表示以哪種機率為正解之正解率之期待值之指標。再者，於上述母集團，可適用學習

特徵擷取用之學習模型 12 時之學習樣本，但並不限定於此，可適用任意之輸入資料 30 與其訓練資料之組。

【0100】於圖 18 之處理步驟 S303 中，將上述正解率設為共通尺度。例如，於根據圖表 311 及圖表 312 計算之確定性因子為 k_1 及 k_2 時，圖表 321 中及圖表 322 中之正解率為 y_1 及 y_2 ， y_1 高於 y_2 ，故而認為根據圖表 311 求出之類別之判別結果之正解率較高，故而可靠係數較高。因此，於處理步驟 S303 中，可將如確定性因子 1 或確定性因子 2 般之確定性因子藉由換算為正解率而設為共通指標。

【0101】於圖 18 之處理步驟 S303 中，於複數種特徵擷取用之學習模型 m_{2A} 中，於上述不均或上述突出度之大小大幅度不同之情形時，亦可以與圖 20 之說明中所述之順序相同之順序換算為正解率之後，設為共通尺度。或者，亦可為了於複數種特徵擷取用之學習模型 m_{2A} 間抑制大小之不均，而求出上述母集團中之上述不均或上述突出度之平均值等統計量，利用該統計量進行除算而標準化。

【0102】於本發明之實施例 4 中，若藉由以上所述之方法，而限定為於特徵擷取用之學習模型 m_{2A} 中於擷取特徵量 40 時能夠輸出上述得分之種類者，則能夠自複數個特徵擷取用之學習模型 m_{2A} 之中選擇對輸入樣本 10 最佳者。又，與專利文獻 2 不同，即便為特徵擷取用學習模型群 M_{2A} 中之特徵擷取用之學習模型 m_{2A} 之確定性因子分別不同之指標，亦能夠選擇特徵擷取用之學習模型 m_{2A} 。

【0103】圖 21 係表示實施例 4 之變化實施例 1 之圖像辨識裝置 7A 之功能構成例。圖 21 之圖像辨識裝置 7A 之上部分採用圖 17 之構成，下半部分係將圖 14 之一部分構成組合而成者。

【0104】於本發明之實施例 4 之變化實施例 1 中，如圖 21 所示，與實施例 2 相同地亦可於長期運用時，設置使用自構成輸入樣本 110 之輸入資料 30 以與處理步驟 S305 相同之順序求出之共通尺度之統計量，判定對輸入樣本 10 而學習模型選擇部 5A 選擇之特徵擷取用之學習模型 m2 之適當與否之學習模型適當與否判定部 306。學習模型適當與否判定部 306 若以與上述處理步驟 S305 相同之順序求出之共通尺度之統計量小於事前規定之閾值，則判定為可靠係數較低而不適合。進而，於判斷為學習模型適當與否判定部 306 不適合之情形時，亦可設置將對輸入樣本 10 適當之特徵擷取用之學習模型 m2 自特徵擷取用學習模型群 M2 之中選擇的學習模型重新選擇部 307(內包特徵量擷取部 301 與學習模型選擇部 306 之功能)。

【0105】圖 22 係表示實施例 4 之變化實施例 2 之圖像辨識裝置 7A 之功能構成例。圖 22 之圖像辨識裝置 7A 之上部分採用圖 17 之構成，下半部分係將圖 15 之一部分構成組合而成者。

【0106】於本發明之實施例 4 之變化實施例 2 之圖像辨識裝置 7A 中，亦可具備訓練資料製成支援部 308 及學習模型學習部 309，該訓練資料製成支援部 308 自輸入樣本 10 中求出圖 18 之處理步驟 S305 之共通尺度，且具備將訓練資料製成支援部 208 中之訓練資料之輸入部位縮小為上述處理步驟 S305 之共通尺度較小之部位(特徵量 40 之類別判別之可靠係數較低之部位)的使用者介面，該學習模型學習部 309 使用訓練資料製成支援部 308 中製成之訓練資料學習特徵量擷取用之學習模型 m2。

【0107】藉此，與實施例 3 相同地，可使用將作業者輸入之部位縮小之訓練資料學習對於對輸入樣本 210 進行取樣之母集團最佳之特徵擷取用之學習模型 m2。又，學習模型學習部 309 亦可將所學習之特徵量擷取

用之學習模型 m_2 以可利用學習模型重新選擇部 307 選擇之方式增加至特徵擷取用學習模型群 M_2 。

【0108】 於以上所述之本發明之實施例 1 至實施例 4 中，能夠於不脫離其本質之範圍內將構成要素以如下之方式變更。

【0109】 構成特徵量 40 之類別不限定於輪廓線 41、封閉區域 42、背景 43 以外。例如，亦可增加輪廓線之角點等類別。又，亦可自輪廓線 41、封閉區域 42、背景 43 之中省略類別。據此，想起結果 50 或 60a 等訓練資料之類別之構成要素亦變化。

【0110】 特徵量 40 除了以上所述之輪廓線以外，亦可設為可自輸入資料 30(即圖像)擷取之任意之特徵量。例如，亦可將輸入資料 30 之設計圖或輸入資料 30 中之缺陷設為特徵量 40。據此，想起結果 50 或 60a 等構成訓練資料之類別亦變化。上述任意之特徵量只要為能夠取得想起結果 50 者，則並不限定為各像素之類別。例如，上述任意之特徵量可設為各像素之亮度。

【0111】 特徵量擷取部 1 除了使用以上所述之機械學習擷取特徵量 40 之手法以外，亦可為根據輸入樣本 10 而合適之參數不同之圖像處理。於該情形時，特徵擷取用之學習模型 m_2 成為上述參數。上述圖像處理例如亦可為於輸入資料 30 中之各像素中求出亮度梯度與亮度，與上述參數中之規定之閾值進行比較，將輸入資料 30 中之各像素類別判別為輪廓線 41 與背景 43。或者，特徵量擷取部 1 亦可使機械學習與上述圖像處理混合存在。於該情形時，特徵量擷取部 1 亦可根據特徵擷取用學習模型群 M_2 中之特徵擷取用之學習模型 m_2 ，切換機械學習與上述圖像處理。

【0112】 輸入資料 30 除了以上所述之圖像以外，亦可於實施例 1 至

實施例 3 中設為資料間想起部 3 能夠輸出伴隨次元壓縮之想起結果之任意之資料。據此，想起結果 50 或 60a 等構成訓練資料之類別亦變化。例如，亦可將輸入資料 30 設為發聲聲音，將特徵量 40 設為字母。

[產業上之可利用性]

【0113】本發明之學習模型選擇除了可適用於輪廓線擷取用之學習模型之選擇以外，還可適用於使用自特徵量處理能夠實現伴隨次元壓縮之想起之特徵量之任意之機械學習的整個系統。

【符號說明】

【0114】

- 1 特徵量擷取部
- 1A 特徵量擷取部
- 2 特徵擷取用學習模型群
- 3 資料間想起部
- 4 想起用學習模型群
- 5 學習模型選擇部
- 5A 學習模型選擇部
- 7 計算機裝置
- 7A 圖像辨識裝置
- 10 輸入樣本
- 20 記號
- 30 輸入資料
- 30a 輸入資料
- 30b 輸入資料

- 40 特徵量
- 40a 特徵量
- 40b 特徵量
- 41 輪廓線
- 41a 輪廓線
- 41b 輪廓線
- 42 封閉區域
- 42a 封閉區域
- 42b 封閉區域
- 43 背景
- 43a 背景
- 43b 背景
- 44a 中央部
- 44b 中央部
- 50 想起結果
- 50a 想起結果
- 50b 想起結果
- 54a 中央部
- 54b 中央部
- 60a 訓練資料
- 60b 訓練資料
- 61 輪廓線
- 61a 輪廓線

- 61b 輪廓線
- 62 封閉區域
- 62a 封閉區域
- 62b 封閉區域
- 63 背景
- 63a 背景
- 63b 背景
- 70 次元壓縮資料
- 71 中間資料
- 72 中間資料
- 80 畫面
- 81 選擇結果
- 82 差量
- 83 選擇範圍
- 90 畫面
- 91 輸入畫面
- 92 輸入選擇
- 93 輸入筆
- 106 學習模型適當與否判定部
- 107 學習模型重新選擇部
- 208 訓練資料製成支援部
- 209 學習模型學習部
- 306 學習模型適當與否判定部

- 307 學習模型重新選擇部
- 311 圖表
- 312 圖表
- 321 圖表
- 322 圖表
- m2 特徵擷取用之學習模型
- m2a 特徵擷取用之學習模型
- m2b 特徵擷取用之學習模型
- m4 想起用之學習模型
- m4a 想起用學習模型
- m4b 想起用學習模型
- M2 特徵擷取用學習模型群
- M2A 特徵擷取用學習模型群
- M4 想起用學習模型群

【發明申請專利範圍】

【第 1 項】

一種圖像辨識裝置，其特徵在於具備：特徵擷取用學習模型群，其儲存複數個特徵擷取用之學習模型；想起用學習模型群，其儲存與上述特徵擷取用之學習模型成對之想起用之學習模型；特徵量擷取部，其參照上述特徵擷取用之學習模型自輸入資料擷取特徵量；資料間想起部，其參照上述想起用之學習模型輸出伴隨上述特徵量之次元壓縮之想起結果；及學習模型選擇部，其以上述特徵量與上述想起結果之差量最小為條件自特徵擷取用學習模型群之中選擇上述特徵擷取用之學習模型。

【第 2 項】

如請求項 1 之圖像辨識裝置，其

具備學習模型適當與否判定部，該學習模型適當與否判定部判定對於根據上述特徵量與上述想起結果之差量對上述輸入資料之樣本進行取樣之母集團選擇之上述特徵擷取用的學習模型是否適合。

【第 3 項】

如請求項 2 之圖像辨識裝置，其中

於上述學習模型適當與否判定部判定為不適合之情形時，使用上述輸入資料之樣本重新選擇上述特徵擷取用之學習模型。

【第 4 項】

如請求項 1 之圖像辨識裝置，其

具備：訓練資料製成支援部，其於上述輸入資料之樣本中上述特徵量與上述想起結果之差量較多之處設置縮小輸入部位之附加訓練之使用者介面；及學習模型學習部，其使用訓練資料製成支援部中製成之訓練資料學

習上述特徵擷取用之學習模型。

【第 5 項】

如請求項 4 之圖像辨識裝置，其中

於上述訓練資料製成支援部中之上述使用者介面中，具有使上述輸入資料為底稿而描畫上述特徵量之類別，進而可輸入上述特徵量之類別之功能。

【第 6 項】

如請求項 4 之圖像辨識裝置，其中

上述訓練資料製成支援部進行使用複數個上述特徵量與上述想起結果求出上述輸入部位，或切換上述輸入部位之至少一者。

【第 7 項】

如請求項 4 之圖像辨識裝置，其中

上述學習模型學習部進而學習上述想起用之學習模型，將上述學習模型學習部所學習之上述特徵量之學習模型追加至上述特徵擷取用學習模型群，將上述學習模型學習部所學習之上述想起用之學習模型追加至特徵擷取用學習模型群。

【第 8 項】

如請求項 1 至 7 中任一項之圖像辨識裝置，其中

上述特徵量為上述輸入資料中之要素之類別。

【第 9 項】

如請求項 1 至 8 中任一項之圖像辨識裝置，其中

上述輸入資料為圖像，上述特徵量為輪廓線或設計圖。

【第 10 項】

如請求項 1 至 9 中任一項之圖像辨識裝置，其中
上述次元壓縮使用主成分分析或自動編碼器來進行。

【第 11 項】

如請求項 1 至 10 中任一項之圖像辨識裝置，其中
於上述特徵量擷取部之中包含一個以上之使用機械學習以外之手法
之特徵量擷取部。

【第 12 項】

如請求項 1 至 11 中任一項之圖像辨識裝置，其中
上述學習模型選擇部將上述特徵擷取用之學習模型之選擇結果、上述
差量、上述特徵擷取用之學習模型之選擇之範圍中一個以上進行畫面顯示。

【第 13 項】

一種圖像辨識裝置，其特徵在於具備：特徵擷取用學習模型群，其儲存
複數個特徵擷取用之學習模型；特徵量擷取部，其參照上述特徵擷取用
之學習模型自輸入資料擷取特徵量；及學習模型選擇部，其根據上述特徵
量擷取部擷取上述特徵量時之得分來計算能夠於複數種學習模型間進行比
較之共通尺度，自特徵擷取用學習模型群之中使用上述共通尺度選擇上述
特徵擷取用之學習模型。

【第 14 項】

如請求項 13 之圖像辨識裝置，其
具備學習模型適當與否判定部，該學習模型適當與否判定部判定根據
上述共通尺度選擇之上述特徵擷取用之學習模型是否適合。

【第 15 項】

如請求項 14 之圖像辨識裝置，其

具備學習模型重新選擇部，該學習模型重新選擇部於上述學習模型適當與否判定部判定為不適合之情形時，使用上述輸入資料之樣本重新選擇上述特徵擷取用之學習模型。

【第 16 項】

如請求項 13 之圖像辨識裝置，其

具備：訓練資料製成支援部，其於輸入資料之樣本中上述共通尺度較小之處設置縮小輸入部位之附加訓練之使用者介面；及學習模型學習部，其使用訓練資料製成支援部中製成之訓練資料學習上述特徵擷取用之學習模型。

【第 17 項】

如請求項 16 之圖像辨識裝置，其中

上述訓練資料製成支援部中之上述使用者介面具有使上述輸入資料為底稿而描畫上述特徵量之類別，且可輸入上述特徵量之類別之功能。

【第 18 項】

如請求項 16 之圖像辨識裝置，其中

將上述學習模型學習部所學習之上述特徵量之學習模型追加至特徵擷取用學習模型群。

【第 19 項】

如請求項 13 至 18 中任一項之圖像辨識裝置，其中

上述特徵量為上述輸入資料中之要素之類別。

【第 20 項】

如請求項 13 至 19 中任一項之圖像辨識裝置，其中

上述輸入資料為圖像，上述特徵量為輪廓線或設計圖。

【第 21 項】

如請求項 13 至 20 中任一項之圖像辨識裝置，其中
上述共通尺度為表示上述得分之偏差程度之統計量或表示上述得分
之突出程度的統計量。

【第 22 項】

如請求項 13 至 21 中任一項之圖像辨識裝置，其中
上述共通尺度為根據上述得分換算之正解率。

【第 23 項】

如請求項 13 至 22 中任一項之圖像辨識裝置，其中
於上述特徵量擷取部之中包含一個以上之使用機械學習以外之手法
之特徵量擷取部。

【第 24 項】

如請求項 13 至 23 中任一項之圖像辨識裝置，其中
上述學習模型選擇部將上述特徵擷取用之學習模型之選擇結果、差
量、上述特徵擷取用之學習模型之選擇之範圍中一個以上進行畫面顯示。

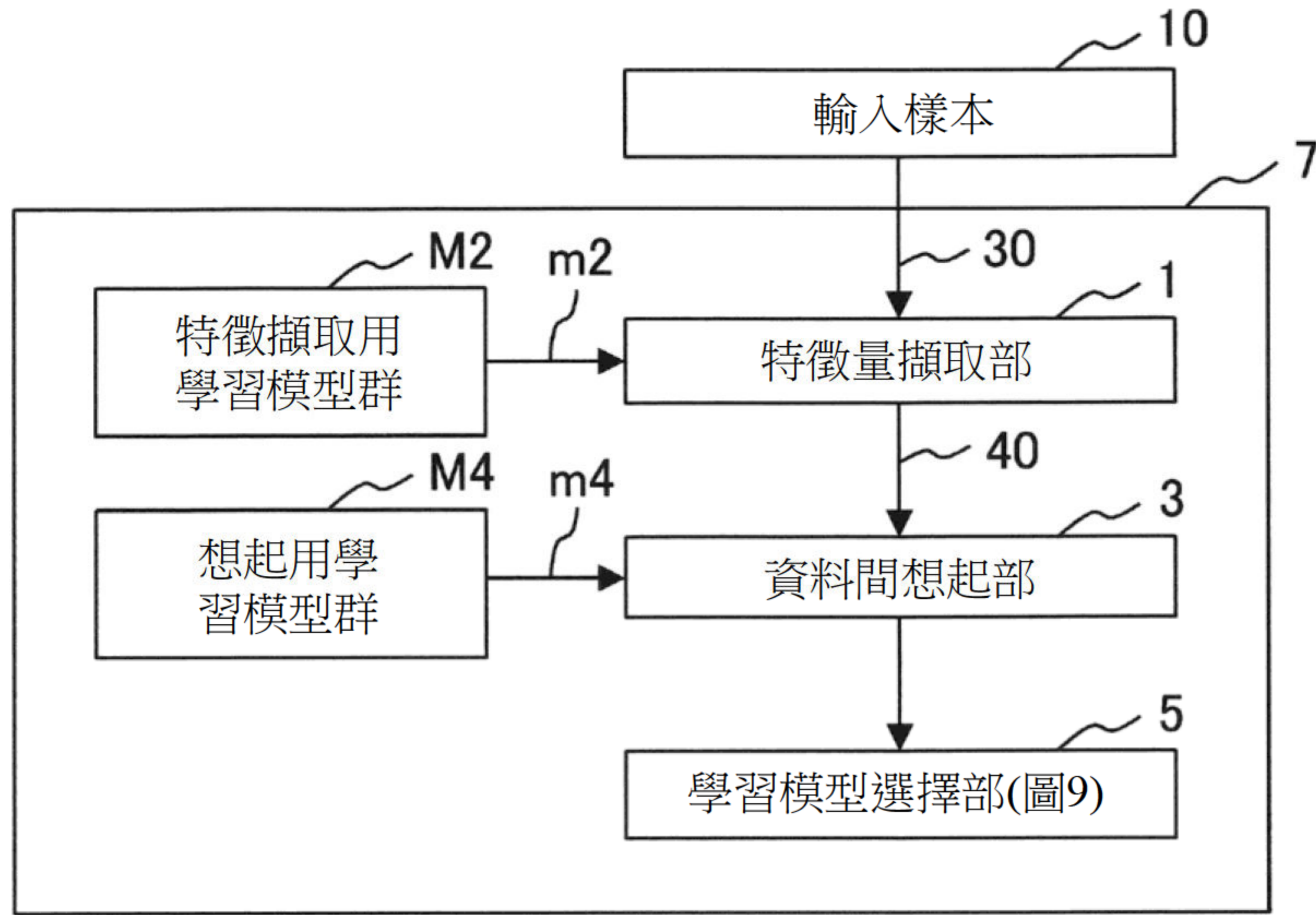
【第 25 項】

一種圖像辨識方法，其特徵在於：具備複數個特徵擷取用之學習模型
及與上述特徵擷取用之學習模型成對之複數個想起用之學習模型，參照上
述特徵擷取用之學習模型自輸入資料擷取特徵量，參照上述想起用之學習
模型獲得伴隨上述特徵量之次元壓縮之想起結果，以上述特徵量與上述想
起結果之差量最小為條件自特徵擷取用學習模型群之中選擇上述特徵擷取
用之學習模型。

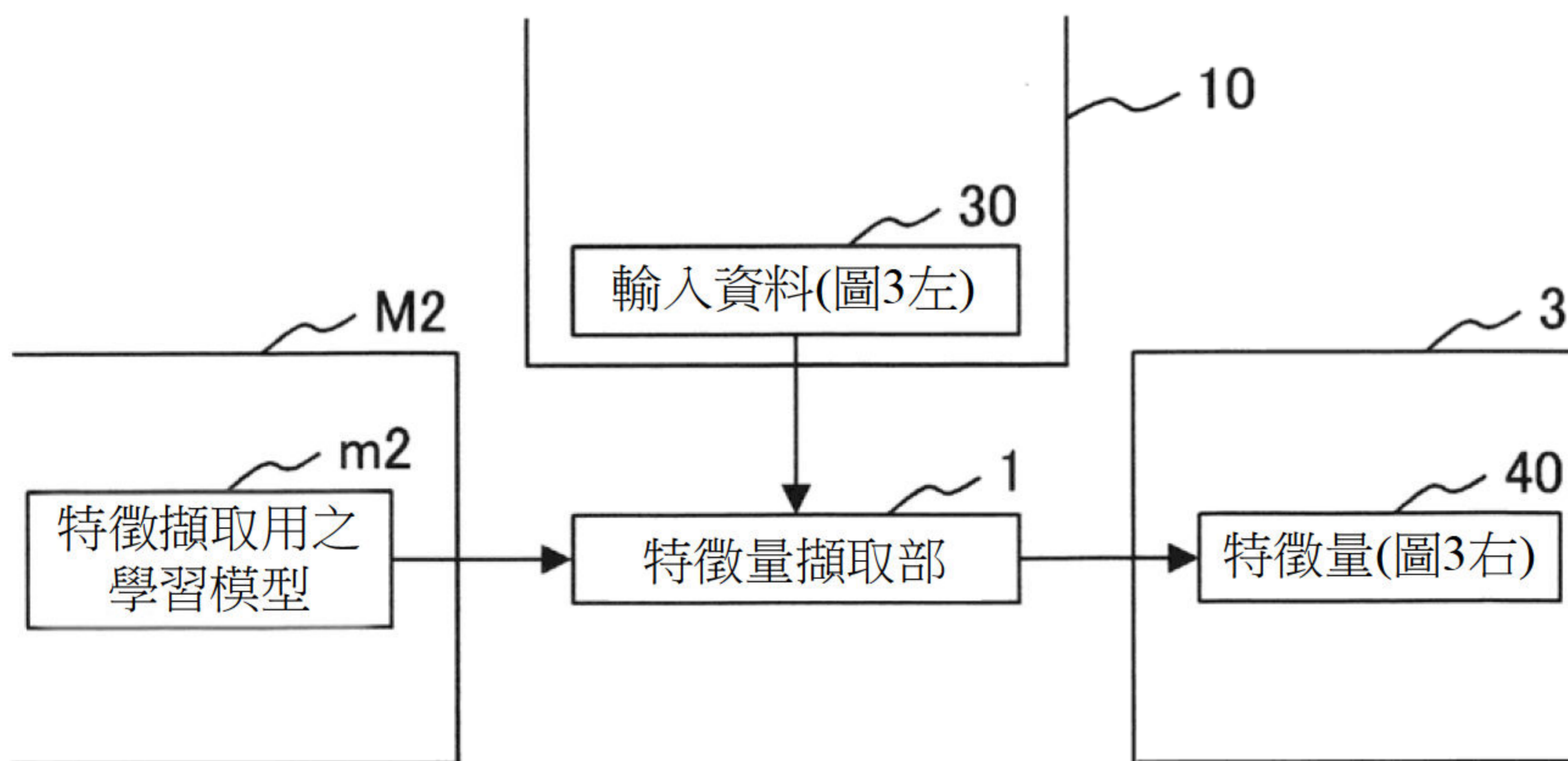
【第 26 項】

一種圖像辨識方法，其特徵在於：具備複數個特徵擷取用之學習模型，參照上述特徵擷取用之學習模型自輸入資料擷取特徵量，根據擷取上述特徵量時之得分來計算能夠於複數種學習模型間進行比較之共通尺度，自複數個特徵擷取用之學習模型之中使用上述共通尺度選擇上述特徵擷取用之學習模型。

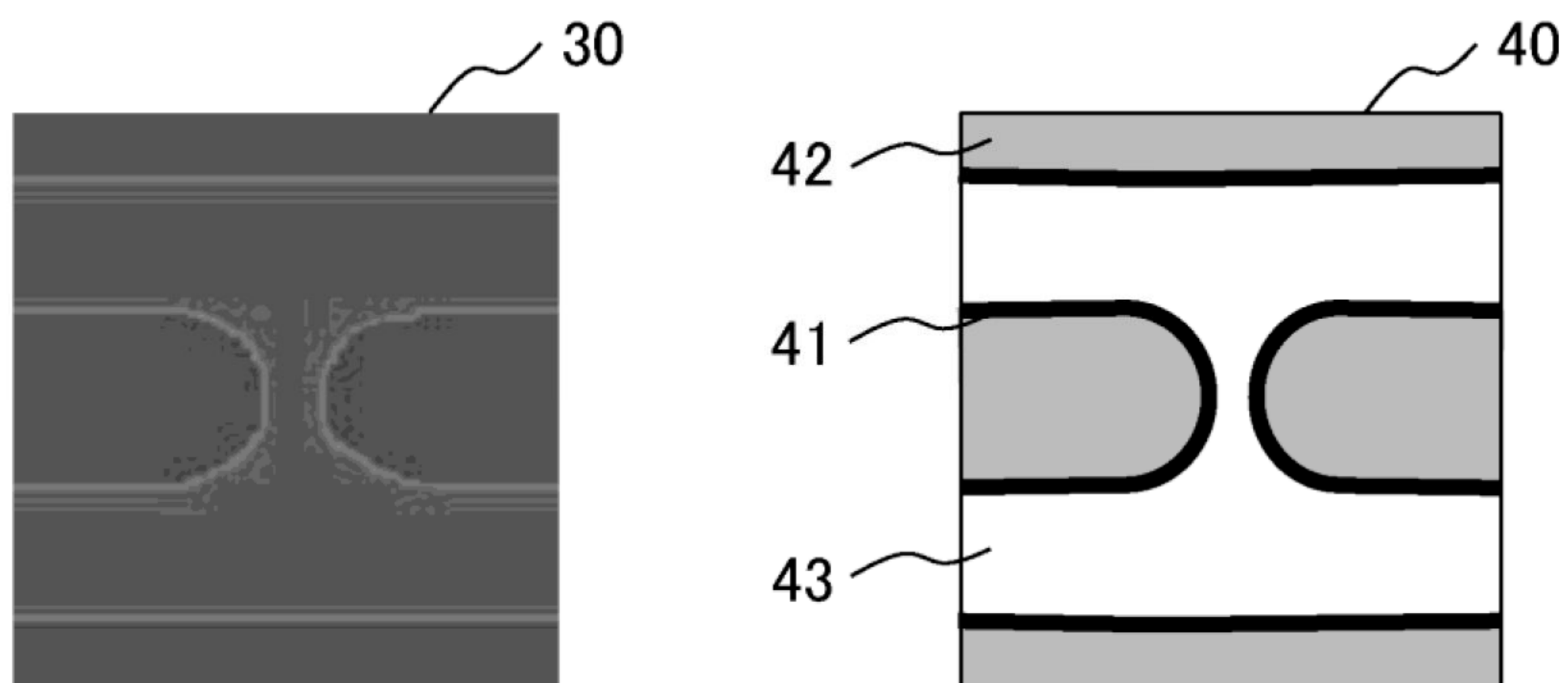
【發明圖式】



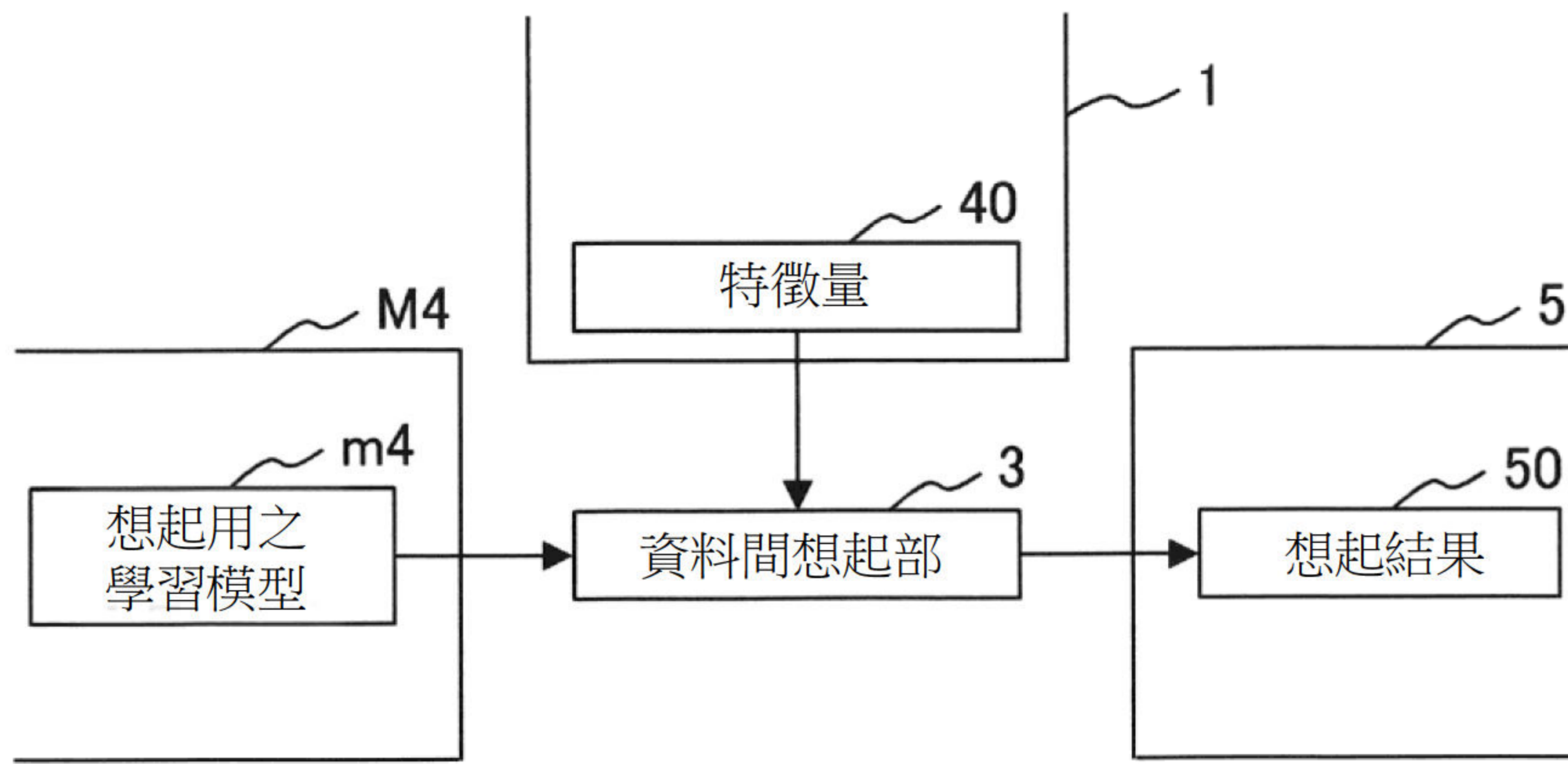
【圖1】



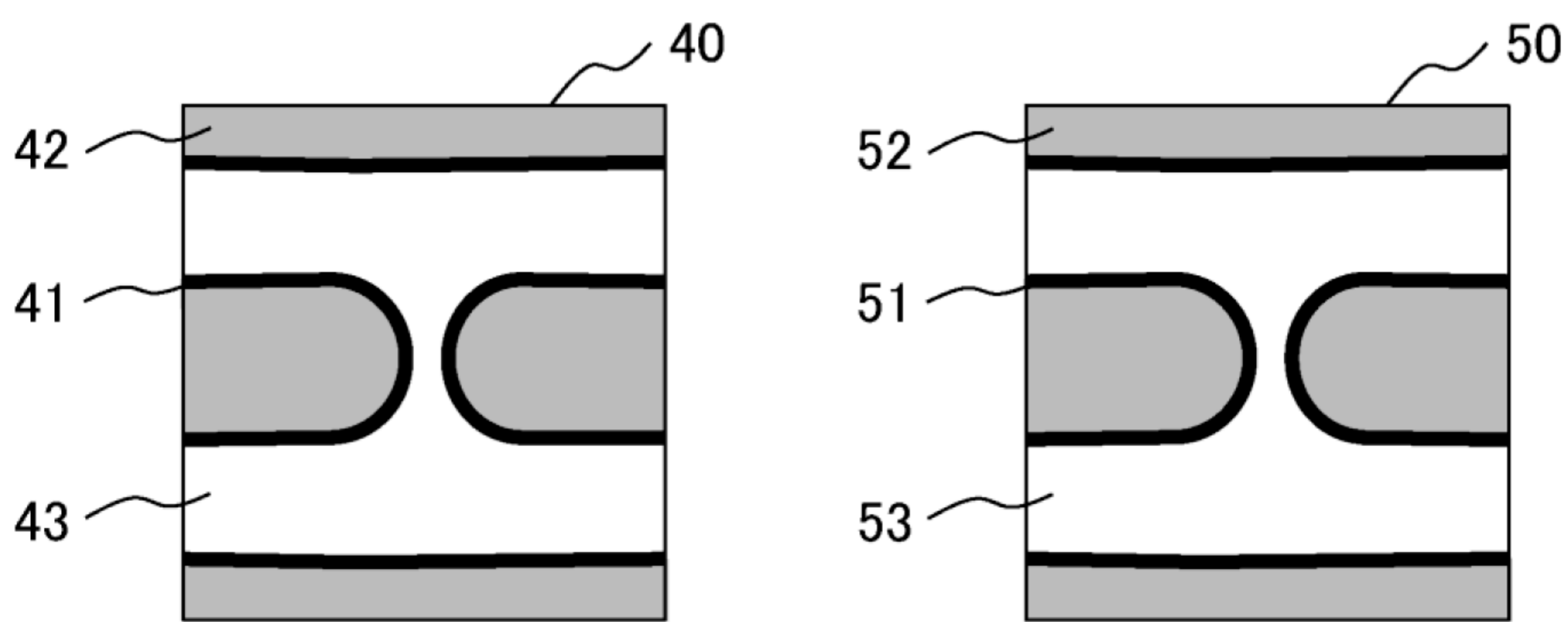
【圖2】



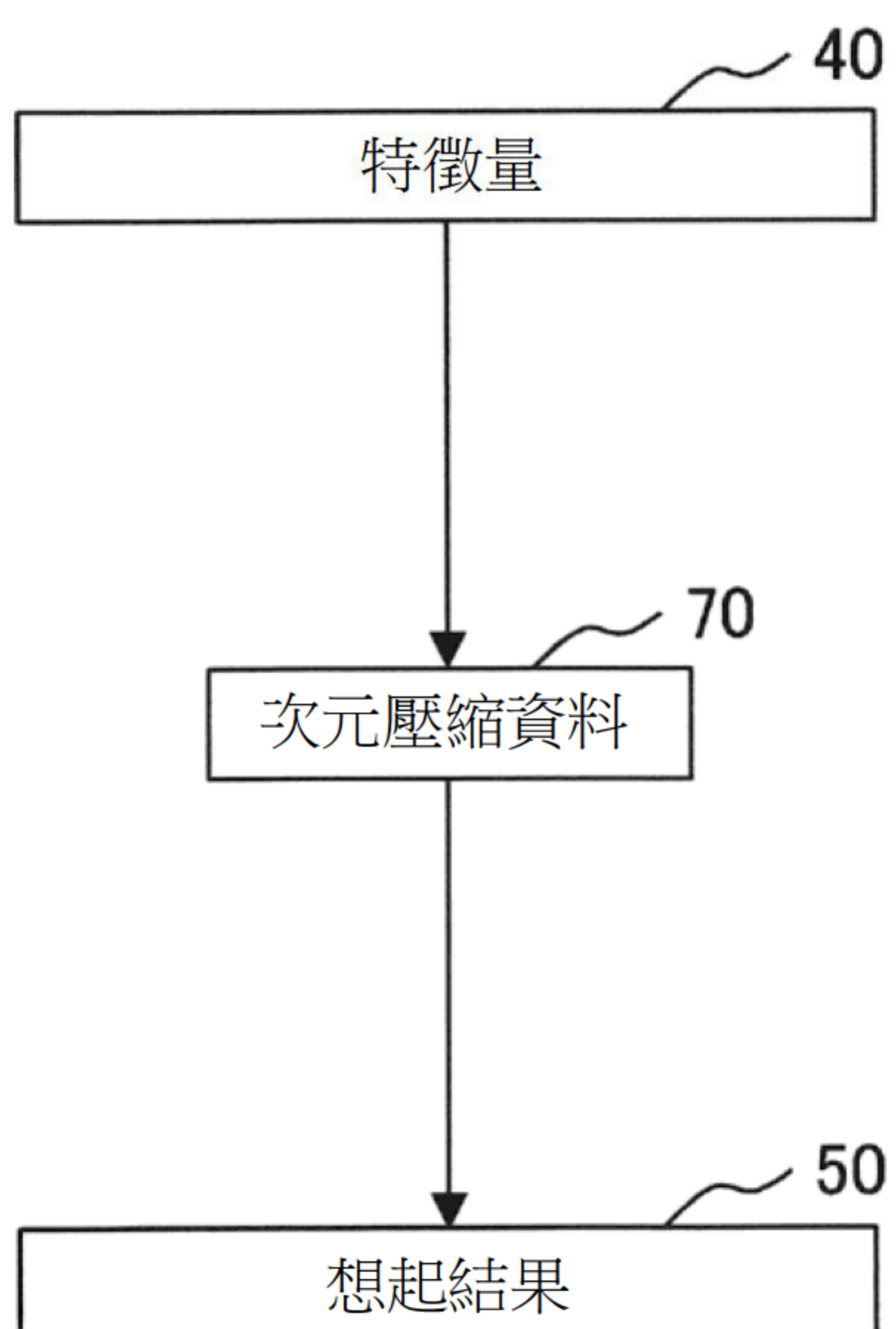
【圖3】



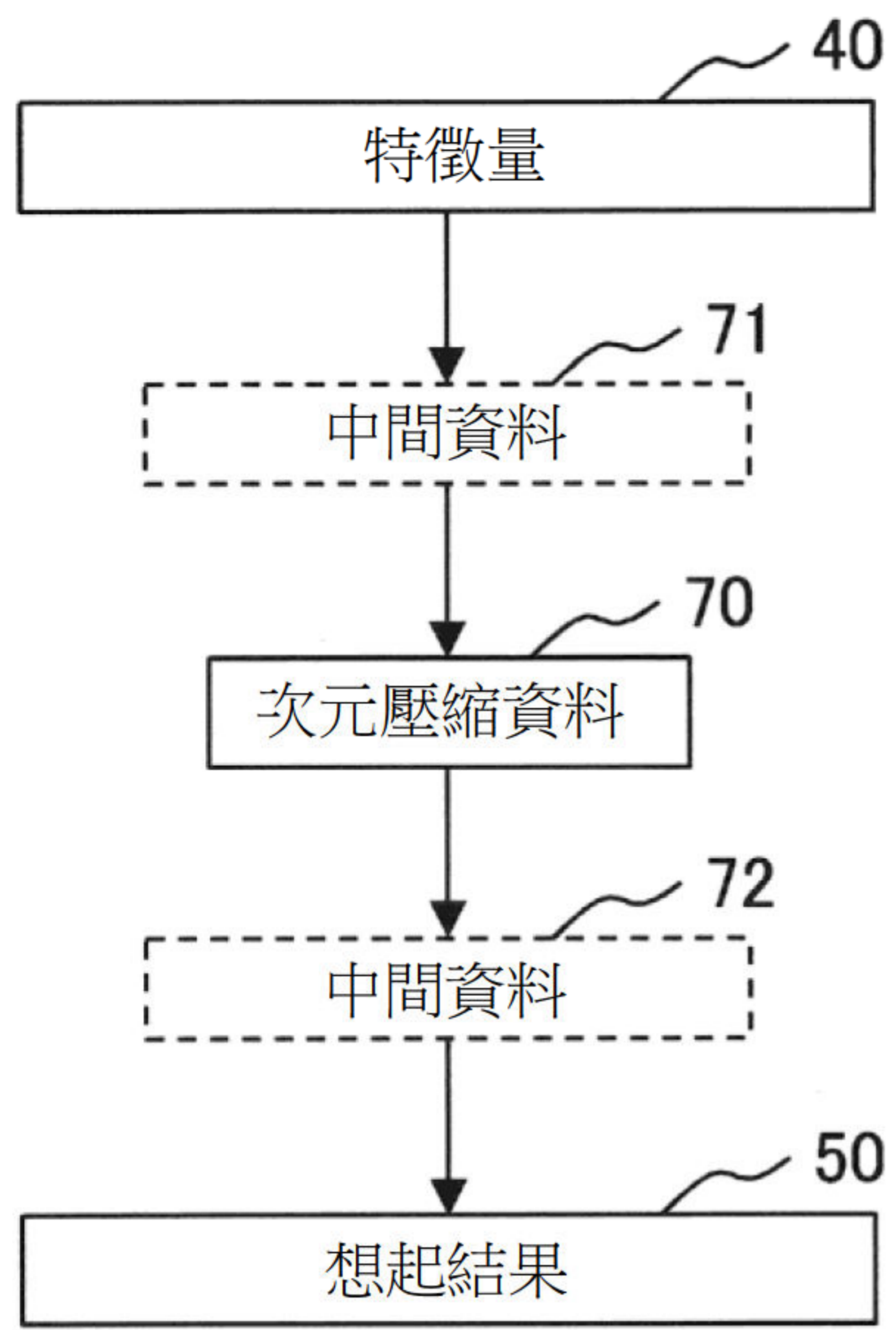
【圖4】



【圖5】



【圖6】

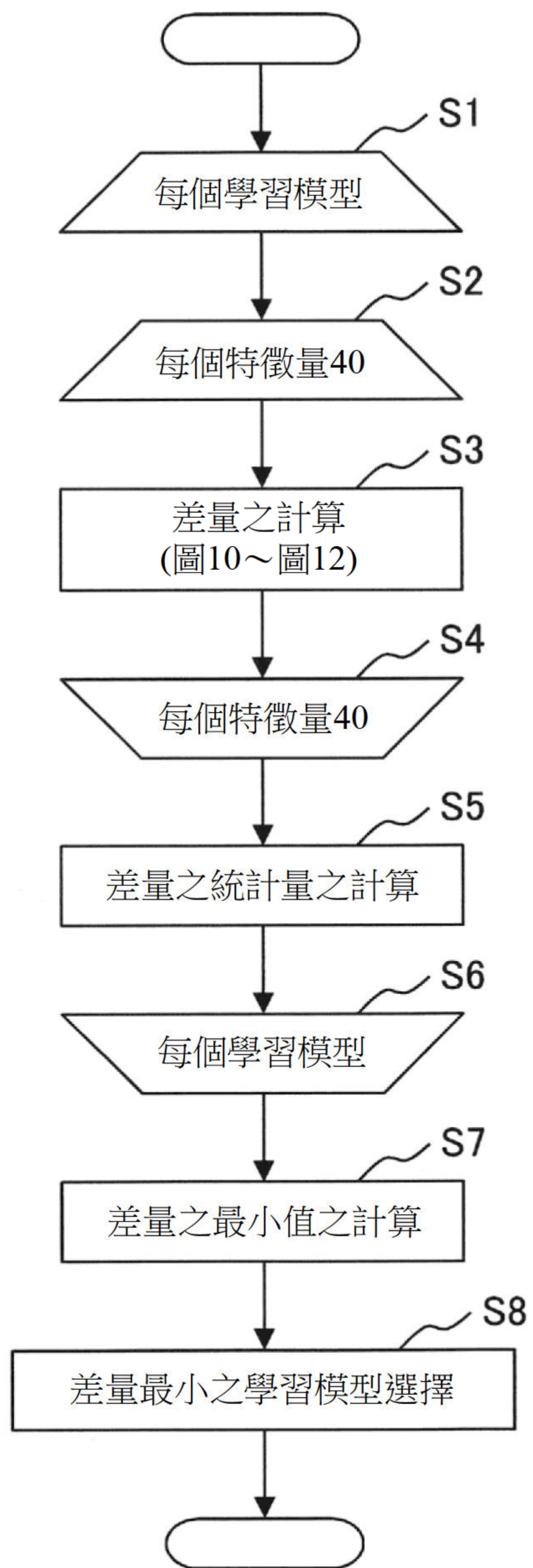


【圖7】

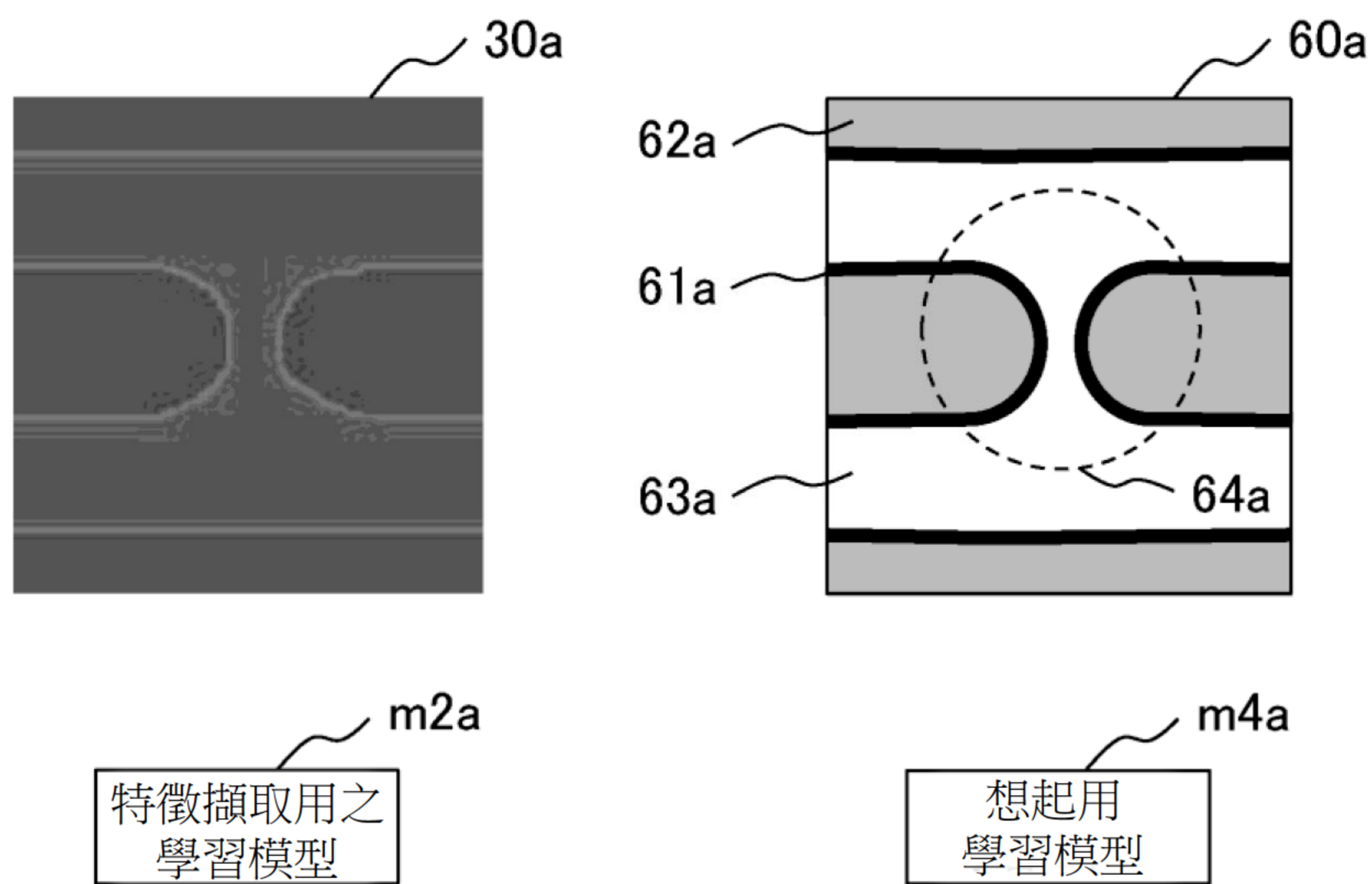
資料庫DB

記號	特徵擷取用之學習模型M2	想起用之學習模型M4
a	特徵擷取用之學習模型m2a	想起用之學習模型m4a
b	特徵擷取用之學習模型m2b	想起用之學習模型m4b
...		

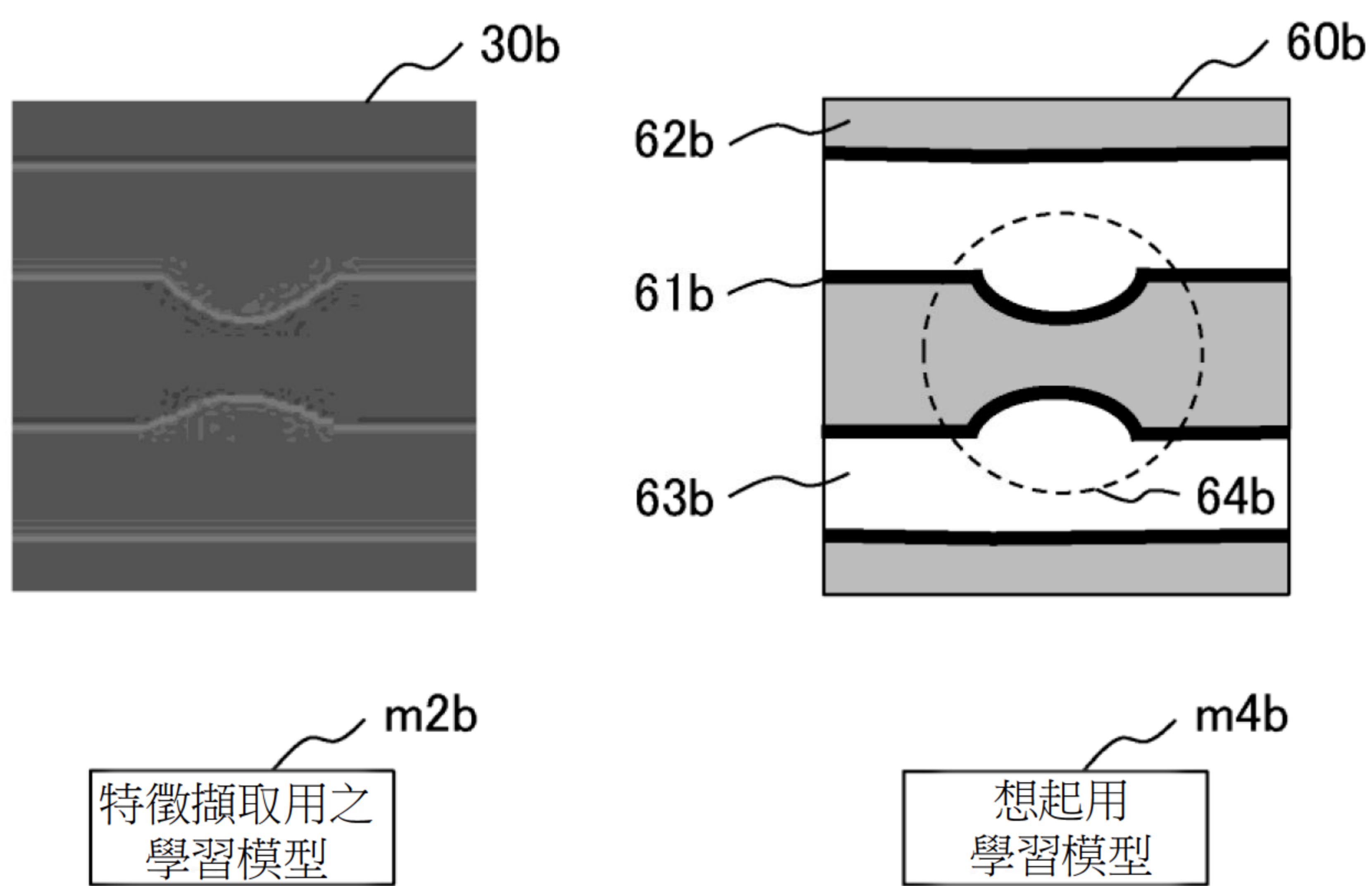
【圖8】



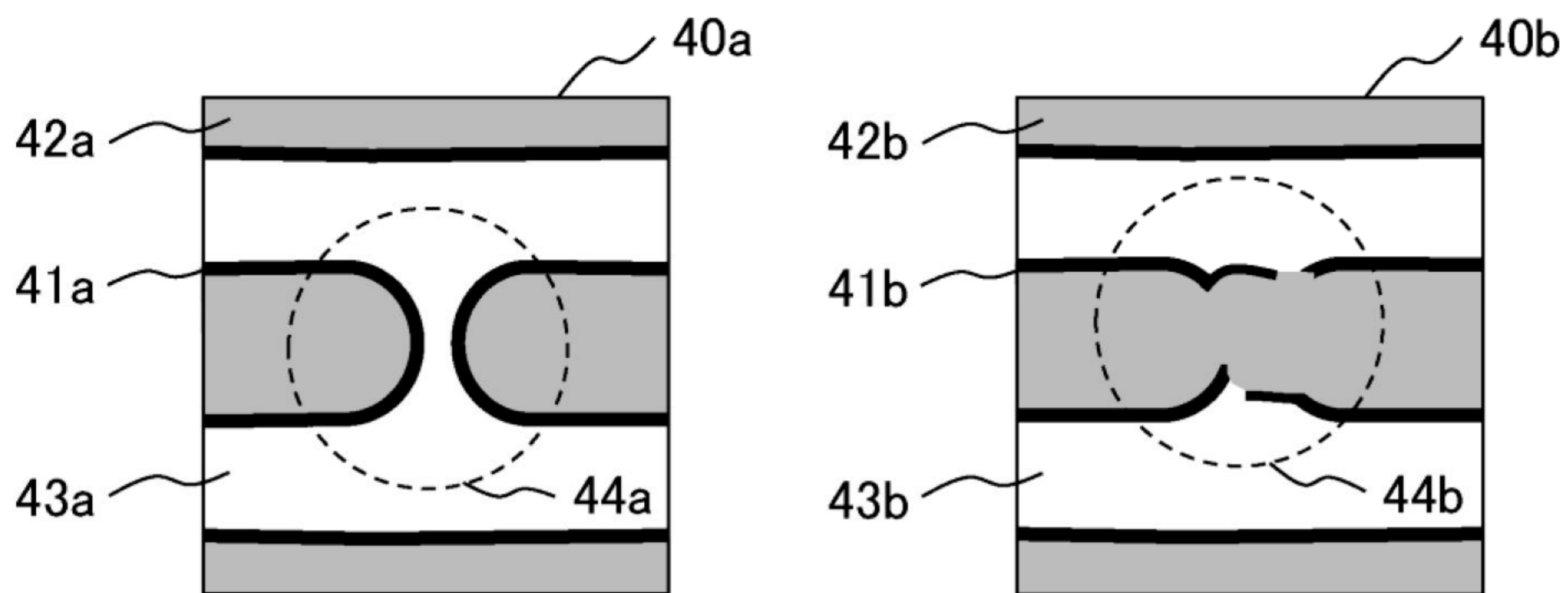
【圖9】



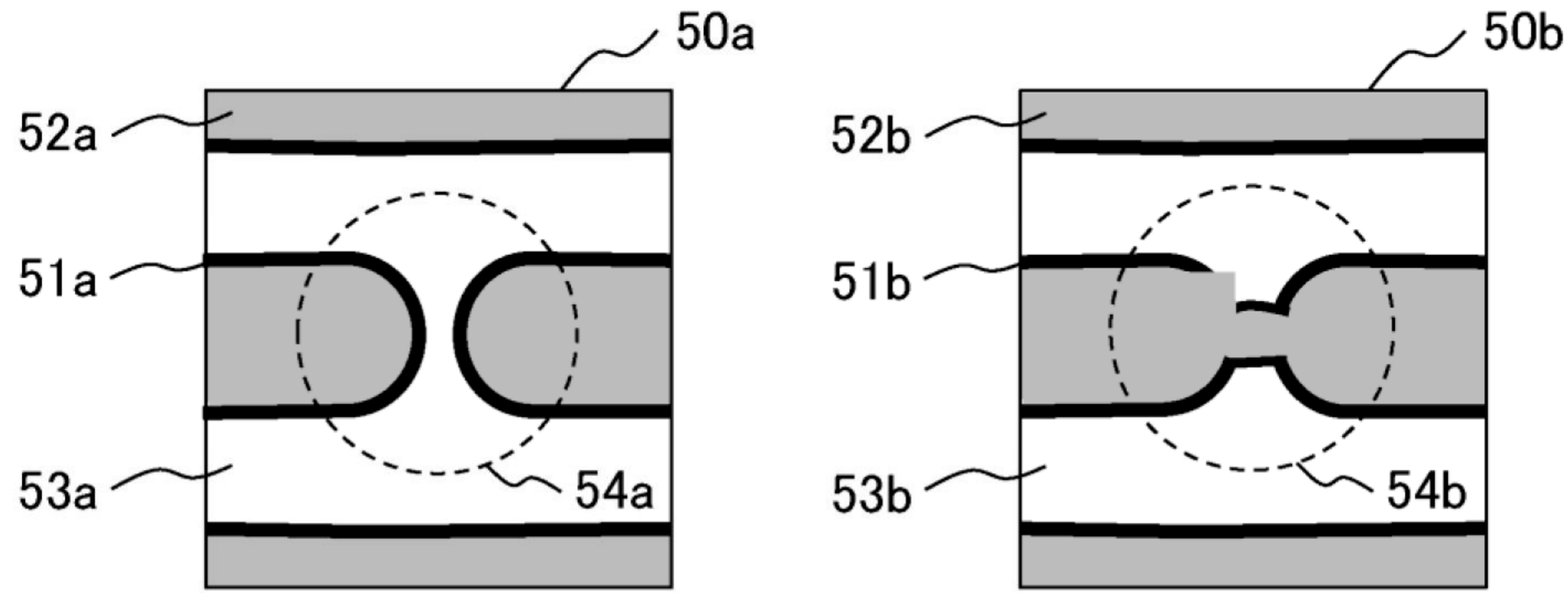
【圖10a】



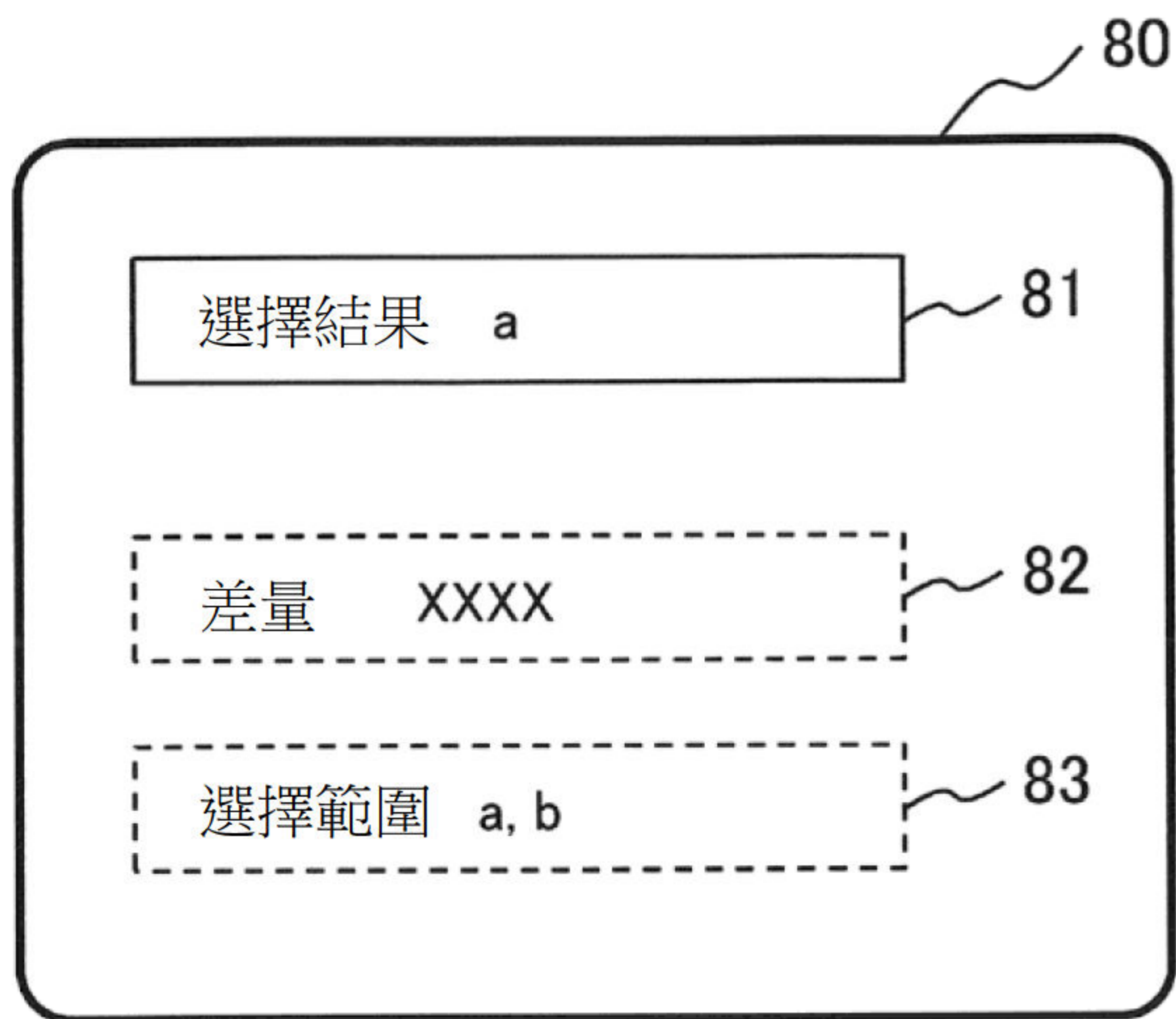
【圖10b】



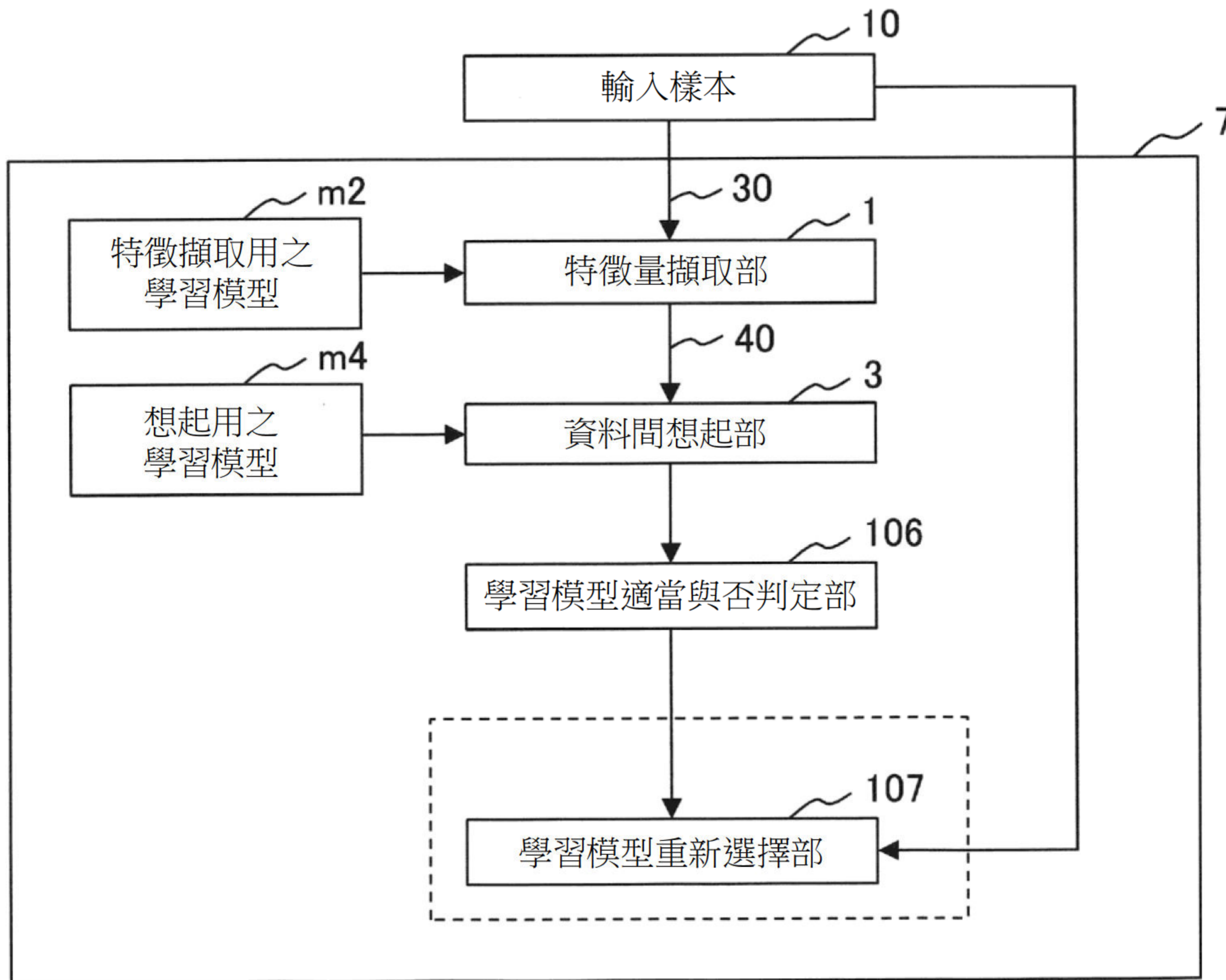
【圖11】



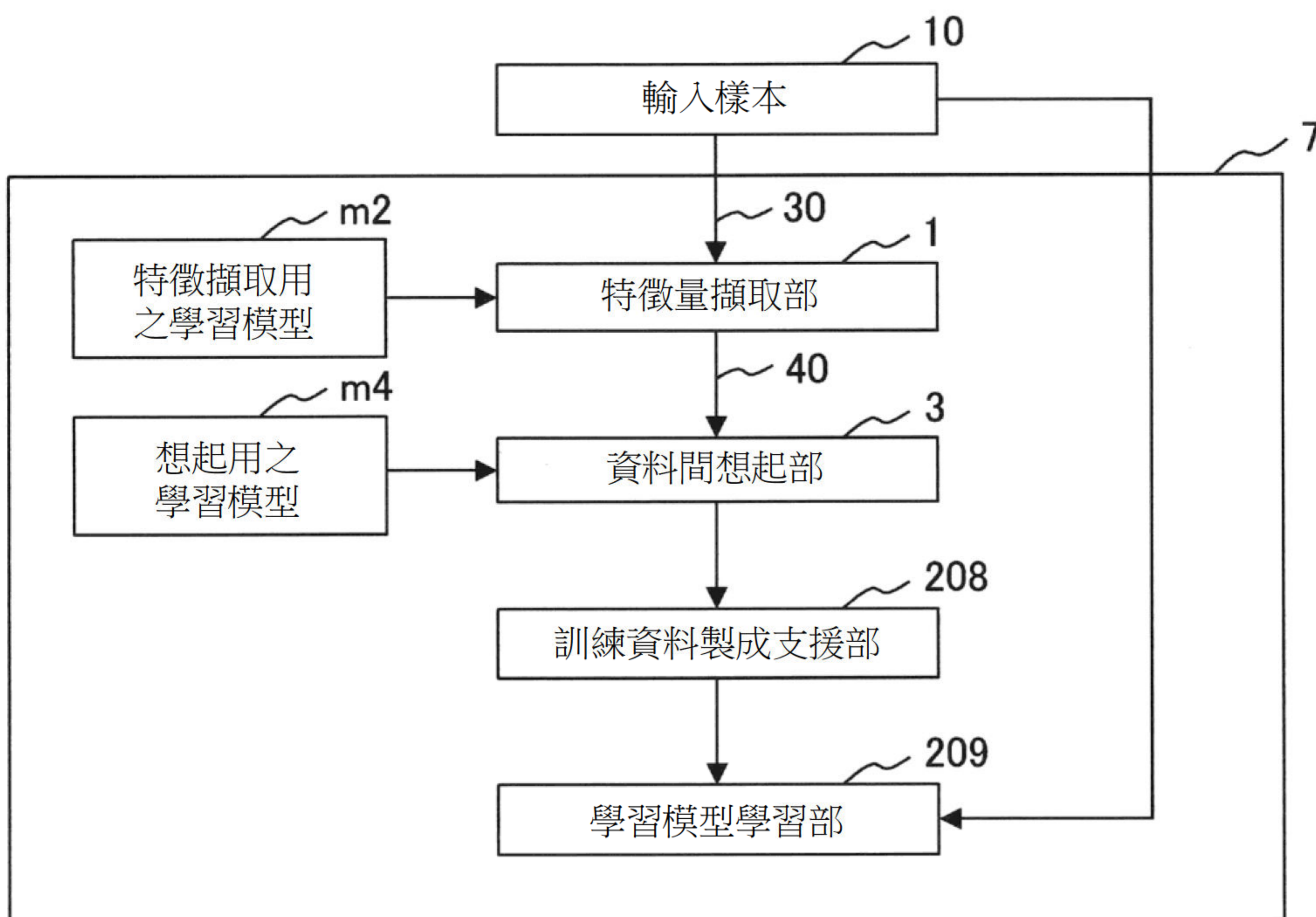
【圖12】



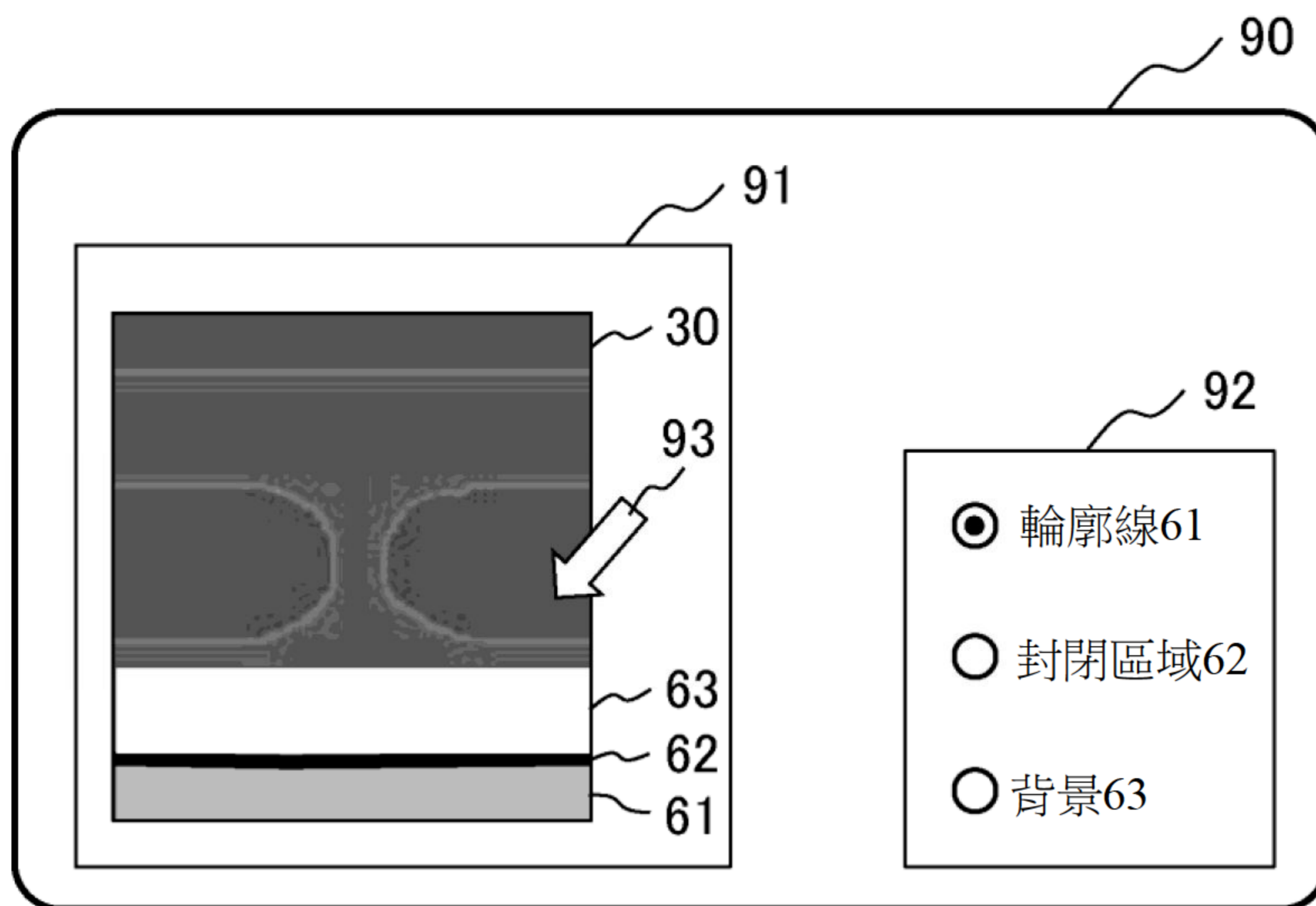
【圖13】



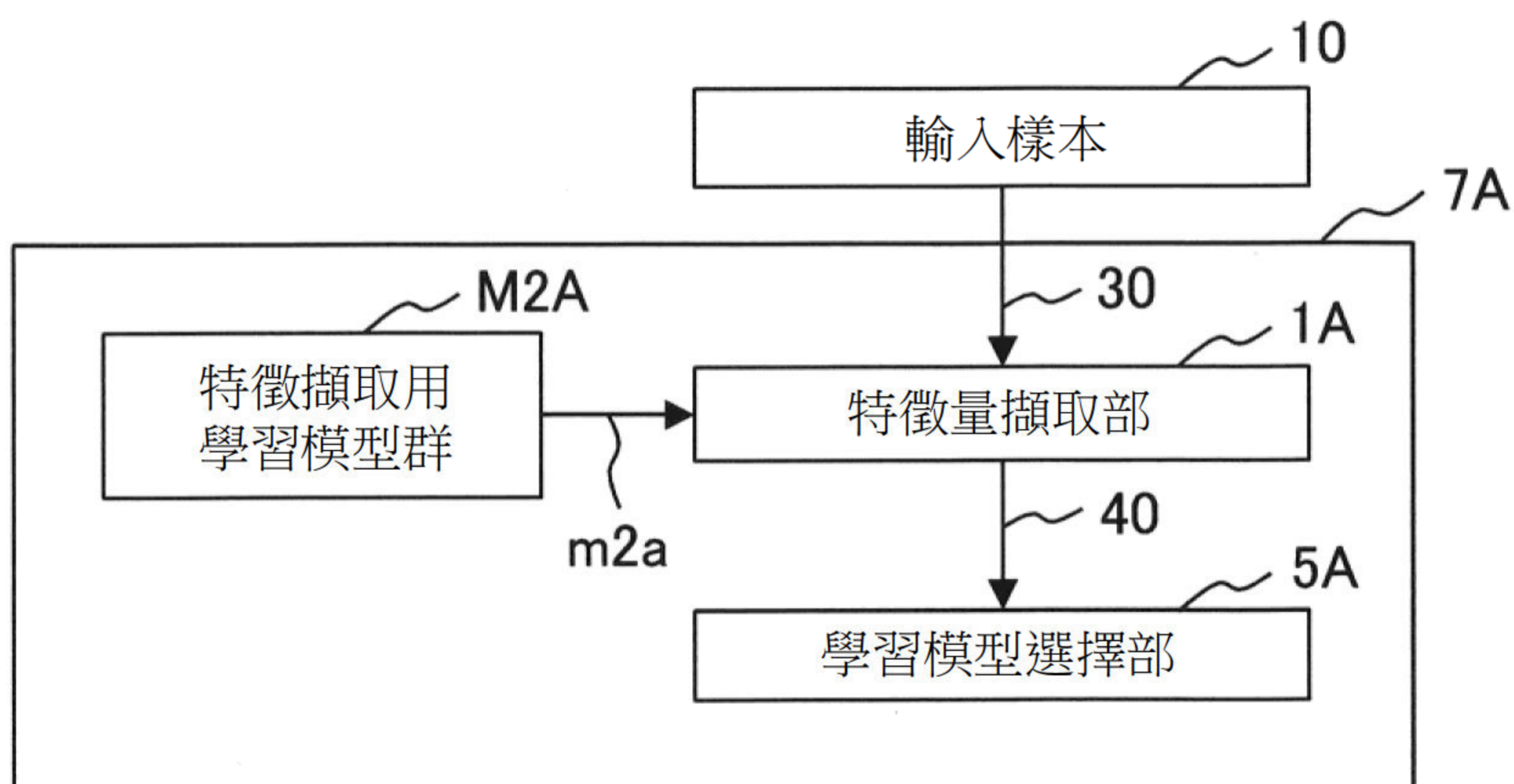
【圖14】



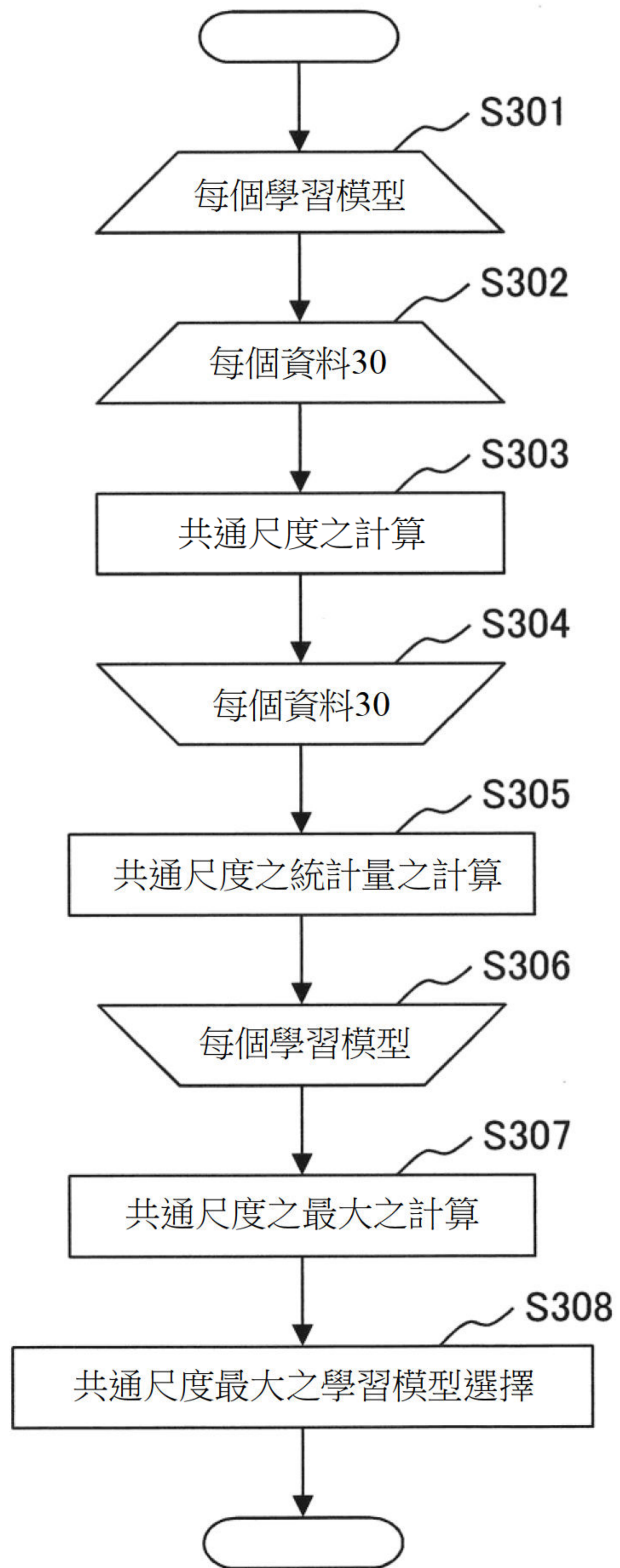
【圖15】



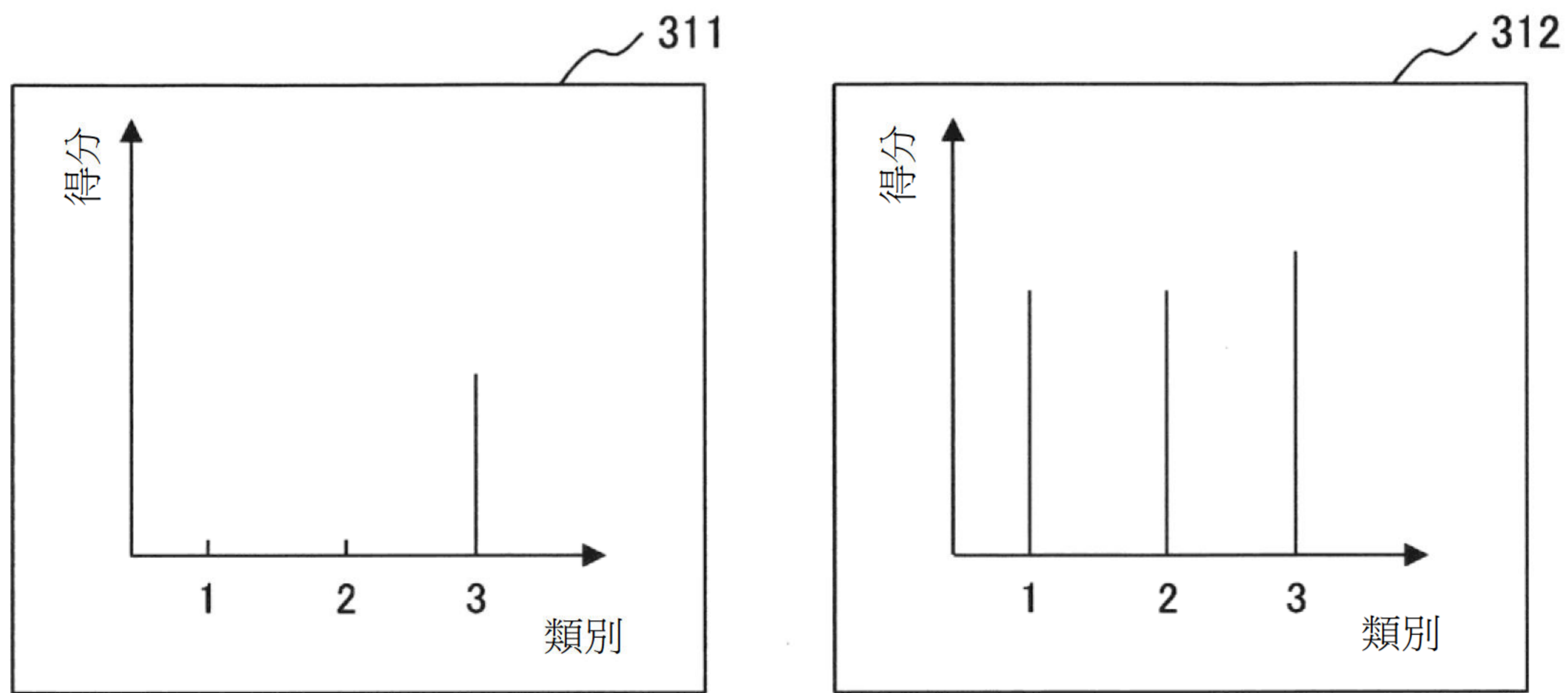
【圖16】



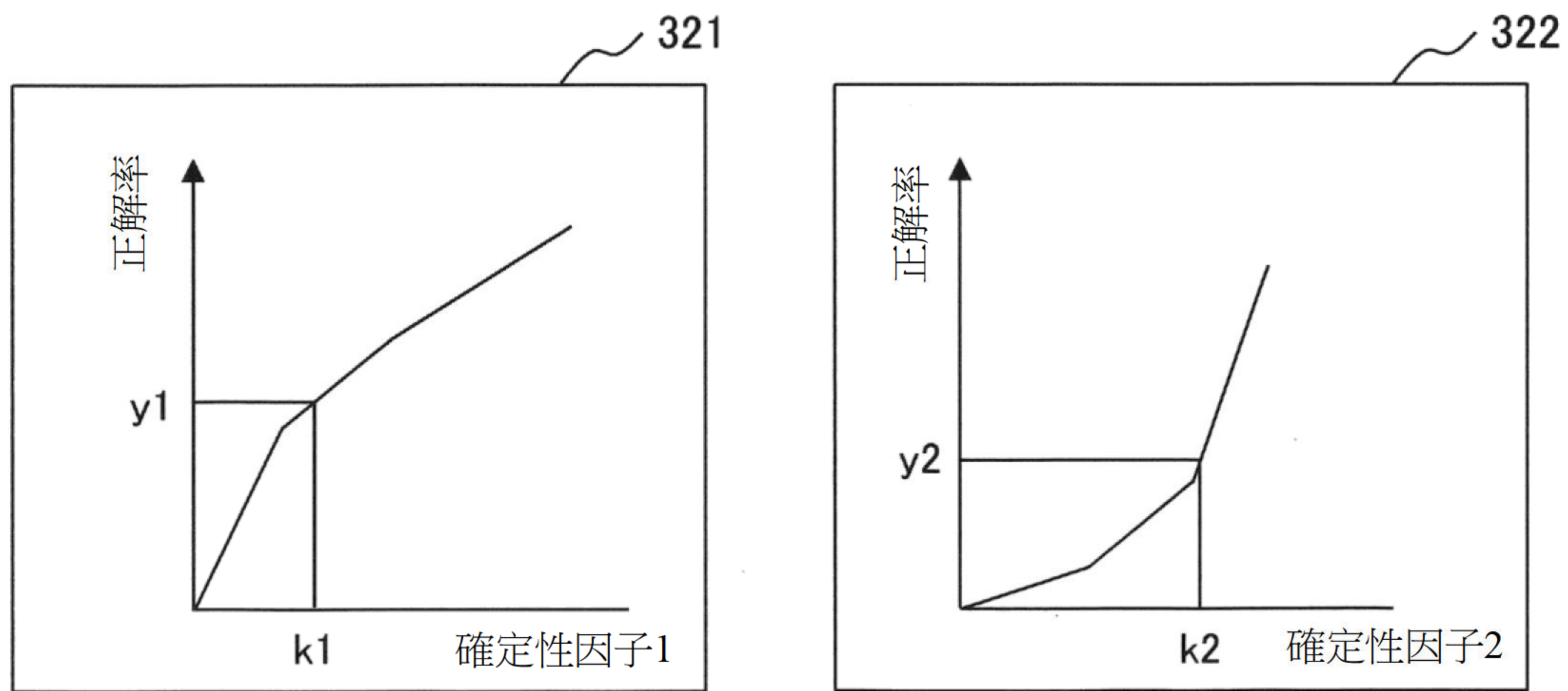
【圖17】



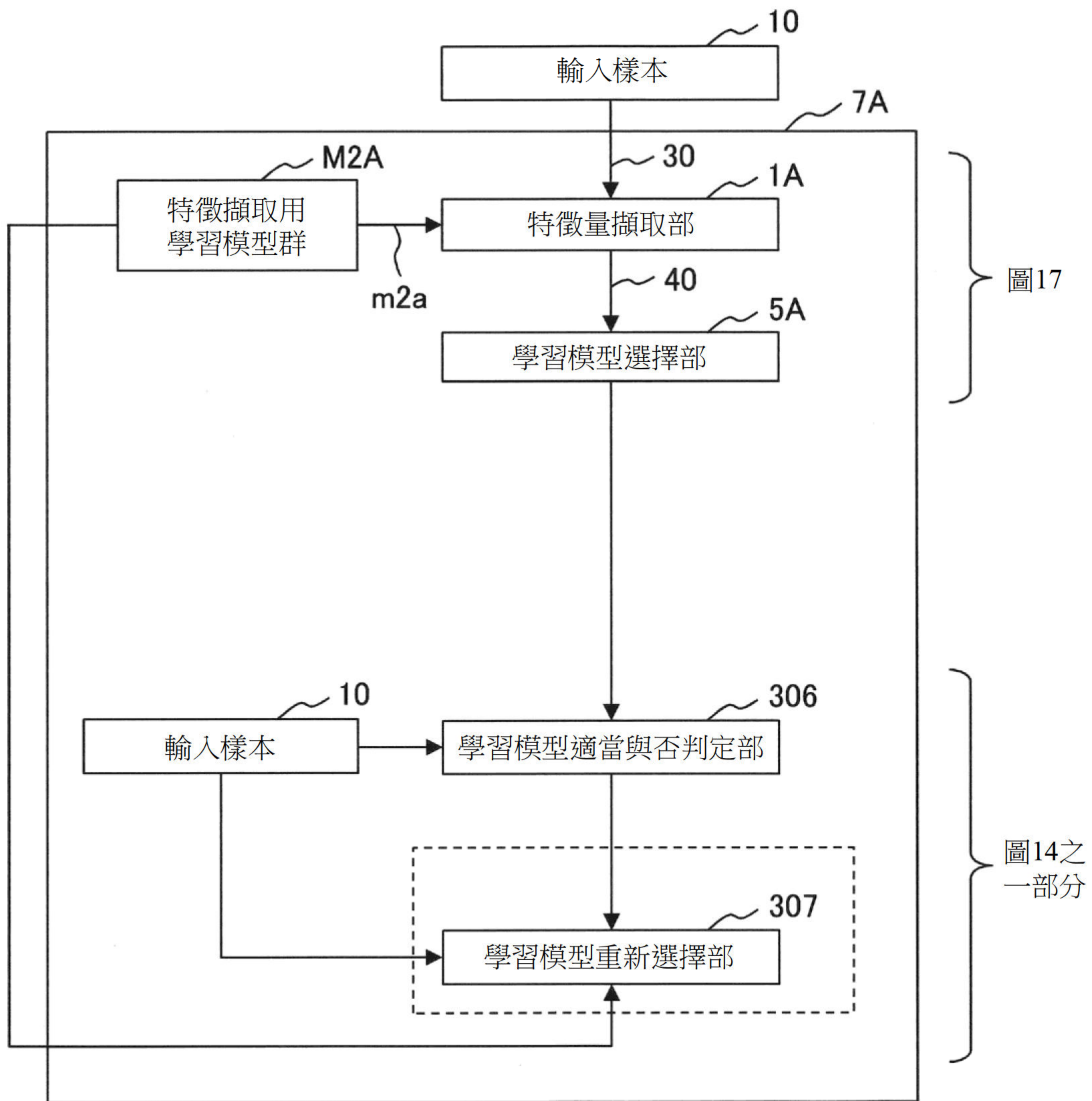
【圖18】



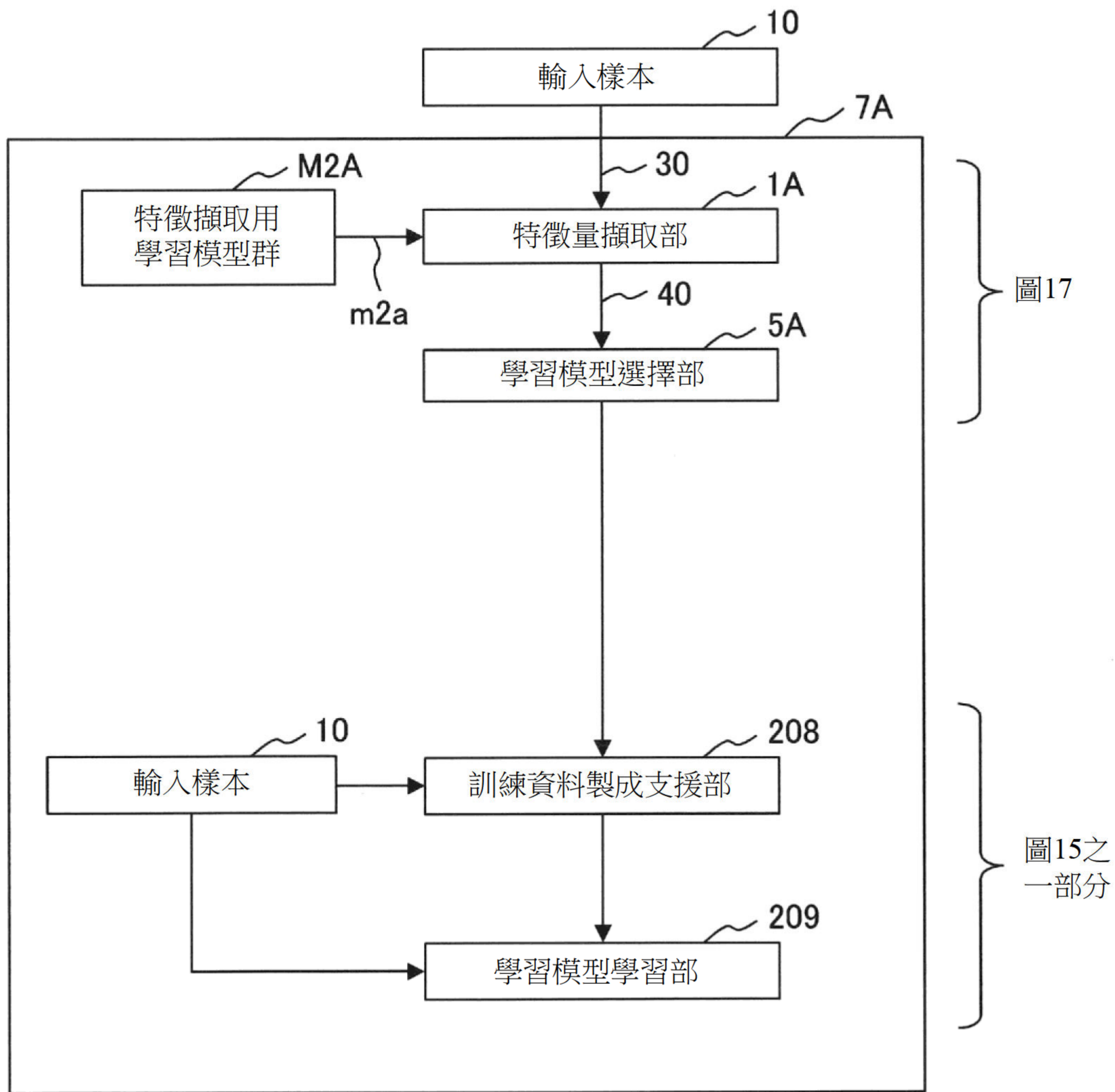
【圖19】



【圖20】



【圖21】



【圖22】