



(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 I757774 B

(45)公告日：中華民國 111 (2022) 年 03 月 11 日

(21)申請案號：109121601 (22)申請日：中華民國 109 (2020) 年 06 月 24 日

(51)Int. Cl. : **G06N3/08 (2006.01)** **G06N20/00 (2019.01)**
G06F30/27 (2020.01) **G06F119/14 (2020.01)**

(30)優先權：2019/06/24 美國 62/865,670

(71)申請人：麻省理工學院(美國) MASSACHUSETTS INSTITUTE OF TECHNOLOGY (US)
 美國
 南洋理工大學(新加坡) NANYANG TECHNOLOGICAL UNIVERSITY (SG)
 新加坡
 布朗大學(美國) BROWN UNIVERSITY (US)
 美國

(72)發明人：陸路 LU, LU (CN)；道明 DAO, MING (US)；蘇雷什 蘇布拉 SURESH, SUBRA
 (US)；卡尼亞達基斯 喬治 KARNIADAKIS, GEORGE E. (US)

(74)代理人：吳豐任；戴俊彥；高銘良

(56)參考文獻：

TW	I588492	TW	201802726A
TW	201920944A	US	6134954A1
US	2003/0060987A1		

審查人員：馮耀嘉

申請專利範圍項數：76 項 圖式數：15 共 66 頁

(54)名稱

評估材料機械性質的機器學習技術

(57)摘要

一種基於一種或多種材料的壓痕參數來提取材料的一種或多種機械性質的方法和設備。方法包含：從材料上的一個或多個儀器，透過壓痕測試，接收荷載-位移數據；至少一個電腦處理器，依據至少一部分所接收的荷載-位移數據，決定材料的壓痕參數；提供材料的壓痕參數作為神經網路的輸入；依據訓練後的神經網路的輸出，決定材料的一種或多種機械性質；及對電腦系統之用戶，顯示所決定的材料的一種或多種機械性質的指標。

A method and apparatus for extracting one or more mechanical properties for a material based on one or more indentation parameters for the material. The method comprises receiving load-displacement data from one or more instrumented indentation tests on the material, determining, by at least one computer processor, the indentation parameters for the material based, at least in part, on the received load-displacement data, providing as input to a trained neural network, the indentation parameters for the material, determining, based on an output of the trained neural network, the one or more mechanical properties of the material, and displaying an indication of the determined one or more mechanical properties of the material to a user of the computer system.

指定代表圖：

符號簡單說明：

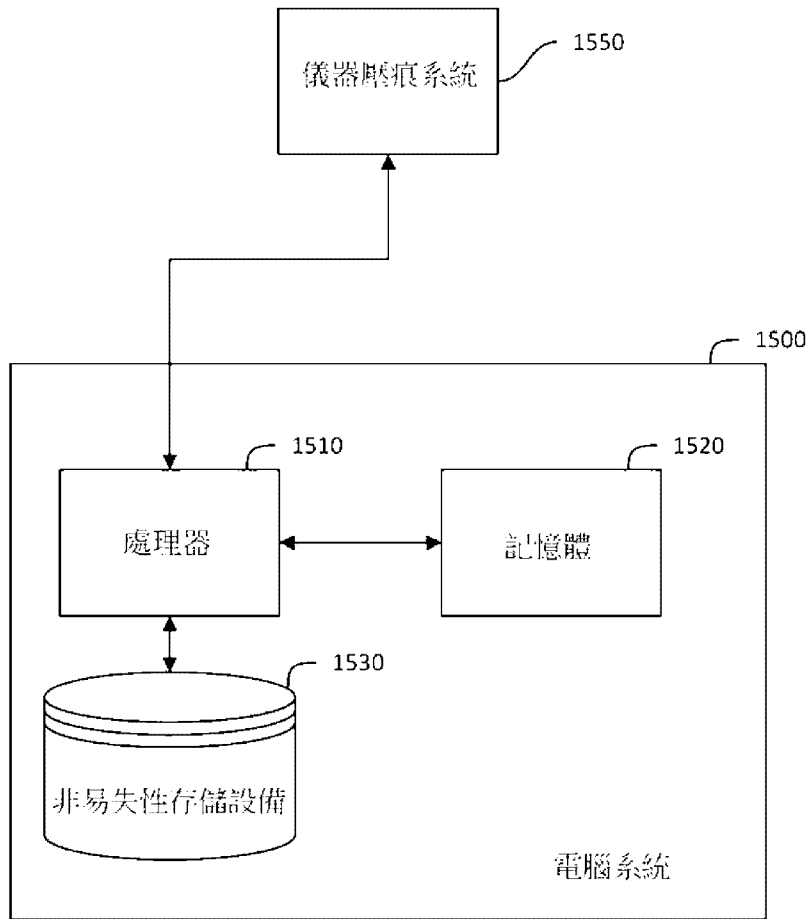
1500:電腦系統

1550:儀器壓痕系統

1510:處理器

1520:記憶體

1530:非易失性存儲設備



第15圖



I757774

【發明摘要】

公告本

【中文發明名稱】 評估材料機械性質的機器學習技術

【英文發明名稱】 MACHINE LEARNING TECHNIQUES FOR ESTIMATING
MECHANICAL PROPERTIES OF MATERIALS

【中文】

一種基於一種或多種材料的壓痕參數來提取材料的一種或多種機械性質的方法和設備。方法包含：從材料上的一個或多個儀器，透過壓痕測試，接收荷載-位移數據；至少一個電腦處理器，依據至少一部分所接收的荷載-位移數據，決定材料的壓痕參數；提供材料的壓痕參數作為神經網路的輸入；依據訓練後的神經網路的輸出，決定材料的一種或多種機械性質；及對電腦系統之用戶，顯示所決定的材料的一種或多種機械性質的指標。

【英文】

A method and apparatus for extracting one or more mechanical properties for a material based on one or more indentation parameters for the material. The method comprises receiving load-displacement data from one or more instrumented indentation tests on the material, determining, by at least one computer processor, the indentation parameters for the material based, at least in part, on the received load-displacement data, providing as input to a trained neural network, the indentation parameters for the material, determining, based on an output of the trained neural network, the one or more mechanical properties of the material, and displaying an indication of the determined one or more mechanical properties of the material to a user of the computer system.

第 1 頁，共 2 頁(發明摘要)

【指定代表圖】第(15)圖。

【代表圖之符號簡單說明】

1500:電腦系統

1550:儀器壓痕系統

1510:處理器

1520:記憶體

1530:非易失性存儲設備

【特徵化學式】

無

【發明說明書】

【中文發明名稱】 評估材料機械性質的機器學習技術

【英文發明名稱】 MACHINE LEARNING TECHNIQUES FOR ESTIMATING MECHANICAL PROPERTIES OF MATERIALS

【技術領域】

【0001】 本發明描述一種電腦系統以及訓練神經網路的方法，尤指一種支援評估材料機械性質的機器學習技術的電腦系統以及訓練神經網路的方法。

【先前技術】

【0002】 硬度（H）長期以來一直用於估算材料強度（ σ_y ）。儘管 $H \approx 3\sigma_y$ 是廣泛使用的硬度-強度關係（其中H是維氏硬度或Berkovich硬度），然而僅被視為近似值。在過去幾十年來的實驗中，儀器壓痕一直是實驗和理論研究的主題，尤其是在壓痕及壓痕過程中，系統會不斷記錄材料表面的穿透深度（h）和壓頭的相應加載力（P）。尺寸分析和縮放功能也常被實驗採用，並且，顯性的通用縮放函數也已經建立，用於使用單個和多個尖銳的壓頭尖端幾何形狀，以從正切壓痕響應中提取彈塑性材料屬性，來解決正向和反向壓痕問題。另外，由球形壓痕荷載-位移曲線中，提取彈塑性特性，以及量化殘餘應力的影響，也是目前努力的方向。

【發明內容】

【0003】 在加載和/或卸載過程中，連續記錄材料在材料表面的穿透深度和壓頭尖端的相應加載力的儀器化壓痕，已成為評估材料性質的重要工程工具。並

第 1 頁，共 35 頁(發明說明書)

且，解決反向壓痕問題（例如，基於從一個或多個壓痕實驗決定之測定的荷載-位移曲線以估算材料的機械性質）能夠從給定的壓痕數據中，提取彈塑性性質。反向壓痕問題容易發生於靈敏度高，壓痕曲線特性的實驗誤差小之情況，尤其是僅使用單一個壓頭尖端幾何形狀進行實驗時容易出現。並且，從壓痕響應中，提取彈塑性特性的高靈敏度與反壓痕問題的特定功能關係為非線性。因此，發明人也已經意識到，在解決用於獲得彈塑性特性的壓痕逆問題中，仍然非常需要顯著提高精度，並降低靈敏度。也因如此，本發明一些實施例涉及使用機器學習（ML）技術，包含多保真方法，以明顯提高壓痕反分析的準確性和可預測性。如後文更詳細地討論，本發明一些實施例涉及使用以下基於ML的一種或多種技術來解決單、雙和多壓痕之反向問題。

【0004】 一些實施例將針對實現以下一個或多個的多保真ML技術說明其功效，如下：

【0005】 1. 可大幅減少所需的高保真數據蒐集數量，以達到相同或更高的精確度；

【0006】 2. 可利用先前建立的方程式及/或物理定律來提高準確性；及

【0007】 3. 整合模擬數據和實驗數據以進行訓練，並明顯減少與材料及/或實驗設置相關的系統誤差。

【0008】 在一實施例中描述一種電腦系統，用於訓練神經網路，以從材料的壓痕參數中提取材料的一個或多個機械性質。電腦系統包含至少一個電腦處理器及至少一種用指令編碼的非暫時性電腦可讀介質。當被至少一個電腦處理器執行時，所用的執行方法包含提供材料的壓痕參數作該神經網路的輸入，訓練神經網路以將輸入的壓痕參數映射到材料的一種或多種機械性質，及將訓練後的神經網路存儲在至少一種非暫時性電腦可讀介質上。

【0009】 在一方面，神經網路包含用以接收輸入的低保真度壓痕參數的第一

部分、用以接收輸入的高保真度壓痕參數的第二部分、以及用以對第一部分的一個或多個輸出部分，或是第二部分的一個或多個輸出部分進行整合的整合部分。

【0010】 在另一方面，訓練神經網路包含基於低保真度壓痕參數來訓練神經網路的第一部分，以及基於高保真度壓痕參數來訓練神經網路的該第二部分。

【0011】 在另一方面，神經網路包含使用卷積及/或遞歸程序，以整合高保真度壓痕參數和低保真度壓痕參數。

【0012】 在另一方面，用於訓練神經網路的第一部分的高保真壓痕參數中的基準數，小於用於訓練神經網路的第二部分的低保真壓痕參數中的基準數。

【0013】 在另一方面，高保真壓痕參數包含根據一個或多個經由模擬而決定的第一壓痕參數，及根據對材料的一個或多個壓痕測試而決定的第二壓痕參數。

【0014】 在另一方面，訓練神經網路包含訓練神經網路，以通過使用從對材料的一個或多個壓痕測試所決定的數據來確定至少一個高保真壓痕參數，以減少至少一個系統誤差。

【0015】 在另一方面，低保真度壓痕參數包含使用一種或多種模擬所決定的壓痕參數。

【0016】 在另一方面，電腦系統所用所用的執行方法包含：使用基線訓練過程，對神經網路的第一部分及/或第二部分進行預先訓練，且訓練神經網路以將輸入的壓痕參數映射到材料的一種或多種機械性質包含，僅對神經網路的第二部分進行高保真壓痕參數的訓練。

【0017】 在另一方面，神經網路包含具有至少三個保真度級別的訓練數據之卷積、遞歸、線性及/或非線性積分。

【0018】 在另一方面，壓痕參數包含用於多個壓頭幾何形狀的壓痕參數。

【0019】 在另一方面，該些壓頭幾何形狀具有不同的半夾頂角。

- 【0020】 在另一方面，該些壓頭幾何形狀包含多個壓頭形狀。
- 【0021】 在另一方面，一種或多種機械性質包含被降低的一楊氏模數，一降伏點強度及/或一應變硬化參數。
- 【0022】 在另一方面，一種或多種機械性質包含降低的該楊氏模數，該降伏點強度及/或該應變硬化參數中的至少兩項。
- 【0023】 在另一方面，一個或多個機械性質包含一應力-應變曲線上的多個點。
- 【0024】 在另一方面，一個或多個機械性質另包含在不同塑性應變下的多個應變值。
- 【0025】 在另一方面，一個或多個壓痕參數包含從一壓痕曲線的一加載部分，該壓痕曲線的一卸載部分及/或該壓痕曲線的加載與卸載部分兩者中，所提取的一個或多個壓痕參數。
- 【0026】 在另一方面，一個或多個壓痕參數包含加載曲率，初始卸載斜率和塑性功比中的至少之一者。
- 【0027】 在另一方面，一個或多個壓痕參數包含加載曲率，初始卸載斜率及塑性功比。
- 【0028】 在另一方面，電腦系統之執行方法包含接收材料的荷載-位移數據，以及從接收到的荷載-位移數據中，決定一個或多個壓痕參數。
- 【0029】 在另一方面，訓練神經網路包含使用具有多於兩個級別保真度的訓練數據來訓練神經網路。
- 【0030】 在另一方面，神經網路包含N個部分，其中N大於2，且N個部分中的每一個部分用以接收具有不同保真度的輸入的壓痕參數，以及至少一個整合部分，用以將N個部分的一個或多個輸出整合。
- 【0031】 在另一方面，電腦系統之訓練神經網路包含使用具有相對應之保真

度的壓痕參數，來訓練該神經網路的N個部分。

【0032】 在另一實施例中描述一種電腦系統，用於依據一種或多種材料的壓痕參數提取材料的一種或多種機械性質，電腦系統包含至少一個電腦處理器及至少一種用指令編碼的非暫時性電腦可讀介質。當被至少一個電腦處理器執行時，所用的執行方法包含從一種或多種材料的壓痕測試中，接收荷載-位移數據，至少依據一部分所接收的荷載-位移數據，決定材料的壓痕參數，提供材料的壓痕參數，以作為訓練神經網路的輸入，依據訓練後的神經網路的輸出，決定材料的一種或多種機械性質，以及對電腦系統之用戶，顯示所決定的材料的一種或多種機械性質的指標。

【0033】 在另一方面，訓練後的神經網路係利用高保真壓痕參數和低保真壓痕參數進行訓練。

【0034】 在另一方面，所接收的荷載-位移數據包含利用具有不同壓頭幾何形狀的儀器，進行壓痕測試的荷載-位移數據。

【0035】 在另一方面，電腦系統之不同壓頭幾何形狀的儀器具有不同的半夾頂角。

【0036】 在另一方面，電腦系統之不同的壓頭幾何形狀包含不同的壓頭形狀。

【0037】 在另一方面，電腦系統之一種或多種機械性質包含被降低的楊氏模數，降伏點強度及/或應變硬化參數。

【0038】 在另一方面，電腦系統之一種或多種機械性質包含降低的楊氏模數，降伏點強度及/或應變硬化參數中的至少兩項。

【0039】 在另一方面，電腦系統之一個或多個機械性質包含應力-應變曲線上的多個點。

【0040】 在另一方面，一個或多個機械性質另包含在不同塑性應變下的多個應變值。

【0041】 在另一方面，一個或多個壓痕參數包含從壓痕曲線的加載部分，壓痕曲線的卸載部分及/或壓痕曲線的加載與卸載部分兩者中，所提取的一個或多個壓痕參數。

【0042】 在另一方面，一個或多個壓痕參數包含加載曲率，初始卸載斜率和塑性功比中的至少之一者。

【0043】 在另一方面，材料包含3D列印材料。

【0044】 在另一方面，電腦系統另包含儀器壓痕系統，用以對材料執行一種或多種儀器壓痕測試，以產生荷載-位移數據。

【0045】 在另一方面，儀器壓痕系統包含機械臂。

【0046】 在另一方面，所接收的荷載-位移數據包含一個或多個荷載-位移曲線，且壓痕參數包含由一個或多個荷載-位移曲線所推導的值。

【0047】 在另一實施例中描述一種訓練神經網路，以從一材料的壓痕參數提取該材料的一個或多個機械性質的方法材料的一個或多個機械性質的方法。方法包含提供材料的壓痕參數，以作為神經網路的輸入，使用至少一個電腦處理器訓練神經網路，以將輸入的壓痕參數映射到材料的一種或多種機械性質，以及將訓練後的神經網路存儲在至少一種非暫時性電腦可讀介質上。

【0048】 在另一實施例中描述一種依據一種或多種材料的壓痕參數提取材料的一種或多種機械性質的方法。方法包含從一種或多種材料的壓痕測試中，接收荷載-位移數據，至少一個電腦處理器利用至少依據一部分所接收的荷載-位移數據，決定材料的壓痕參數，提供材料的壓痕參數，以作訓練神經網路的輸入，依據訓練後的神經網路的輸出，決定材料的一種或多種機械性質，以及對電腦系統之用戶，顯示所決定的材料的一種或多種機械性質的指標。

【0049】 應當理解的是，前述概念及後文更詳細討論的附加概念中，所有的技術組合(概念非互相矛盾)都屬於本發明所揭露的範疇。並且，本發明所保護的

專利範圍項次以及主題之所有組合也都屬於本發明所揭露的範疇。

【圖式簡單說明】

【0050】

本發明的附圖並非按照比例繪製。在以下的附圖中，相同或幾乎相同的組件將用數字來表示。為了描述簡化，每一個附圖中並非完全標記所有的組件，附圖說明如下：

第1A圖示出了本發明之實施例，經受急劇壓痕的彈塑性材料的荷載-位移響應的示意圖。

第1B圖示出了本發明之實施例，描述幕律材料的應力-應變響應的示意圖。

第2A圖示出了本發明之實施例，基於單一個壓痕數據決定材料特性的神經網路架構的示意圖。

第2B圖示出了本發明之實施例，基於多壓痕數據決定材料特性的神經網路架構的示意圖。

第2C圖示出了本發明之實施例，基於多保真度壓痕數據決定材料特性的神經網路架構的示意圖。

第2D圖示出了本發明之實施例，基於多保真度壓痕數據決定材料特性的通用神經網路架構的示意圖。

第3圖示出了本發明第2A圖所示的架構的訓練的神經網路之實施例中，關於低保真壓痕數據之結果的示意圖。

第4圖示出了本發明第2A圖所示的架構的訓練的神經網路之實施例中，關於高保真壓痕數據之結果的示意圖。

第5A圖及第5B圖示出了本發明第2B圖所示的架構的訓練的神經網路之實施例中，在機械特性 E^* 和 σ_y 的高保真壓痕數據之下的結果的示意圖。

第6A圖及第6B圖示出了本發明第2C圖所示的架構的訓練的神經網路之實施例中，在機械特性 E^* 和 σ_y 的高保真壓痕數據之下的結果的示意圖。

第7A圖及第7B圖示出了本發明第2C圖所示的架構的訓練的神經網路之實施例中，在機械特性 E^* 和 σ_y 的高保真壓痕數據之下的結果的示意圖。

第8圖示出了本發明之實施例，從由儀器壓痕系統執行的加載-卸載測試產生的負載-位移曲線的示意圖。

第9圖示出了根據一些實施例用於訓練神經網路以將測得的壓痕參數映射到材料的一種或多種機械性質的過程的流程圖。

第10圖示出了根據一些實施例用於使用經訓練的神經網路，以基於測量的壓痕參數來決定材料的一種或多種機械性質的過程的流程圖。

第11A圖及第11B圖描述了用於預測兩種不同鋁合金的不同材料特性（包含降伏強度和應力-應變曲線上的任何選擇的點）的平均百分比誤差（MAPE）之期望值的逆分析結果。

第12A圖及第12B圖描述了用於預測兩種不同鋁合金在應力-應變曲線上的任何選定數據點和硬化指數的反分析結果。

第13A圖、第13B圖及第13C圖描述了預測兩種3D列印合金的硬化指數的逆分析結果。

第14A圖及第14B圖描述了在允許通過轉移學習之下，用於預測兩種鋁的材料特性的逆分析結果。

第15圖描述了本發明之電腦系統之應用實施例的架構圖。

【實施方式】

【0051】 在最近的幾十年中，機器學習已經非常有效地用於各種應用層面中。深度學習（例如使用深度神經網路（DNN））的成效特別顯著。DNN已經被

用來進行了許多使用神經網路 (NN)，以解決計算力學中的正向和逆向問題。特別是經過訓練的NN，以從儀器壓痕數據中提取材料屬性。訓練NN通常會使用大量的數值模擬數據來執行。例如，依據有限元素所模擬的球形壓痕的荷載-位移曲線的數據點，可以建立以及訓練神經網路，以估計材料參數。

【0052】 第8圖示出了由尖銳的儀器化壓痕實驗，產生的典型負載-位移曲線的示例。如第8圖所示，負載-位移曲線包含當壓頭壓入材料時測量的加載部分810，以及當從材料中抽出壓頭時測量的卸載部分820。一些先前已訓練的NN可用於重現尖銳的納米壓痕荷載-位移曲線的荷載部分。而在一種實現方式中，可以使用NN的替代模型，以減少FEM圓錐壓痕模擬的次數，以提取材料特性。並且，除了使用NN的機器學習方法之外，機器學習方法也可以用於解決反壓痕問題。例如，可以使用貝葉斯類型分析(Bayesian-type analysis)從圓錐形壓痕，識別材料的塑性。而發明人也已經察覺，用於解決反壓痕問題的先前NN方法通常在實踐中難以使用。並且，其會涉及壓痕加載（及/或卸載）曲線，或有限元素模擬之廣泛迭代的模擬問題。也因如此，在表示工程材料機械性質的廣泛參數空間中，通常不會對使用方法進行系統測試。

【0053】 在此，除了將AI和ML演算法應用於圖像/視頻分析以及自然語言處理等之外，ML還用於解決各種工程問題，例如發現新材料和用於醫療保健。並且，機器學習方法，特別是深度學習的機器學習方法，通常需要大量的高保真數據來進行訓練。這可能會導致獲取數據的成本明顯增加，或者在電腦應用上難以實現。為了減少對大量高保真數據的需求，本發明的一些實施例可通過利用低保真且成本相對較低的數據，以及少量的高保真但較昂貴的數據來使用多保真建模以實現高準確度。在後文中，用於訓練神經網路以解決反壓痕問題的多保真度建模技術的細節，將逐一描述。

【0054】 第1 圖顯示了受到尖銳壓痕的彈塑性材料的典型力-位移(P-h)響應。

第9頁，共35頁(發明說明書)

尖頭壓頭的理論荷載響應，符合Kick's Law，

$$P = Ch^2 \quad (1),$$

【0055】 其中C是加載曲率。在最大深度 h_m 處，壓入荷載 P_m 造成了投影接觸面積 A_m 。因此，根據市售壓頭的標準，平均接觸壓力可定義為 $p_{ave} = \frac{P_m}{A_m}$ ，通常稱為壓痕材料的硬度。而卸載時，初始卸載斜率定義為 $\left. \frac{dP_u}{dh} \right|_{h_m}$ ，其中 P_u 是卸載力。

在完全卸載後，殘餘深度為 h_r 。裝載部分下面的面積對應的總功為 W_t 。卸載部分下方的面積對應恢復的彈性功為 W_e ；裝卸部分包圍的面積對應的殘餘塑性功為 $W_p = W_t - W_e$ 。

【0056】 第1B圖描述了幕律材料的典型應力-應變響應，適合用於許多工程材料的近似方法。彈性遵循Hooke's law，而塑性遵循von Mises yield criterion(屈服準則)和幕律硬化。真實應力和真實應變力具有以下關係式。

$$\sigma = \begin{cases} E\varepsilon, & \text{for } \sigma \leq \sigma_y \\ R\varepsilon^n, & \text{for } \sigma \geq \sigma_y \end{cases} \quad (2)$$

【0057】 其中E是楊氏模數(Young's modulus)，R是強度係數，n是應變硬化指數， y 是零偏移應變時的初始屈服應力，在本文中也稱為“屈服強度”。在塑性區域中，真實應變可以進一步分解為屈服應變和真實塑性應變： $\varepsilon = \varepsilon_y + \varepsilon_p$ 。為了屈服(yielding)的連續性，必須滿足以下條件。

$$\sigma_y = E\varepsilon_y = R\varepsilon_y^n \quad (3)$$

【0058】 因此，當 $\sigma > \sigma_y$ 時，方程式(2)至(3)可導出

$$\sigma = \sigma_y \left(1 + \frac{E}{\sigma_y} \varepsilon_p \right)^n \quad (4)$$

【0059】 在涉及壓頭與基板材料表面接觸的接觸力學中，將模量 E^* 減少，通常可用於簡化問題，定義為下。

$$E^* = \left[\frac{1-\nu^2}{E} + \frac{1-\nu_i^2}{E_i} \right]^{-1} \quad (5)$$

【0060】 其中E是基板材料的楊氏模量， ν 是其Poisson's ratio； E_i 是壓頭的楊氏模量， ν_i 是其Poisson's ratio。

【0061】 一般而言，前向建模技術允許針對給定的一組彈塑性特性，計算唯一的壓痕響應，而反向建模技術則可以從給定的一組壓痕數據中，提取彈塑性特性。於此，可以將代表塑性應變 ϵ_r 定義為應變水平。應變水平允許對特定幾何形狀之尖銳壓頭的壓痕荷載響應進行量化，並且與硬化指數 n 無關。在先前，使用維度分析來提取封閉形式通用函數的綜合框架已經被開發。並且，相對於不同的壓頭幾何形狀，可決定代表性塑性應變 ϵ_r 的值。應當理解的是， ϵ_r 還取決於其定義的精確程度。

【0062】 以前，通用的無量綱函數(universal dimensionless functions)是針對具有兩個壓頭尖端幾何形狀所造成之單個尖銳壓痕和雙/多個壓痕構造，以應用於產生正向和反向的建模技術。簡而言之，正向建模技術具有低靈敏度的強健性。而反向建模技術對提取彈塑性特性中的小實驗誤差更為敏感。並且，特別是對於解決單一個反壓痕問題時，即便將解集合或是參數設定在某些參數範圍內，也無法保證解集合或是參數設定必定唯一(可能非唯一解)。

【0063】 取代某些先前方法中，直接使用單一個壓痕曲線內的數據點來訓練NN，本發明所述的一些實施例，可以通過映射而建立的壓痕參數（例如加載曲率 C ，初始卸載斜率 $\left. \frac{dP_u}{dh} \right|_{h_m}$ ，塑性功比， W_p / W_t ）來訓練NN。上述的壓痕參數可視為NN的輸入。而NN的輸入也可為彈塑性材料參數，例如楊氏模數 E （或降模數 E^* ）。屈服強度，應力-應變曲線上的任何或所有數據點，硬化指數 n 等等之在公式(2)定義的參數...，可做為NN的輸出。以這種方式訓練NN隱含地利用物理的縮放定律（例如Kick定律）來簡化反問題並減少數據雜訊。

【0064】 在一些實施例中，本發明可使用有限圓錐形壓痕模型產生的數據，

及/或從先前之逆建模技術所估計的數據來訓練NN。並且，在本發明描述的示例中，還可附加執行有限元素模擬，以擷取更多的數據集合。

【0065】 為了解決單壓痕反問題，兩個完全連接(Fully-connected)的神經網路(NN)可以分別訓練，以表示從輸入參數 x_i (例如，荷載-位移參數($C, \frac{dP}{dh}, \frac{W_p}{W_t}$))到材料機械特性 y_i (例如 E^* 和 σ_y)的映射。第2A圖示出了根據一些實施例，用於解決單一個壓痕逆問題的神經網路架構。在一種實施方式中，NN的結構具有三層，每層有32個神經元。並且，選擇的連接層之間，節點的非線性啟動函數是縮放指數線性單位 (Scaled Exponential Linear Unit, SELU)。為避免過度擬合，實驗會使用強度為0.01的 L_2 正則化(Regularization)。並且，在訓練期間，最小化的損失函數稱為平均絕對百分比誤差 (Mean Absolute Percentage Error, MAPE)。並且，本發明也可使用Adam優化算法，以30000步的0.0001學習率，將NN進行優化。

【0066】 為了解決雙/多壓痕反問題，第2圖中所示的NN架構可以使用。在此結構中，可使用半角為70.3度的壓頭測量的荷載-位移參數($C, \frac{dP}{dh}, \frac{W_p}{W_t}$)，以及使用半角為50度的壓頭測量的荷載-位移參數 (用 C' 表示)，至於60度以及80度也可做為身經網路的輸入參數 x_i ，如圖所示。對於雙重/多重壓痕問題，可使用了與上述針對單一個壓痕問題相同的神經網路結構 (例如3層結構，每層32個神經元)，但學習率較大= 0.001。並且，對於單壓痕反問題和雙/多壓痕反問題，本發明僅將機械性質表示為神經網絡輸出 y_i 。然而，類似的神經網路架構也用於獲得測試材料的機械性質。舉例而言，在一些實施例中，本發明所描述的NN技術可以用於決定材料的任何合適的機械性質，包含但不限於與應力-應變曲線相關聯的任何或所有數據。

【0067】 為了解決多保真神經網路之反問題，第1圖中所示的NN體系結構可被設置為第2C圖所使用的架構。低保真度 y_L 是輸入為 x 之神經網路的輸出，並

且，高保真度 y_H 是 x 以及 y_L 的函數：

$$y_H(x) = w_1 y_L(x) + w_2 f(x, y_L(x)),$$

【0068】 其中 $f(x, y_L(x))$ 為線性方程式 f_{linear} 以及非線性方程式 $f_{nonlinear}$ 的
 權重和。

$$f(x, y_L(x)) = w_3 f_{linear}(x, y_L(x)) + w_4 f_{nonlinear}(x, y_L(x)).$$

【0069】 而低保真度與高保真度的關係式如下

$$y_H = y_L + \epsilon(\tanh \alpha_1 \cdot f_{linear}(x, y_L) + \tanh \alpha_2 \cdot f_{nonlinear}(x, y_L)), \quad (6)$$

【0070】 其中 $f_{linear}(x, y_L)$ 與 $f_{nonlinear}(x, y_L)$ 分別為 (x, y_L) 的線性方程式以及
 非線性方程式。 $\epsilon = \mathcal{O}(1)$ 是預先選擇的小正數。 α_1 及 α_2 是即將要被訓練的參
 數，其初始值為0。 y_L 這一項可以很明確地加入，原因為在兩個壓頭之間之殘餘
 項 $y_H - y_L$ 通常很小。因此，學習殘餘項 $y_H - y_L$ 比學習 y_H 要直接。於此，實施例
 中使用 $\epsilon = 0.1$ 。

【0071】 此外，第1圖中所示的多保真架構可以包含多個單元。第2C圖還可用
 於具有不同尖端幾何形狀的多個壓痕。並且，當具有不同保真度級別的數據集
 合同時存在時（亦即，除了簡單的低保真度和高保真度之外），系統也可以擴展
 多保真度體系之結構，以適當地利用這種複雜的多保真度數據集合，例如第2D
 圖所示的通用多保真架構。再者，上述的訓練方法都可用於提取除屈服強度（例
 如，硬化指數 n ）以外的塑性特性。

【0072】 第2D圖示出了本發明之通用多保真架構的實施例。考慮 N 個具有輸
 入 x 之增加保真度的模型 y_1, y_2, \dots, y_N 。 y_1 是 x 的函數： $y_1(x) = f_1(x)$ 。並且， y_k 可
 用遞迴的方式生成，如 $k = 2, \dots, N$ ， $y_k(x) = w_1 y_{k-1}(x) + w_2 f_k(x, y_{k-1}(x))$ ，其
 中 $f_k(x, y_{k-1}(x)) = w_3 f_{k,linear}(x, y_{k-1}(x)) + w_4 f_{k,nonlinear}(x, y_{k-1}(x))$ 成立。 f_1 是
 $f_{k,nonlinear}$ 的非線性部分，且可被神經網路選擇。同樣的方程式對於 f_k 以及 f_{k+1} 也
 可以適用。舉例而言，當數據集合 f_k 或是 f_{k+1} 非常小，或是當 y_k 以及 y_{k+1} 的

保真度較小的時候。

【0073】 舉例#1：由之前提及之方程式生成的數據（低保真度數據）和有限元素模擬數據（高保真度數據）產生的整合數據，可以改善ML的結果。

【0074】 多保真逼近方式也可以使用圓錐單壓痕數據，對具有 $n \leq 0.3$ 的材料進行測試。 $n \leq 0.3$ 的材料涵蓋了大多數工程金屬的材料之參數空間。許多低保真度數據集合是使用Dao M, Chollacoop N, Van Vliet KJ, Venkatesh TA, Suresh S Computational modeling of the forward and reverse problems in instrumented sharp indentation. Acta Materialia 2001; 49(19):3899-3918 (“Dao 2001”)這些文獻中所描述之公式生成的。而高保真數據集合是通過有限元素模擬所生成的，更詳細的細節於後文描述。

【0075】 舉例#2：為了解決3D壓痕問題（如使用Berkovich尖端），可以整合2D軸對稱有限元素數據集合（低保真度數據）和3D有限元素數據集合（高保真度數據），以改善ML結果。

【0076】 先前基於圓錐形壓痕有限元素結果的逆建模技術，可被用於獲得Vickers或Berkovich 3D壓痕問題的近似解。一些實施例整合了大量（例如100個）低成本2D軸對稱有限元素數據集合（低保真度數據）和有限個（例如十五個）較高成本的3D有限元素模擬數據集合（高保真度數據），以解決Berkovich反問題。借助多保真方法，本發明僅使用少量的高保真數據集合，即可達到非常好的精確度，如下所述。並且，本發明的多保真方法優於先前技術，亦即僅基於2D軸對稱有限元素數據方法。

【0077】 舉例#3：學習和糾正材料及/或設置特定的系統錯誤，包含一些實驗

第 14 頁，共 35 頁(發明說明書)

數據集合作為高保真數據集合的一部分，可以改善ML結果。

【0078】 對於在壓痕實驗方面具有豐富經驗的工程師，在執行逆分析時，特定材料（例如，對於冪律強化不能很好表示的材料）及/或特定設備（例如，非線性機器之兼容性）的系統誤差可能會被擴大。取代在面值上使用反分析結果（尤其是提取的塑性特性），通過壓痕獲得的這些結果更常用於對材料特性進行排序。並且，解決逆問題的高靈敏度只會使情況變得更糟。在本發明的一些實施例中，通過將一些實驗數據添加到高保真數據集合中，用於訓練NN，以進行多保真訓練的例子#2，至少部分地克服了這個問題，如上所述。具體而言，在本發明中，低成本2D軸對稱有限元素數據集合仍用作低保真度數據，而有限數量的3D Berkovich壓痕有限元素數據集合與部分實驗數據集合可一起用作高保真度數據。這種利用“混合”多保真度的技術以逼近高保真度的數據集合包含模擬數據以及實際的實驗數據。這些數據可用Berkovich indentation experiments from Al-6061, Al-7075 and a 3D-printed Ti alloy測試，並可大幅度地提升結果的精確度，細節將於後文說明。

【0079】 實驗結果

【0080】 利用ML以及NN的架構所得之結果示於第2A圖以及第2B圖。接著，描述了使用多保真方法的不同變型(例如，使用第2C圖和第2D圖所示的結構)之結果。在大多數情況下，本發明將結果與高保真有限元素之模擬數據進行比較，以評估NN的性能。另外，本發明也可使用由Al-6061，Al-7075和3D列印之鈦合金的Berkovich壓痕實驗數據集合，進行驗證以及性能評估。

【0081】 使用先前建立的方程式產生的數據訓練NN

【0082】 為了證明NN能夠表示輸入參數 x_i ($C, \frac{dP}{dh}, \frac{W_p}{W_t}$)與輸出彈塑性參數(例如

E^* 或是 σ_y)之間的相關性，本發明可根據Dao 2001建立的用於圓錐壓痕的公式，產生一個數據集合，並且使用這些數據集合的點，訓練NN，如第3圖所示。在第3圖中，310和312是虛線，表示應用Dao 2001中的方程估算期望值之絕對值百分比誤差 (MAPE)，實線314和316分別示出了神經網路在估計 E^* 和 σ_y 時相對於不同訓練數據集合大小的誤差。第3圖中的所有數據，對應假設實驗用一個圓錐形壓頭，其半夾角為70.3度。MAPE是使用通過有限元素方法 (finite element method, FEM) 模擬生成的高保真數據集合，所計算而得 (有關模型設置，請參見Dao 2001)。FEM的數據集合之大小可為100比，其中3點的 $n > 0.3$ ，且 $\sigma_y/E^* \geq 0.03$ 。而其中的反問題可能有非唯一解，因此就不存在了。如第3圖所示，本發明實施例中所提取 σ_y 的誤差 (~50%或更高) 比提取 E^* 的誤差 (~10%) 大得多，故顯示出反問題固有的高靈敏度，尤其是對於塑性更明顯。果然，僅使用Dao 2001中由方程式生成的數據進行訓練，即使有大量訓練數據點，訓練後的NN也比不上上述那些公式的性能。

【0083】 使用從高保真有限元素之模擬獲得的數據來訓練NN

【0084】 第4圖顯示了使用不同數量的圓錐壓痕有限元素所模擬之數據點 (高保真度數據)，來訓練NN，以從荷載-位移特性中提取機械參數 E^* 和 σ_y 的結果。上面提到之圓錐壓痕有限元素所模擬的數據已經在第3圖提及。410和412是虛線，表示應用Dao 2001中的方程估算期望值之絕對值百分比誤差 (MAPE)，實線414和416分別示出了神經網路在估計 E^* 和 σ_y 時相對於不同訓練數據集合大小的誤差。第4圖中的所有數據，對應假設實驗用一個圓錐形壓頭，其半夾角為70.3度。

【0085】 如圖所示，即使僅使用二十個高保真數據點訓練NN來提取 E^* ，訓練後的NN的性能，也比使用先前之Dao 2001中發表的技術更好。並且，若本發明

使用50個或更多數據點以提取 σ_y ，相較於直接通過有限元素之數據點模擬而建立的Dao 2001技術，其精確度會有巨幅的提升。以實驗結果而言，使用80個數據點訓練NN，在提取 E^* 的平均誤差改善至接近5%，故遠低於Dao 2001中的技術對應MAPE的8%。

【0086】 使用從多個壓頭幾何結構取得的有限元素數據來訓練NN

【0087】 第5A圖以及第5B圖分別示出了使用有限元素（高保真度）之數據，對 E^* 和 σ_y 進行NN訓練的結果。有限元素數據可使用具有不同尖端幾何形狀的2或4個壓頭（例如，使用第2B圖所示的NN架構）記錄。在實驗中，可使用100種不同的彈塑性參數組合進行圓錐有限元素模擬，以獲得單壓痕結果。點線510和點虛線512分別示出直接應用Dao 2001中的單壓痕公式和Chollacoop N, Dao M, Suresh S, Depth-sensing instrumented indentation with dual sharp indenters. Acta Materialia 2003; 51(13):3713-3729 (“Chollacoop 2003”)，中的雙壓痕公式的平均誤差。實線514和實線516分別示出了2個壓頭和4個壓頭相對於不同訓練數據集合大小的誤差。實驗使用了帶有70.3度和60度的半夾角的圓錐形尖端，以取得2英寸數據，以及使用帶有70.3度，50度，60度和80度半夾角的錐形尖端，以取得4英寸數據。

【0088】 如第4圖所示，對於2個壓頭（實線514）和4個壓頭（實線516）之訓練後的NN，比在單一個壓頭數據上訓練的NN表現更好。第5A圖以及第5B圖描述了多種壓頭幾何形狀，可提高機械性質估算的準確性。當訓練數據大小夠大的時候(例如 $E^* \geq 20$ ，對於2個壓頭的 $\sigma_y \geq 60$ 和對於對於4個壓頭的 $\sigma_y \geq 90$)，受過訓練的NN會開始優於Chollacoop 2003年建立的雙重壓痕技術。

【0089】 對於訓練後的2個壓頭之NN， E^* 的平均誤差可達到趨近於2%的精確度。這比使用常規擬合函數在Dao 2001和Chollacoop 2003中獲得的精確度要好。

對於訓練後的4壓頭之NN， E^* 的平均誤差 $<2\%$ ，而 σ_y 的平均誤差 $<7\%$ 。注意，對於傳統的演算法而言，利用“冗餘”訊息來求解未知的變量並不容易。而在2或4壓頭之訓練NN的情況下，本發明可以使用更多的輸入變量來增加精確度。

【0090】 使用多保真ML方法改善逆分析結果

【0091】 舉例#1：整合先前建立方程式所生成的數據（低保真度數據）以及有限元素模擬數據（高保真度數據），以改善ML結果。

【0092】 在此示例中，僅使用具有 $n \leq 0.3$ 的材料，並使用圓錐形單壓痕數據測試了上述多保真度方法。這個材料設定涵蓋了大多數工程金屬的材料參數空間，結果如第6A和6B圖所示。通過使用Dao 2001中建立的方程式，將低成本之低保真度數據與有限數量的高保真度FEM數據整合在一起，以提取 E^* （第6A圖）和 σ_y （第6B圖）來訓練NN。並且，低保真度數據使用從Dao 2001中的公式，決定的10,000個數據點（用於提取 E^* ），或是決定100,000個數據點（用於提取 σ_y ）。高保真度數據來自有限元素的模擬。在第6A圖及第6B圖中，在第6A圖以及第6B圖的數據中，測試假定為使用一個錐形壓頭，尖端具有半夾角為70.3度。

【0093】 通過使用多保真方法（實線614），與僅使用低保真數據（虛線610）或僅使用高保真數據（實線612）相比：(i) 獲得了更高的準確性，並且(ii) 明顯減少了實現高精確度所需的高保真數據點之數量。例如，與先前描述之函數擬合技術相比，本發明僅需要十個高保真度數據點，在解析 E^* 即可達到5%的平均誤差。並且，與之前在Dao 2001中描述的函數擬合技術相比，本發明僅需40個高保真度數據即可達到更高的提取 σ_y 的精確度。

【0094】 舉例#2：為了解決3D壓痕問題（例如使用Berkovich尖端），本發明可整合2D軸對稱有限元素數據集合（低保真度）以及3D有限元素數據集合（高

第 18 頁，共 35 頁(發明說明書)

保真度)，以改善ML結果。

【0095】 第7A圖以及第7B圖示出了多保真度NN的訓練結果，為通過將2D軸對稱FEM模擬結果（低保真度數據），與3D FEM模擬數據（高保真度數據）進行整合，以提取機械性質 E^* （第7A圖）以及 σ_y （第7B圖）。低保真度數據包含具有不同彈塑性參數的97個軸對稱的FEM模擬。上述圖中的所有數據均使用3D的Berkovich壓頭進行了模擬。

【0096】 儘管具有30.3度半夾角的圓錐形壓痕有限元素結果可視對3D Berkovich或Vickers尖端為一種良好的近似，但由於反問題固有的高靈敏度，這種方式仍然可能產生嚴重誤差，特別是在提取塑性時更為明顯，如第7A圖及第7B圖所示。在使用多保真方法時，本發明可使用少量高保真數據點即可獲得更好的結果。並且，多保真方法優於基於果的先前提出之二維軸對稱有限元素的演算法。

【0097】 舉例#3：為了學習和糾正材料及/或設置特定相關的系統錯誤，包含一些實驗數據集合可作為高保真數據集合的一部分，以改善ML結果。

【0098】 在本實施例中，使用鋁合金Al6061（表1）和Al7075（表2）的兩個壓痕實驗數據集合，測試了上面針對Berkovich壓頭尖端的舉例#2所獲得的訓練後的NN。壓痕數據集合與Dao 2001中使用的壓痕數據集合相同，但根據其定義，存取 $\left. \frac{dP_u}{dh} \right|_{h_m}$ 的方式略有不同。實驗結果比使用先前Dao 2001提出的方程式要好。

表1和表2所示的兩組結果似乎都有系統誤差，尤其是對於 σ_y 。

	NN			
	E^* (GPa)	%err E^*	σ_y (MPa)	%err σ_y
Test 1	70.7	0.66%	340	19.73%
Test 2	72.1	3.17%	362	27.34%
Test 3	70.1	-0.12%	338	18.93%
Test 4	68.3	-2.66%	298	5.09%
Test 5	69.9	-0.17%	309	8.69%
Test 6	67.2	-0.62%	295	3.74%
Ave	69.8	1.90%	324	13.92%
Std	1.83		27	
Std/X	2.61%		9.46%	

【0099】 表1，使用經過訓練的NN，通過多保真方法對Al6061進行反分析結果。尖端的幾何形狀為Berkovich。計算的平均計算為絕對值。

	NN			
	E^* (GPa)	%err E^*	σ_y (MPa)	%err σ_y
Test 1	71.8	-2.13%	321	-35.72%
Test 2	71.0	-3.27%	317	-36.70%
Test 3	72.1	-1.74%	323	-35.37%
Test 4	73.7	0.43%	339	-32.29%
Test 5	75.1	2.69%	350	-30.02%
Test 6	74.3	1.20%	347	-30.62%
Ave	73.1	1.91%	333	33.45%
Std	1.67		11	
Std/X	2.27%		2.85%	

【0100】 表2，通過多保真方法，使用已經訓練的NN，對Al7075進行反分析結果。尖端的幾何形狀為Berkovich。計算的平均計算為絕對值。

【0101】 在一些實施例中，通過在以上在多保真度實驗方法舉例#2中描述的NN訓練過程中，隨機地選擇三個實驗數據點作為添加的高保真度數據，再使用ML來學習和減少在結果中所觀察到的系統錯誤。具體而言，低成本2D軸對稱有限元素數據集合仍視為低保真度數據，然而有限數量的3D Berkovich壓痕有限元素數據與三個附加實驗數據點可以一起視為用於訓練多保真NN的高保真度數

據。利用這種方法，總共有二十種唯一組合：對於所有二十組Al6061的結果， E^* 的組合誤差為2.44 +/- 0.80%， σ_y 的組合誤差為3.61 +/- 3.42%；對於所有二十組的Al7075結果， E^* 的組合誤差為3.51 +/- 2.37%， σ_y 的組合誤差為3.89 +/- 2.38%。表3和表4分別顯示了使用此方法對Al6061和Al7075進行的三個單獨測試的結果。由結果而言，本發明的方法可以使 σ_y 明顯提高準確性。

	E^* (GPa)	%err E^*	σ_y (MPa)	%err σ_y
Test 2	71.9	2.12%	301	7.21%
Test 1	68.7	-2.20%	273	-3.82%
Test 6	67.0	-1.51%	267	-5.85%
Ave	69.2	3.04%	282	5.62%
Std	2.18		20	
Std/X	3.53%		7.03%	

【0102】 表3顯示了經過訓練的NN，通過“混合”多保真方法對Al6061進行的反分析結果。尖端的幾何形狀為Berkovich。計算的平均計算為絕對值。

	E^* (GPa)	%err E^*	σ_y (MPa)	%err σ_y
Test 1	72.0	-1.95%	488	-2.32%
Test 3	75.1	2.31%	506	1.18%
Test 5	71.7	-2.34%	485	-3.01%
Ave	72.9	2.20%	493	2.17%
Std	1.89		11	
Std/X	2.58%		2.24%	

【0103】 表4顯示了經過訓練的NN，通過“混合”多保真方法對Al7075進行的反分析結果。尖端的幾何形狀為Berkovich。計算的平均計算為絕對值。

【0104】 本發明之實施例還對3D列印用的Ti-6Al-4V合金進行的兩組實驗，以測試本文所述的ML方法和NN技術。對於在Ti-6Al-4V B3067表面上形成的壓痕，表5顯示了從原始壓痕數據中，提取的P-h曲線特徵。表6顯示了使用表5中的壓痕Ph曲線特徵，使用Dao 2001中的方程式（表6（a））以及通過多保真方法（表6（b））所訓練的NN（例子#2）之逆分析結果。）。在上述兩種情況下，尖端的幾何形狀均具有Berkovich幾何形狀。計算的平均計算為絕對值。上述兩種方法在估計 E^* 時均具有約20%的精確度，但在估計 σ_y 時存在很高的誤差，平均誤差

分別為137%和96%。以結果而言，經過訓練的NN之輸出結果在估計 E^* 和 σ_y 時確實呈現出較小的標準偏差，並且，在估計 σ_y 方面具有更好的性能。

B3067	C (GPa)	dP/dh (kN/m)	Wp/Wt	h_m (μm)	P_m (N)
Test 1	129.376	205.53	0.727352	0.263752	0.009
Test 2	144.354	201.097	0.715369	0.249694	0.009
Test 3	133.248	201.712	0.737831	0.259891	0.009
Test 4	127.094	208.297	0.738523	0.26611	0.009
Test 5	129.878	210.01	0.731975	0.263242	0.009
Test 6	132.799	199.346	0.736772	0.260331	0.009
Test 7	126.814	212.563	0.736888	0.266403	0.009
Test 8	137.354	211.219	0.732194	0.255978	0.009
Test 9	130.028	201.245	0.735786	0.26309	0.009

【0105】 表5表示了從3D列印的Ti-6Al-4V合金 (B3067) 的一組原始壓痕曲線中，提取的壓痕特性。

(a)					(b)				
B3067	E^* (GPa)	err %	σ_y (MPa)	err %	B3067	E^* (GPa)	err %	σ_y (MPa)	err %
Test 1	132	20.62%	2487	121.81%	Test 1	129	17.72%	2141	90.95%
Test 2	133	21.30%	3062	173.13%	Test 2	135	23.08%	2442	117.83%
Test 3	122	11.10%	2849	154.16%	Test 3	130	18.58%	2251	100.84%
Test 4	129	18.12%	2449	118.50%	Test 4	129	17.86%	2091	86.56%
Test 5	135	23.50%	2454	118.94%	Test 5	131	19.83%	2116	88.72%
Test 6	120	9.01%	2887	157.56%	Test 6	129	17.43%	2264	102.00%
Test 7	136	23.88%	2344	109.08%	Test 7	131	19.22%	2048	82.72%
Test 8	137	24.81%	2701	140.92%	Test 8	136	24.31%	2230	98.96%
Test 9	122	11.57%	2700	140.84%	Test 9	128	16.77%	2203	96.48%
Ave	130	18.21%	2659	137.22%	Ave	131	19.42%	2198	96.12%
Std	6.3		228		Std	2.7		111	
Std/X	5%		9%		Std/X	2%		5%	

【0106】 表6使用來自表5的輸入數據，對3D列印的Ti-6Al-4V合金 (B3067) 使用 (a) Dao 2001中的方程式，以及 (b) 通過多保真方法訓練的NN，以進行反分析的結果。尖端的幾何形狀為Berkovich。計算的平均計算為絕對值。

【0107】 表7示出了在用估計的壓頭尖端半徑為 $0.5\mu\text{m}$ 校正原始壓痕數據之後，獲得的P-h曲線特性。表8表示了使用經過訓練的NN進行的反分析結果 (多保真度例子#2)，其中Berkovich尖端具有表7的輸入數據。如圖所示，適當校正的尖端半徑，可以減少提取 E^* 和 σ_y 的誤差。

B3067	C (GPa)	dP/dh (kN/m)	Wp/Wt	h_m (μm)	P_m (N)
Test 1	95.9243	205.53	0.727352	0.306308	0.009
Test 2	102.87	201.097	0.715367	0.295786	0.009
Test 3	96.4741	201.712	0.737829	0.305434	0.009
Test 4	94.3045	208.297	0.738523	0.308928	0.009
Test 5	95.6925	210.01	0.731974	0.306679	0.009
Test 6	98.4949	199.346	0.736771	0.302285	0.009
Test 7	93.4397	212.563	0.736889	0.310354	0.009
Test 8	99.3014	211.219	0.732193	0.301055	0.009
Test 9	96.785	201.245	0.735786	0.304943	0.009

【0108】 表7描述了，在尖端半徑被校正後，從3D列印的Ti-6Al-4V合金 (B3067) 的一組壓痕曲線中，提取的壓痕特性。

B3067	E^* (GPa)	err %	σ_y (MPa)	err %
Test 1	103	6.30%	1516	35.20%
Test 2	106	3.76%	1559	39.08%
Test 3	104	5.51%	1609	43.54%
Test 4	104	5.45%	1503	34.09%
Test 5	104	4.93%	1497	33.52%
Test 6	104	4.83%	1650	47.20%
Test 7	104	5.32%	1429	27.48%
Test 8	107	2.23%	1561	39.22%
Test 9	103	5.64%	1608	43.41%
Ave	104	4.89%	1548	38.08%
Std	1.3		65	
Std/X	1%		4%	

【0109】 表8使用來自表7的輸入數據，對3D列印的Ti-6Al-4V合金 (B3067) 進行反分析的結果，並使用經過訓練的NN，以通過多保真方法進行。尖端的幾何形狀為Berkovich。計算的平均計算為絕對值。

【0110】 要注意的是，表6中所示的結果，似乎具有估計 E^* 和 σ_y 的系統偏差。表8中的結果，似乎具有估計 σ_y 的系統偏差。在一些實施例中，如以上之多保真度例子#2中所描述的NN訓練過程，可利用從9個實驗數據點中隨機選出3個，作為添加的高保真度數據，並使用ML來學習以減少引發的系統誤差。具體來說，本發明可將低成本2D軸對稱有限元素數據集合用作低保真度數據輸入，並將有限數量的3D Berkovich壓痕有限元素數據與三個附加實驗數據點，一起用作高保真度數據輸入。第2C圖所示的保真度之NN架構，共有84種獨特組合，用於隨機

選擇三個實驗數據點，以做為包含在高保真數據輸入中。並且，當將表5中的數據作為輸入（不進行尖端半徑校正）時，對於所有84組3D列印的Ti-6Al-4V B3067結果，提取 E^* 的組合誤差為6.8 +/- 1.8%，提取 σ_y 的列印為5.9 +/- 2.8%。然而，以表7中的數據為輸入（使用半徑校正），對於所有84組3D列印的Ti-6Al-4V B3067結果，提取 E^* 的組合誤差為1.4 +/- 0.4%，並且提取 σ_y 的組合誤差為6.0 +/- 2.4%。換句話說，在每一種情況下，通過本發明之“混合”多保真方法，在提取 E^* 和 σ_y 方面均獲得了明顯改善。並且，“混合”的多保真度方法也可以從尖端半徑和其他系統偏差中學習，並校正誤差。

【0111】 對於在Ti-6Al-4V B3090表面上進行的壓痕，表9中顯示了P-h曲線特性，此數據是在用估計的壓頭尖端，以半徑為0.5 μm 校正原始數據後獲得的。表10描述了使用上述獲得的經過訓練的NN，進行的反分析結果（舉例#2），其中Berkovich壓頭尖端的幾何形狀，對應於自表9的輸入數據。 σ_y 的結果具有系統偏差。對於由不同印刷條件（B3090）、不同外觀結構，可採用相同的ML方法，通過在NN訓練過程中，從9個實驗數據點中隨機選出三個作為高保真度數據來提供機器學習，可減少發生的系統錯誤，如前文中所述之舉例#2的多保真方法。在本實施例中，總共有84種獨特組合：對於所有84組3D列印的Ti-6Al-4V B3090結果，提取 E^* 的組合誤差為2.7 +/- 0.7%，且提取 σ_y 的組合誤差為6.8 +/- 3.0%。因此，通過這種“混合”多保真方法，可以提高提取 E^* 和 σ_y 的準確性，也再次證明了本發明之方法的有效性。

B3090	C (GPa)	dP/dh (kN/m)	Wp/Wt	h_m (μm)	P_m (N)
Test 1	97.5508	189.343	0.737209	0.303744	0.009
Test 2	95.2768	203.147	0.720715	0.307347	0.009
Test 3	91.1717	193.866	0.739234	0.314191	0.009
Test 4	84.6713	205.276	0.752419	0.326028	0.009
Test 5	93.3834	206.379	0.725744	0.310447	0.009
Test 6	100.69	187.294	0.722895	0.298972	0.009
Test 7	96.3438	191.464	0.714822	0.30564	0.009
Test 8	97.3653	194.4	0.726444	0.304032	0.009
Test 9	101.336	193.795	0.720861	0.298017	0.009

【0112】 表9描述了，在尖端半徑校正後，從3D列印的Ti-6Al-4V合金 (B3090) 的一組壓痕曲線中提取的壓痕特性。

B3090	E^* (GPa)	err %	σ_y (MPa)	err %
Test 1	102	6.87%	1652	41.44%
Test 2	103	6.29%	1529	30.89%
Test 3	99	9.96%	1498	28.26%
Test 4	98	10.89%	1206	3.22%
Test 5	103	6.32%	1501	28.48%
Test 6	102	6.54%	1688	44.56%
Test 7	99	9.29%	1569	34.37%
Test 8	103	6.49%	1622	38.85%
Test 9	105	4.49%	1664	42.44%
Ave	101	7.46%	1548	32.50%
Std	2.2		138	
Std/X	2%		9%	

【0113】 表10描述了，使用訓練後的NN，通過多保真方法對3D列印的鈦合金進行逆分析的結果。尖端的幾何形狀為Berkovich。計算的平均計算為絕對值。

【0114】 本發明還測試了“混合”多保真方法的另一個變形態樣。在此測試中，機器學習用於通過從不同材料中，隨機抽取一些壓痕實驗數據點（可同時使用相同的實驗或/後處理設置）作為NN訓練過程中額外的高保真數據，以用於如舉例#2所述之機器學習，並降低系統錯誤的產生。具體來說，本發明仍將低成本2D軸對稱有限元素數據集合作為低保真度數據，並使用有限數量的3D Berkovich壓痕有限元素數據以及來自B3067的一些其他實驗數據點（此處選擇表7中的3以及9）作為高保真度數據，而訓練完成的NN則用於分析表9中所示的B3090壓痕數據。當將表7中顯示的所有9個B3067數據點都用於額外的高保真訓

練數據時，表11顯示了使用訓練後的NN的常態結果： E^* 的平均誤差為2.9 +/- 1.9%，而 σ_y 的平均誤差為4.6 +/- 3.9%。如果將表7中9個B3067數據點中的3個，隨機選作其他高保真訓練數據，則在這種情況下，總共有84個組合的結果分析如下：對於所有可能的組合， E^* 的組合誤差為3.3+/-0.6%，而 σ_y 的綜合誤差為8.2 +/- 1.7%。與使用9個B3090數據中的3個作為額外訓練數據的結果相比，使用9個B3067數據中的3個之結果的準確性稍差。不過，與僅使用2D+3D FEM數據進行訓練的結果相比，使用來自不同材料的壓痕實驗數據（同時使用相同的實驗或/後處理設置）的混合多保真方法，仍然可以表現出更好的效果。

B3090	E^* (GPa)	err %	σ_y (MPa)	err %
Test 1	109	0.18%	1652	2.21%
Test 2	105	4.45%	1529	5.02%
Test 3	105	4.26%	1498	6.22%
Test 4	108	1.62%	1206	14.48%
Test 5	105	3.93%	1501	6.07%
Test 6	108	1.75%	1688	2.22%
Test 7	103	6.35%	1569	2.64%
Test 8	107	2.68%	1622	1.87%
Test 9	109	0.99%	1664	0.88%
Ave	106	2.91%	1548	4.62%
Std	2.0		138	
Std/X	2%		9%	

【0115】 表11描述了經過訓練的NN，通過”混合”多保真方法，對3D列印的鈦合金（B3090）進行的反分析結果。並且，在此實驗中，將另一種3D列印的鈦合金（B3067）的實驗數據當成訓練數據的一部分。尖端的幾何形狀為Berkovich。計算的平均計算為絕對值。

【0116】 第9圖示出了根據一些實施例，在於訓練神經網路後，依據測得的壓痕參數來決定材料的一種或多種機械性質的過程的流程圖。在步驟910中，提供一個或多個壓痕參數，作為對神經網路的輸入。第2A-D圖已經針對神經網路的實施例架構之細節已描述。接著，在步驟920中，可訓練神經網路以將壓痕參數映射到材料的一種或多種機械性質。如上所述，實施例中可以使用與材料的應力-應變曲線相關的任何相關適合的機械性質，包含但不限於 E^* 和 σ_y 。接著，在

步驟930中，可存儲受過訓練的神經網路，以用於決定材料的機械性質。例如，使用第10圖所述之過程。第10圖描述了根據一些實施例的用於使用訓練的神經網路來確定材料的一個或多個機械性質的過程的流程圖。在步驟1010中，可接收一個或多個儀器壓痕測試的荷載-位移數據。荷載-位移數據可表示為荷載-卸載曲線。曲線包含來自儀器壓痕測試的數據。接著，在步驟1020中，可依據所接收的負載-位移數據決定一個或多個壓痕參數。並且，系統還可以依據負載-位移曲線的加載部分，負載-位移曲線的卸載部分，或負載-位移曲線的加載及卸載部分兩者，來決定一個或多個壓痕參數。如上所述，決定的壓痕參數可以包含具有不同保真度的壓痕參數。例如，壓痕參數可以包含低保真度壓痕參數以及高保真度壓痕參數。並且，在一些實施例中，系統可以決定具有至少三個保真度水平的壓痕參數。接著，在步驟1030中，將決定的一個或多個壓痕參數作為輸入，以提供給神經網路。並且，將神經網路進行訓練，以將壓痕參數映射到材料的機械性質。例如，使用第9圖所述的步驟，執行步驟1040。本發明所述的一種或多種技術，可以依據經過訓練的神經網路的輸出，來決定材料的一種或多種材料特性。接著，執行步驟1050。在步驟1050中，系統可以顯示或以其他方式將一種或多種決定的材料特性的指標呈現給用戶。

【0117】 利用上述提及之不同的多保真度方法和使用不同的多保真度數據集合的訓練，可以將保真度級別從低到高大致分級。舉例而言，可將B3090合金的Berkovich壓痕數據與單軸應力-應變行為（包含彈性和塑性零件）之間最準確的相關性，當成最高保真度函數（最終目標）。然後，可利用不同的組合來增加準確性，以將這些數據集合的保真度從低到高大致分級，如下：直接使用Dao 2001中的方程式生成的數據，2D軸對稱FEM圓錐壓痕數據，3D FEM Berkovich壓痕數據，3D列印的B3067 鈦合金之Berkovich壓痕數據（具有相同的實驗及後處理設置）和3D列印的B3090 鈦合金之Berkovich壓痕數據（具有相同的實驗和後處

第 27 頁，共 35 頁(發明說明書)

理設置)。當多保真度數據集合存有一些工程問題時，可以利用第2圖中的通用結構即可。

【0118】 在本發明的一些實施例中，ML和NN技術可用於預測材料的應力-應變曲線上的任何或所有點，以更充分地表示材料的彈塑性之特性。例如，可以預測應力-應變曲線上超過屈服強度 σ_y 的數據點，以更充分地表現材料的塑性行為。

【0119】 第11A圖總結了使用不同方法的兩種不同鋁合金的反分析結果。標記為”擬合函數(fitting functions)”的結果是使用Dao 2001中先前提出的方程式直接取得的。標記為”NN (2D + 3D FEM)”的結果，是通過將2D軸對稱FEM數據（低保真度）與3D Berkovich FEM的訓練數據（高保真度）進行整合。並且，使用神經網路訓練得到的結果標記為”NN (2D + 3D FEM + EXP)”的方法，是在2D以及3D FEM訓練數據之外，額外添加實驗結果數據作為高保真訓練數據。

【0120】 如上所示，由2D軸對稱FEM結果（低保真度）和3D FEM模擬數據（高保真度）共同訓練的神經網路之性能優於Dao 2001中先前提出的方程式。通過將實驗結果作為高保真訓練數據，並進而添加到2D和3D FEM數據以訓練的NN，對 E^* 和 σ_y 而言均表現良好，且其誤差值MAPE對於合金Al6061-T6511和Al7075-T651的MAPE均小於4%。因此，這將導致本發明利用”混合”的多保真方法，可以明顯改善 σ_y 的準確性。

【0121】 假設，例如幂律應變硬化(power-law strain-hardening)行為，本發明的一些實施例也可以用於從儀器的壓痕中，提取應變硬化特性。為據以實施，首先，可訓練神經網路以預測不同塑性應變下的應力，然後通過幂律硬化函數的最小平方擬合計算應變硬化指數。

【0122】 第11B圖顯示了使用多保真度神經網路，從應力-應變曲線中提取其他數據點（例如，決定應變硬化行為）的逆分析結果。在分析中，選擇3.3%，

6.6%和10%塑性應變的選定應力值。通過將實驗結果作為高保真度訓練數據的一部分，進行訓練的神經網路，在 $\sigma_{3.3\%}$, $\sigma_{6.6\%}$ 和 $\sigma_{10\%}$ 也是相當出色(其中下標3.3%，6.6%和10%表示塑性應變)，且其誤差值MAPE對於合金Al6061-T6511和Al7075-T651的MAPE均小於4%。因此，這將導致本發明利用”混合”的多保真方法，可以明顯改善不同塑性應變下的應力估計的準確性。

【0123】 第12A和12B圖顯示了通過對兩種鋁合金的冪律硬化行為的最小平方擬合方法，所得出的相應的應力-應變曲線。硬化指數是通過使用訓練的NN，以 σ_y , $\sigma_{3.3\%}$, $\sigma_{6.6\%}$ 以及 $\sigma_{10\%}$ 的最小平方擬合法來預測。並且，NN可用2D和3D之FEM數據（第12A圖）以及2D、3D FEM數據和3個實驗數據點（第12B圖）來訓練。其中下標3.3%，6.6%和10%表示塑性應變。儘管在此實施例中假定了冪律行為，但本發明也可以使用任何合適的物理定律來表示特定材料的應變行為，特別是可預測的應變行為。

【0124】 如第12B圖所示，代表實驗數據的虛線(通過實驗提取的硬化指數 $n = 0.08$ 和 0.122)與預測的實線具有很好的匹配性。並且，預測的實線分別為 $n = 0.073$ 和 0.127 ，對於Al6061-T6511和Al7075-T651，並使用”混合”的多保真方法。請注意，當硬化程度較低（即 n 趨近於0）時，對 n 直接進行估計誤差可能會引發問題。原因為，硬化響應的變化很小，會導致彈性完美的塑性金屬合金之局部誤差大。因此比較不同塑料污漬處的應力誤差，是評估應力應變行為或硬化行為準確性的一種更為客觀的方法。

【0125】 例如，針對冪律應變硬化行為，本文描述的技術可用於評估不同塑性應變值下的應力，然後通過冪律硬化函數的最小平方擬合，對於3D列印的鈦合金計算應變硬化指數。第13A至13C圖顯示了在0%（即 σ_y ），0.8%，1.5%及3.3%塑性應變下，所選應力的逆分析結果，以及使用”混合”的多保真方法下，對兩種3D列印的Ti-6Al-4V合金模擬的應力-應變曲線結果。

第 29 頁，共 35 頁(發明說明書)

【0126】 第13A圖描述了由2D軸對稱FEM數據（低保真度），3D Berkovich FEM數據，和5個隨機選擇之實驗壓痕曲線(第13B圖)中的數據（高保真度），以訓練神經網路的NN而預測3D列印材料B3090的 σ_y , $\sigma_{0.8\%}$, $\sigma_{1.5\%}$ 和 $\sigma_{3.3\%}$ 的平均百分比誤差。對於B3090和B3067之單軸實驗，實驗所提取的最佳模擬硬化指數均為 $n = 0.068$ ，即低硬化，硬化指數幾乎為零。通過添加額外用於訓練的其他實驗數據，NN可以準確地預測屈服強度和低硬化行為。 σ 的下標0.8%，1.5%和3.3%表示塑性應變。類似於估測屈服強度 σ_y （零塑性應變時的應力），當添加一些實驗數據點作為高保真度數據的一部分以訓練神經網路NN時，利用NN技術預測的應力-應變曲線接近於實驗曲線。

【0127】 並且，發明人也意識到，根據本文所述的技術，若要從頭開始訓練神經網路（例如，利用權重的隨機分配的變量）以預測材料特性，可能需要大量的訓練數據和處理資源。並且，發明人更意識到，本發明可以執行基線訓練，以建立訓練後的神經網路。訓練後的神經網路在理想的測試條件下，可以代表應用於大多數工程金屬的材料參數空間。並且，如果在特定的實驗設置下提供了材料的額外其他的實驗數據，則可以進一步訓練基線神經網路。因此，在本發明的一些實施例中，也可以採用轉移學習方法(transfer learning approach)，其中使用新的實驗數據來進一步訓練一個或多個先前訓練的NN（例如，基線NN）以調整NN的權重，從而為某些特殊材料的材料特性提供準確的預測。並且，在以上討論的實施例中，系統從頭開始對每一種鋁合金和每一種3D列印的鈦合金進行神經網路的”混合”訓練，並沒有直接連接到其他受訓練的神經網路。並且，在一些實施例中，可使用轉移學習技術，例如，首先使用所有2D和3D FEM數據作為基線訓練，以訓練整個多保真度網路（低保真和高保真子網路）。接著，給定額外的新實驗數據，並使用這些額外的實驗數據點，僅對高保真子網進行進一步的訓練。

【0128】 第14A以及第14B圖描述了根據一些實施例，在轉移學習之前（標記為“2D + 3D FEM”）和之後（標記為“轉移學習(Transfer learning)”），兩種鋁合金和兩種3D列印鈦合金之來自於NN的誤差。第14A圖描述了預測 E^* 的誤差。而第14B圖描述了預測預測屈服應變 σ_y 的誤差。如圖所示，本發明可以通過訓練NN的低保真和高保真部分，來建立全面的基線訓練，然後，可以使用特定的其他訓練，來提高訓練效率，並利用累積的學習優勢。因此，本發明不必從頭開始為每種新材料訓練NN。藉由加入少量的高保真實驗數據點進行訓練，可以達到精確度的顯著進步之功效。

【0129】 第15圖示出了可以結合本發明提供的任何實施例使用的電腦系統1500的說明性實施方式。電腦系統1500可以包含一個或多個電腦硬體處理器1500和一個或多個周邊設備，如包含非暫時性電腦可讀存儲介質（例如，記憶體1520和一個或多個非易失性存儲設備1530）。處理器1510可以以任何合適的方式控制記憶體1520和非易失性存儲設備1530，以寫入數據以及從中讀取數據。為了執行本發明所述的任何功能，處理器（一個或多個）1510可以執行存儲在一個或多個非暫時性電腦可讀存儲介質（例如，記憶體1520）中的一個或多個處理器可執行指令。這些指令可以控制非暫時性電腦可讀存儲介質，例如指令可供處理器1510執行。如圖所示，電腦系統1500可以包含儀器壓痕系統1550及/或與之通信的儀器壓痕系統1550。儀器壓痕系統1550可被配置為對材料執行一個或多個儀器壓痕測試，以決定壓痕數據。在一些實施例中，儀器化的壓痕系統1550可包含機械臂。壓痕數據可用於決定壓痕參數，而壓痕參數可用於使用前文所述的一種或多種技術來訓練神經網路模型。並且，本發明也可以使用前文所述的一種或多種技術，將至少一些壓痕參數提供給受過訓練的神經網路，以決定材料的一種或多種機械性質。

【0130】 本發明所述的各種方法或過程可以以任何合適的硬件來實現。另

第 31 頁，共 35 頁(發明說明書)

外，本文所述的各種方法或過程可以在硬體和以及可採用多種操作系統或平台中的任何一種、一個或多個處理器上可執行的軟體之組合中實現。任何適當硬體或是軟體的組合都屬於本發明所揭露之實施例的範疇。

【0131】 在這方面，當在一個或多個電腦或其他處理器上執行時，各種發明構思都可以用來實現本發明的各種實施例，例如至少一種非暫時性電腦可讀存儲介質可為一個或多個軟碟，光碟，磁帶，閃存記憶體，FPGA電路，或是用一個或多個程序編碼的可編程陣列或其他半導體元件等。一個或多個非暫時性電腦可讀介質可以是可移動的資料記憶體，因此，存儲在其上的一個或多個程序資料可以被存取到任電腦資源上，以實現上述之發明的各個方面技術。

【0132】 本文在一般意義上使用術語”程序”或”軟體”來代表可以用來對電腦或其他處理器進行編程，以實現所討論的實施例的各個方面的任何類型的電腦代碼或電腦可執行之指令集。另外，應當理解的是，在執行本發明的方法時，執行的一個或多個電腦程序不必常駐在單一電腦或處理器上，而是可以用模組化的方式分佈在不同的電腦或處理器間，而實現本發明之所有方面的功能。

【0133】 電腦可執行之指令可以是由一個或多個電腦或其他設備執行的許多形式，例如程序模組。一般而言，程序模組包括執行特定任務或實現特定之抽象數據類型的程式、程序、對象、組件，數據結構等。通常，在實施例中，程序模組的功能可以根據需要，進行組合或分散。

【0134】 在此描述了幾個實施例之後，本發明的實施例的幾個優點應該是顯而易見的。第一個優點是，可以基於任何數量的可用材料來設計對象，使得對象在被製造時，可以表現出一種或多種期望的特性。本文描述的實施例的應用的非限制性列表可包括光學、機械工程、工業設計、航空設計、樂器、玩具和遊戲及其組合。

【0135】 此外，在一些實施例中，本發明描述的技術可以提供一種設計物體

的方法，物體是模組化的，可擴展的，物體的幾何形狀及/或可用於隨後製造物體的製造設備。在一些實施例中，可用物體的製造設備的類型來決定物體的設計。並且，例如，雖然系統可以提供一種或多種材料特性，作為設計過程的輸入，不過這些材料可能不是唯一地對應於特定的製造設備或製造過程。

【0136】 本發明的各種發明構思可以變化為一種或多種方法，前文已經提供了示例。前文描述的任何方法的一部分所執行的動作，可以以任何合適的方式排序。因此，本發明可以建構與所示出的順序不同的順序步驟來執行動作的實施例。並且，即使在說明書內的步驟為連續性的步驟，這些步驟在其他實施例也可以為同時執行。

【0137】 如前文所設定和使用的定義應被理解為字典中的專有名詞定義，也可解讀為通過引用或併入的文件中的定義及/或所定義術語。

【0138】 除非明確指出相反的含義，否則本發明所用的不定冠詞”一”和”一個”應理解為是指”至少一個”。

【0139】 如前文所用，關於一個或多個元素的列表，”至少一個”應理解為，是指選自元素列表中的任何一個或多個元素的至少一個元素，但不一定包括元素列表中明確列出的每個元素中的至少一個，也不排除元素列表中元素的任何組合。此定義還允許除了”至少一個”所指之元件列表中特別識別的元件之外的元件，亦可以選擇而存在，無論與何種特別識別的元件有關還是無關都可以選擇。

【0140】 如本文所用，”及/或”的描述應理解為是指，這樣結合的元素中的”一個或兩個”，即在某些情況下，共同存在而在其他情況下不連續存在的元素。並且，用”及/或”列出的多個元素應以相同的方式解釋。也就是說，如此連接的元素中的”一個或多個”。除了由”及/或”明確標識的元素之外，還可以選擇性地存在其他元素，無論與那些相關還是無關之具體標識的元素都可以選擇。因此，本案所有的實施例並不會被其描述限制。在實施例中，當結合諸如”包含”的開放

式語言一起使用時，對”A及/或B”的引用可以僅指A（可選擇性地包括或排除B）；在另一個實施例中，僅針對B（可選擇性地包括除A以外的元素）；在另一個實施例中，對於A和B（可選地包括其他元素）等等。

【0141】 如本文所用，”或”應被理解為具有與如上文所定義的”及/或”相同的含義。例如，當將列表中的項目分開時，”或”或”及/或”應解釋為包含性的，即包含多個或多個元素列表中的至少一個，但也可包含不止一個，以及（可選擇性地）其他未列出的項目。而明確相反指示的術語，例如”僅一個”或”恰好其中之一”係指的是，恰好包括一個數或一個元素列表。一般而言，本文中使用的術語”或”僅應在排他性術語（例如”兩者之一”，”一個”，”只是其中之一”或”恰好是其中之一”）。

【0142】 這裡使用的措詞和術語是出於描述的目的，並且不應被認為是限制性的。無論是”包括”，”包含”，”具有”，”包含”，”涉及”及其廣義變體的使用意涵，包涵其後列出的項目和其他項目。

【0143】 前文詳細描述了本發明的幾個實施例，而本領域的技術人員將容易想到各種修改和改進。任何合理的修改和改進將落入本發明的精神和範疇內。因此，前面的描述僅是示例性的，而本發明不彼此限制。

以上所述僅為本發明之較佳實施例，凡依本發明申請專利範圍所做之均等變化與修飾，皆應屬本發明之涵蓋範圍。

【符號說明】

【0144】

910、920及930:步驟

1010、1020、1030、1040及1050:步驟

1500:電腦系統

1550:儀器壓痕系統

1510:處理器

1520:記憶體

1530:非易失性存儲設備

【發明申請專利範圍】

【請求項1】 一種電腦系統，用於訓練一神經網路，以從一材料的壓痕參數中提取該材料的一個或多個機械性質，該電腦系統包含：

至少一個電腦處理器；及

至少一種用指令編碼的非暫時性電腦可讀介質，當被該至少一個電腦處理器執行時，所用的一執行方法包含：

提供該材料的壓痕參數作為該神經網路的一輸入；

訓練該神經網路以將輸入的一壓痕參數映射到該材料的該一種或多種機械性質；及

將訓練後的該神經網路存儲在至少一種非暫時性電腦可讀介質上；

其中該神經網路包含一第一部分，用以接收一輸入的低保真度壓痕參數，一第二部分，用以接收一輸入的高保真度壓痕參數，及一整合部分，用以對該第一部分的一個或多個輸出部分，或是該第二部分的一個或多個輸出部分進行整合。

【請求項2】 如請求項1所述之電腦系統，其中訓練該神經網路包含：

基於該低保真度壓痕參數來訓練該神經網路的該第一部分，以及基於該高保真度壓痕參數來訓練該神經網路的該第二部分。

【請求項3】 如請求項2所述之電腦系統，其中訓練該神經網路另包含：

使用一卷積及/或一遞歸程序以整合該高保真度壓痕參數和該低保真度壓痕參數。

【請求項4】 如請求項2所述之電腦系統，其中用於訓練該神經網路的該第一部

分的該高保真壓痕參數中的一基準數，小於用於訓練該神經網路的該第二部分的該低保真壓痕參數中的一基準數。

【請求項5】 如請求項1所述之電腦系統，其中該高保真壓痕參數包含根據一個或多個經由模擬而決定的第一壓痕參數，及根據對該材料的一個或多個壓痕測試而決定的第二壓痕參數。

【請求項6】 如請求項1所述之電腦系統，其中訓練該神經網路包含：
訓練該神經網路，以通過使用從對材料的一個或多個壓痕測試所決定的數據來確定至少一個高保真壓痕參數，以減少至少一個系統誤差。

【請求項7】 如請求項1所述之電腦系統，其中該低保真度壓痕參數包含使用一種或多種模擬所決定的壓痕參數。

【請求項8】 如請求項1所述之電腦系統所用所用的該執行方法另包含：
使用一基線訓練過程，對該神經網路的該第一部分及/或該第二部分進行預先訓練；
其中訓練該神經網路以將該輸入的該壓痕參數映射到該材料的該一種或多種機械性質包含，僅對該神經網路的該第二部分進行該高保真壓痕參數的訓練。

【請求項9】 如請求項1所述之電腦系統，其中該神經網路包含具有至少三個保真度級別的訓練數據之捲積、遞歸、線性及/或非線性積分。

【請求項10】 如請求項1所述之電腦系統，其中該壓痕參數包含用於多個壓頭

幾何形狀的壓痕參數。

【請求項11】 如請求項10所述之電腦系統，其中該些壓頭幾何形狀具有不同的半夾頂角。

【請求項12】 如請求項10所述之電腦系統，其中該些壓頭幾何形狀包含多個壓頭形狀。

【請求項13】 如請求項1所述之電腦系統，其中該一種或多種機械性質包含被降低的一楊氏模數，一降伏點強度及/或一應變硬化參數。

【請求項14】 如請求項13所述之電腦系統，其中該一種或多種機械性質包含降低的該楊氏模數，該降伏點強度及/或該應變硬化參數中的至少兩項。

【請求項15】 如請求項1所述之電腦系統，其中該一個或多個機械性質包含一應力-應變曲線上的多個點。

【請求項16】 如請求項15所述之電腦系統，其中該一個或多個機械性質另包含在不同塑性應變下的多個應變值。

【請求項17】 如請求項1所述之電腦系統，其中一個或多個壓痕參數包含從一壓痕曲線的一加載部分，該壓痕曲線的一卸載部分及/或該壓痕曲線的加載與卸載部分兩者中，所提取的一個或多個壓痕參數。

【請求項18】 如請求項1所述之電腦系統，其中一個或多個壓痕參數包含一加載曲率，一初始卸載斜率和一塑性功比中的至少之一者。

【請求項19】 如請求項18所述之電腦系統，其中該一個或多個壓痕參數包含該加載曲率，該初始卸載斜率及該塑性功比。

【請求項20】 如請求項18所述之電腦系統，其中該執行方法另包含：
接收該材料的荷載-位移數據；及
從接收到的該荷載-位移數據中，決定一個或多個壓痕參數。

【請求項21】 如請求項1所述之電腦系統，其中該材料包含一3D列印材料。

【請求項22】 如請求項1所述之電腦系統，其中訓練該神經網路包含使用具有多於兩個級別保真度的訓練數據來訓練該神經網路。

【請求項23】 一種電腦系統，用於訓練一神經網路，以從一材料的壓痕參數中提取該材料的一個或多個機械性質，該電腦系統包含：
至少一個電腦處理器；及
至少一種用指令編碼的非暫時性電腦可讀介質，當被該至少一個電腦處理器執行時，所用的一執行方法包含：
提供該材料的壓痕參數作為該神經網路的一輸入；
訓練該神經網路以將輸入的一壓痕參數映射到該材料的該一種或多種機械性質；及

將訓練後的該神經網路存儲在至少一種非暫時性電腦可讀介質上；

其中該神經網路包含：

N個部分，其中N大於2，且該N個部分中的每一個部分用以接收具有不同保真度的輸入的壓痕參數；及

至少一個整合部分，用以將N個部分的一個或多個輸出整合。

【請求項24】 如請求項23所述之電腦系統，其中訓練該神經網路包含使用具有相對應之保真度的壓痕參數，來訓練該神經網路的N個部分。

【請求項25】 一種電腦系統，用於依據一種或多種材料的壓痕參數提取該材料的一種或多種機械性質，該電腦系統包含：

至少一個電腦處理器；及

至少一種用指令編碼的非暫時性電腦可讀介質，當被該至少一個電腦處理器執行時，所用的一執行方法包含：

從該一種或多種材料的壓痕測試中，接收荷載-位移數據；

至少依據一部分所接收的該荷載-位移數據，決定該材料的壓痕參數；

提供該材料的該壓痕參數，以作為訓練神經網路的一輸入；

依據訓練後的該神經網路的一輸出，決定該材料的該一種或多種機械性質；及

對該電腦系統之一用戶，顯示所決定的該材料的該一種或多種機械性質的一指標；

其中該訓練後的神經網路係利用高保真壓痕參數和低保真壓痕參數進行訓練。

【請求項26】 如請求項25所述之電腦系統，其中所接收的該荷載-位移數據包含

第 5 頁，共 13 頁(發明申請專利範圍)

利用具有不同壓頭幾何形狀的儀器，進行一壓痕測試的該荷載-位移數據。

【請求項27】 如請求項26所述之電腦系統，其中該不同壓頭幾何形狀的儀器具有不同的半夾頂角。

【請求項28】 如請求項27所述之電腦系統，其中該不同的壓頭幾何形狀包含不同的壓頭形狀。

【請求項29】 如請求項25所述之電腦系統，其中該一種或多種機械性質包含被降低的一楊氏模數，一降伏點強度及/或一應變硬化參數。

【請求項30】 如請求項29所述之電腦系統，其中該一種或多種機械性質包含降低的該楊氏模數，該降伏點強度及/或該應變硬化參數中的至少兩項。

【請求項31】 如請求項25所述之電腦系統，其中該一個或多個機械性質包含一應力-應變曲線上的多個點。

【請求項32】 如請求項31所述之電腦系統，其中該一個或多個機械性質另包含在不同塑性應變下的多個應變值。

【請求項33】 如請求項25所述之電腦系統，其中一個或多個壓痕參數包含從一壓痕曲線的一加載部分，該壓痕曲線的一卸載部分及/或該壓痕曲線的加載與卸載部分兩者中，所提取的一個或多個壓痕參數。

【請求項34】 如請求項25所述之電腦系統，其中一個或多個壓痕參數包含一加載曲率，一初始卸載斜率和一塑性功比中的至少之一者。

【請求項35】 如請求項25所述之電腦系統，其中該材料包含一3D列印材料。

【請求項36】 如請求項25所述之電腦系統，另包含：
一儀器壓痕系統，該儀器壓痕系統用以對該材料執行一種或多種儀器壓痕測試，以產生該荷載-位移數據。

【請求項37】 如請求項36所述之電腦系統，其中該儀器壓痕系統包含一機械臂。

【請求項38】 如請求項25所述之電腦系統，其中所接收的該荷載-位移數據包含一個或多個荷載-位移曲線，且該壓痕參數包含由該一個或多個荷載-位移曲線所推導的值。

【請求項39】 一種訓練神經網路，以從一材料的壓痕參數提取該材料的一個或多個機械性質的方法，該方法包含：

提供該材料的該壓痕參數，以作為該神經網路的一輸入；

使用至少一個電腦處理器訓練該神經網路，以將輸入的該壓痕參數映射到該材料的一種或多種機械性質；及

將訓練後的該神經網路存儲在至少一種非暫時性電腦可讀介質上；

其中該神經網路包含一第一部分，用以接收一輸入的低保真度壓痕參數、一第二部分，用以接收一輸入的高保真度壓痕參數及一整合部分，用以對該第一部分的一個或多個輸出部分，或是該第二部分的一個或多個輸出部分進

行整合。

【請求項40】 如請求項39所述之方法，其中訓練該神經網路包含：
基於該低保真度壓痕參數來訓練該神經網路的該第一部分，以及基於該高保真度壓痕參數來訓練該神經網路的該第二部分。

【請求項41】 如請求項40所述之方法，其中訓練該神經網路另包含：
使用一卷積及/或一遞歸程序以整合該高保真度壓痕參數和該低保真度壓痕參數。

【請求項42】 如請求項40所述之方法，其中用於訓練該神經網路的該第一部分的該高保真壓痕參數中的一基準數，小於用於訓練該神經網路的該第二部分的該低保真壓痕參數中的一基準數。

【請求項43】 如請求項39所述之方法，其中該高保真壓痕參數包含根據一個或多個經由模擬而的第一壓痕參數，及根據對該材料的一個或多個壓痕測試而決定的第二壓痕參數。

【請求項44】 如請求項39所述之方法，其中訓練該神經網路包含：
訓練該神經網路，以通過使用從對材料的一個或多個壓痕測試所決定的數據來確定至少一個高保真壓痕參數，以減少至少一個系統誤差。

【請求項45】 如請求項39所述之方法，其中該低保真度壓痕參數包含使用一種或多種模擬所決定的壓痕參數。

【請求項46】 如請求項39所述之方法，另包含：
使用一基線訓練過程，對該神經網路的該第一部分及/或該第二部分進行預先訓練；及
其中訓練該神經網路，以將該輸入的該壓痕參數映射到該材料的該一種或多種機械性質包含僅對該神經網路的該第二部分進行該高保真壓痕參數的訓練。

【請求項47】 如請求項39所述之方法，其中該神經網路包含具有至少三個保真度級別的訓練數據之捲積、遞歸、線性及/或非線性積分。

【請求項48】 如請求項39所述之方法，其中該壓痕參數包含用於多個壓頭幾何形狀的壓痕參數。

【請求項49】 如請求項48所述之方法，其中該些壓頭幾何形狀具有不同的半夾頂角。

【請求項50】 如請求項48所述之方法，其中該些壓頭幾何形狀包含多個壓頭形狀。

【請求項51】 如請求項39所述之方法，其中該一種或多種機械性質包含被降低的一楊氏模數，一降伏點強度及/或一應變硬化參數。

【請求項52】 如請求項51所述之方法，其中該一種或多種機械性質包含降低的

該楊氏模數，該降伏點強度及/或該應變硬化參數中的至少兩項。

【請求項53】 如請求項39所述之方法，其中該一個或多個機械性質包含一應力-應變曲線上的多個點。

【請求項54】 如請求項53所述之方法，其中該一個或多個機械性質另包含在不同塑性應變下的多個應變值。

【請求項55】 如請求項39所述之方法，另包含：
從一壓痕曲線的一加載部分，該壓痕曲線的一卸載部分及/或該壓痕曲線의加載與卸載部分兩者中，所提取的一個或多個壓痕參數。

【請求項56】 如請求項39所述之方法，其中一個或多個壓痕參數包含一加載曲率，一初始卸載斜率和一塑性功比中的至少之一者。

【請求項57】 如請求項56所述之方法，其中該一個或多個壓痕參數包含該加載曲率，該初始卸載斜率及該塑性功比。

【請求項58】 如請求項39所述之方法，另包含：
接收該材料的荷載-位移數據；及
從接收到的該荷載-位移數據中，決定一個或多個壓痕參數。

【請求項59】 如請求項39所述之方法，其中該材料包含一3D列印材料。

【請求項60】 如請求項39所述之方法，訓練該神經網路包含使用具有多於兩個級別保真度的訓練數據來訓練該神經網路。

【請求項61】 一種訓練神經網路，以從一材料的壓痕參數提取該材料的一個或多個機械性質的方法，該方法包含：

提供該材料的該壓痕參數，以作為該神經網路的一輸入；

使用至少一個電腦處理器訓練該神經網路，以將輸入的該壓痕參數映射到該材料的一種或多種機械性質；及

將訓練後的該神經網路存儲在至少一種非暫時性電腦可讀介質上；

其中該神經網路包含：

N個部分，其中N大於2，且該N個部分中的每一個部分用以接收具有不同保真度的輸入的壓痕參數；及

至少一個整合部分，用以將N個部分的一個或多個輸出整合。

【請求項62】 如請求項61所述之方法，其中訓練該神經網路包含使用具有相對應之保真度的壓痕參數，來訓練該神經網路的N個部分。

【請求項63】 一種依據一種或多種材料的壓痕參數提取一材料的一種或多種機械性質的方法，該方法包含：

從該一種或多種材料的壓痕測試中，接收荷載-位移數據；

至少一個電腦處理器利用至少依據一部分所接收的該荷載-位移數據，決定該材料的壓痕參數；

提供該材料的該壓痕參數，以作為訓練神經網路的一輸入；

依據訓練後的該神經網路的一輸出，決定該材料的該一種或多種機械性質；及

對該電腦系統之一用戶，顯示所決定的該材料的該一種或多種機械性質的一指標；

其中該訓練後的神經網路係利用高保真壓痕參數和低保真壓痕參數進行訓練。

【請求項64】 如請求項63所述之方法，其中所接收的該荷載-位移數據包含利用具有不同壓頭幾何形狀的儀器，進行一壓痕測試的該荷載-位移數據。

【請求項65】 如請求項64所述之方法，其中該不同壓頭幾何形狀的儀器具有不同的半夾頂角。

【請求項66】 如請求項64所述之方法，其中該不同的壓頭幾何形狀包含不同的壓頭形狀。

【請求項67】 如請求項63所述之方法，其中該一種或多種機械性質包含被降低的一楊氏模數，一降伏點強度及/或一應變硬化參數。

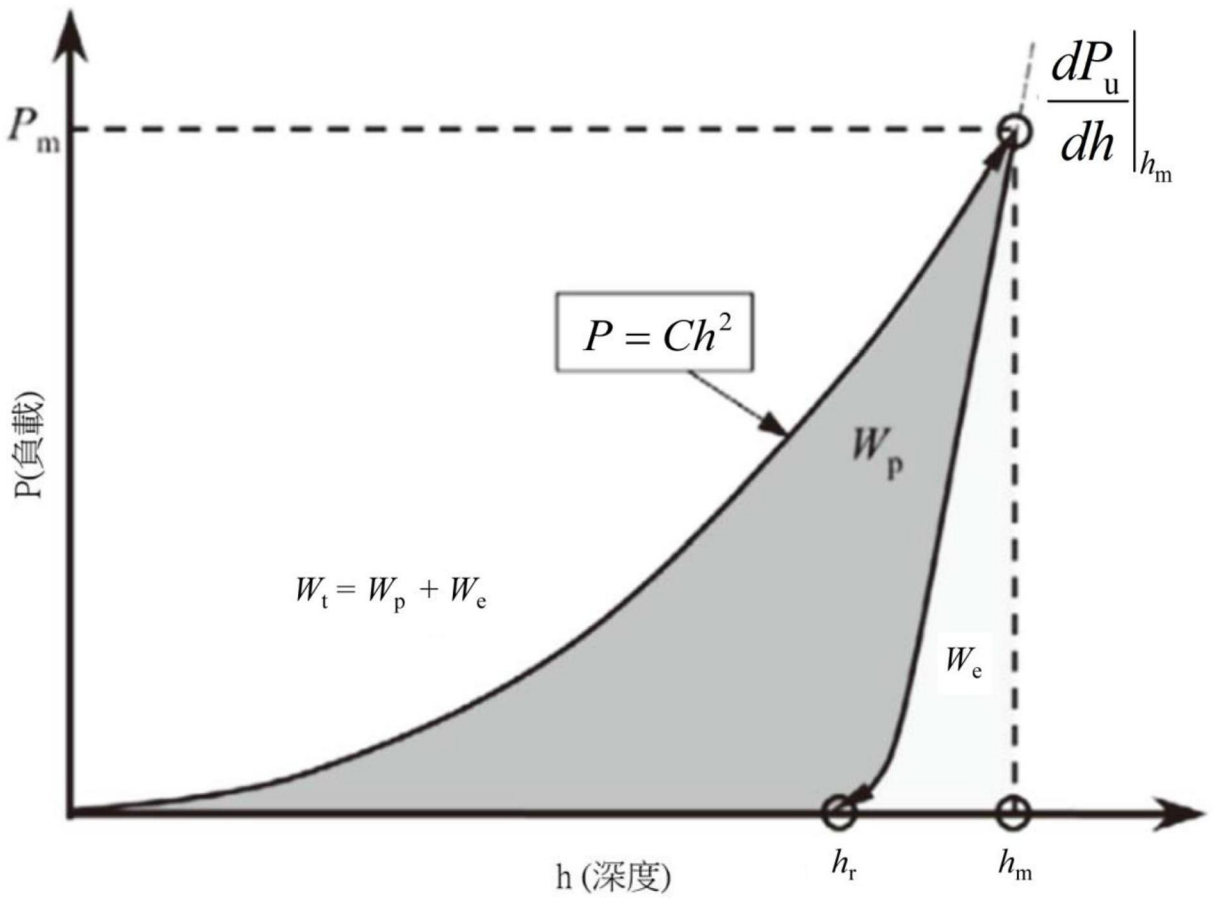
【請求項68】 如請求項67所述之方法，其中該一種或多種機械性質包含降低的該楊氏模數，該降伏點強度及/或該應變硬化參數中的至少兩項。

【請求項69】 如請求項63所述之方法，其中該一個或多個機械性質包含一應力-應變曲線上的多個點。

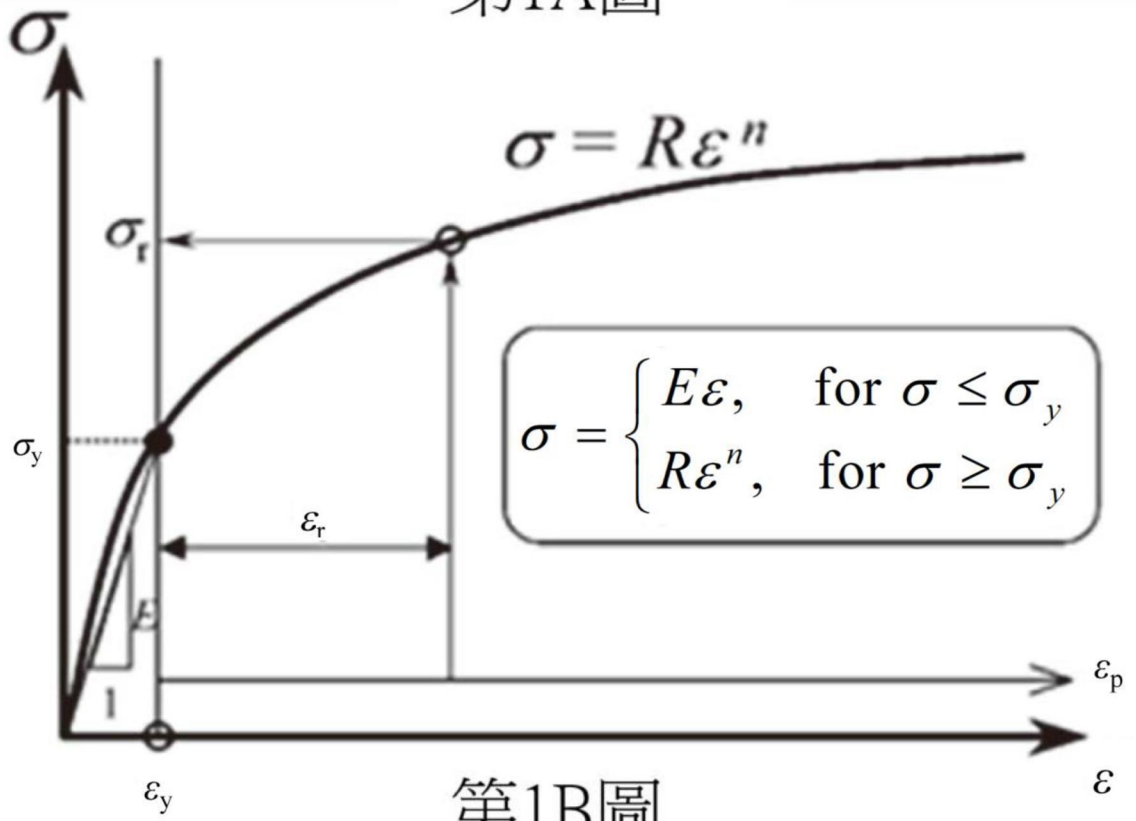
【請求項70】 如請求項69所述之方法，其中該一個或多個機械性質另包含在不同塑性應變下的多個應變值。

- 【請求項71】 如請求項63所述之方法，另包含：
從一壓痕曲線的一加載部分，該壓痕曲線的一卸載部分及/或該壓痕曲線的加載與卸載部分兩者中，提取一個或多個壓痕參數。
- 【請求項72】 如請求項63所述之方法，其中一個或多個壓痕參數包含一加載曲率，一初始卸載斜率和一塑性功比中的至少之一者。
- 【請求項73】 如請求項63所述之方法，其中該材料包含一3D列印材料。
- 【請求項74】 如請求項63所述之方法，另包含：
利用一儀器壓痕系統用以對該材料執行一種或多種儀器壓痕測試，以產生該荷載-位移數據。
- 【請求項75】 如請求項74所述之方法，其中該儀器壓痕系統包含一機械臂。
- 【請求項76】 如請求項63所述之方法，其中所接收的該荷載-位移數據包含一個或多個荷載-位移曲線，且該壓痕參數包含由該一個或多個荷載-位移曲線所推導的值。

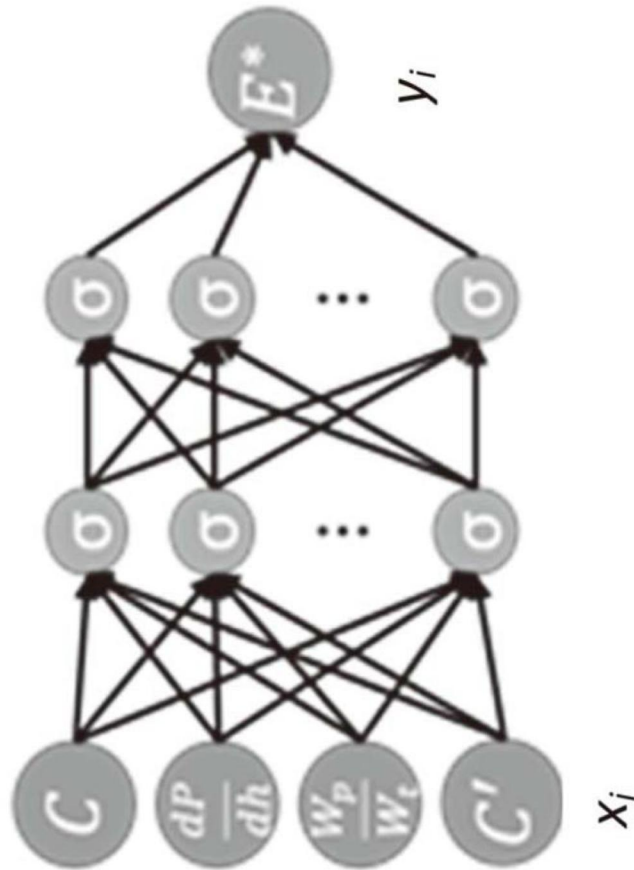
【發明圖式】



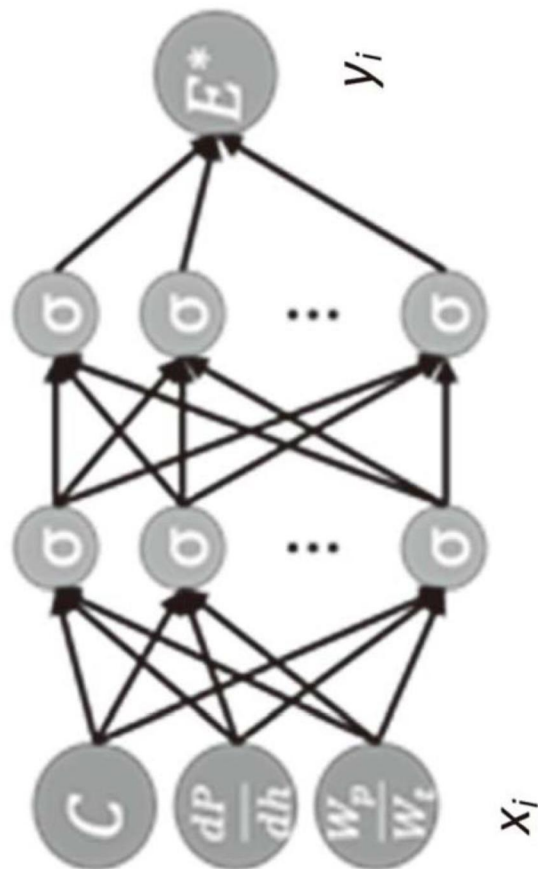
第1A圖



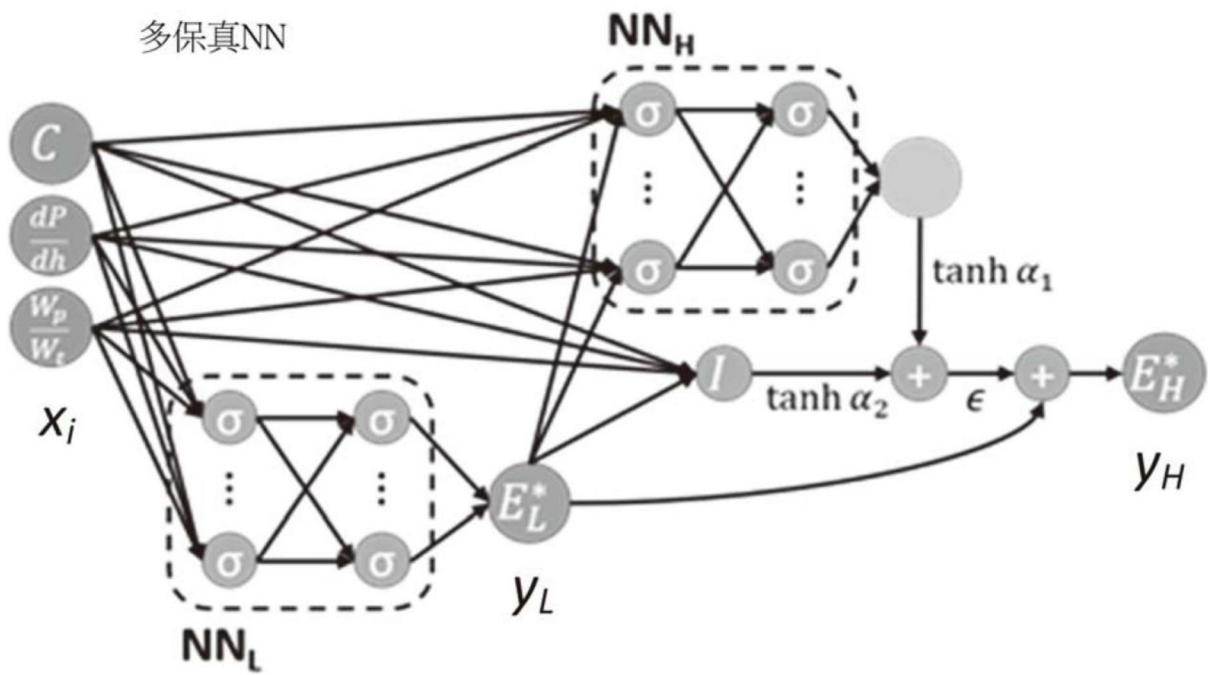
第1B圖



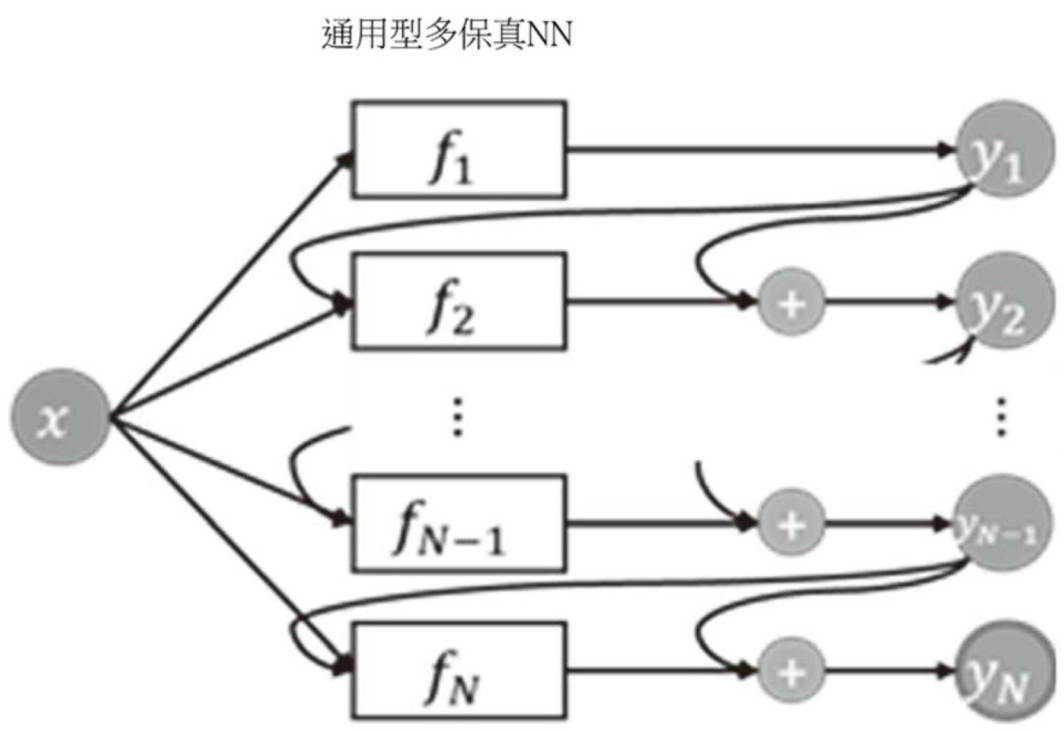
第2B圖



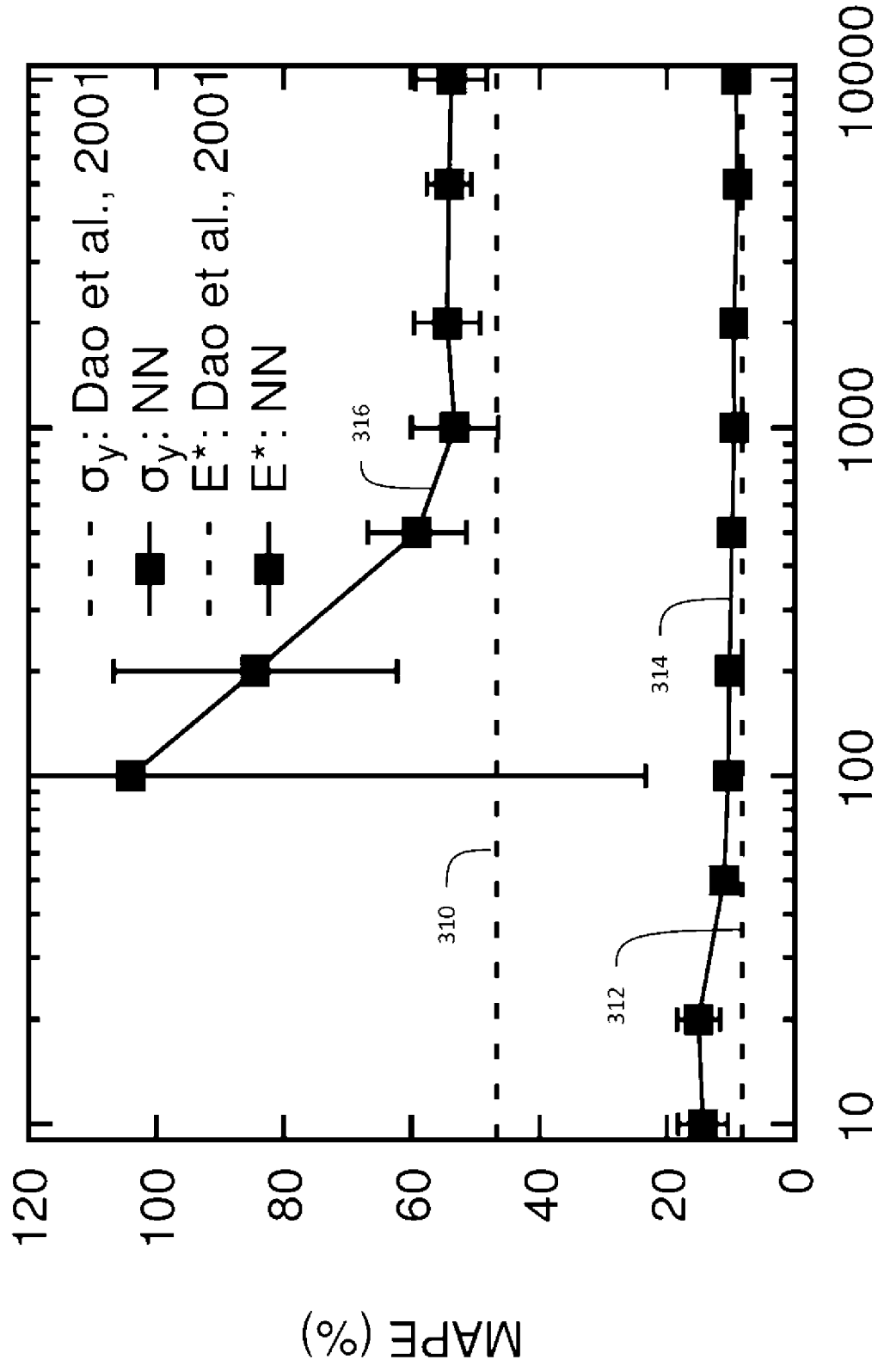
第2A圖



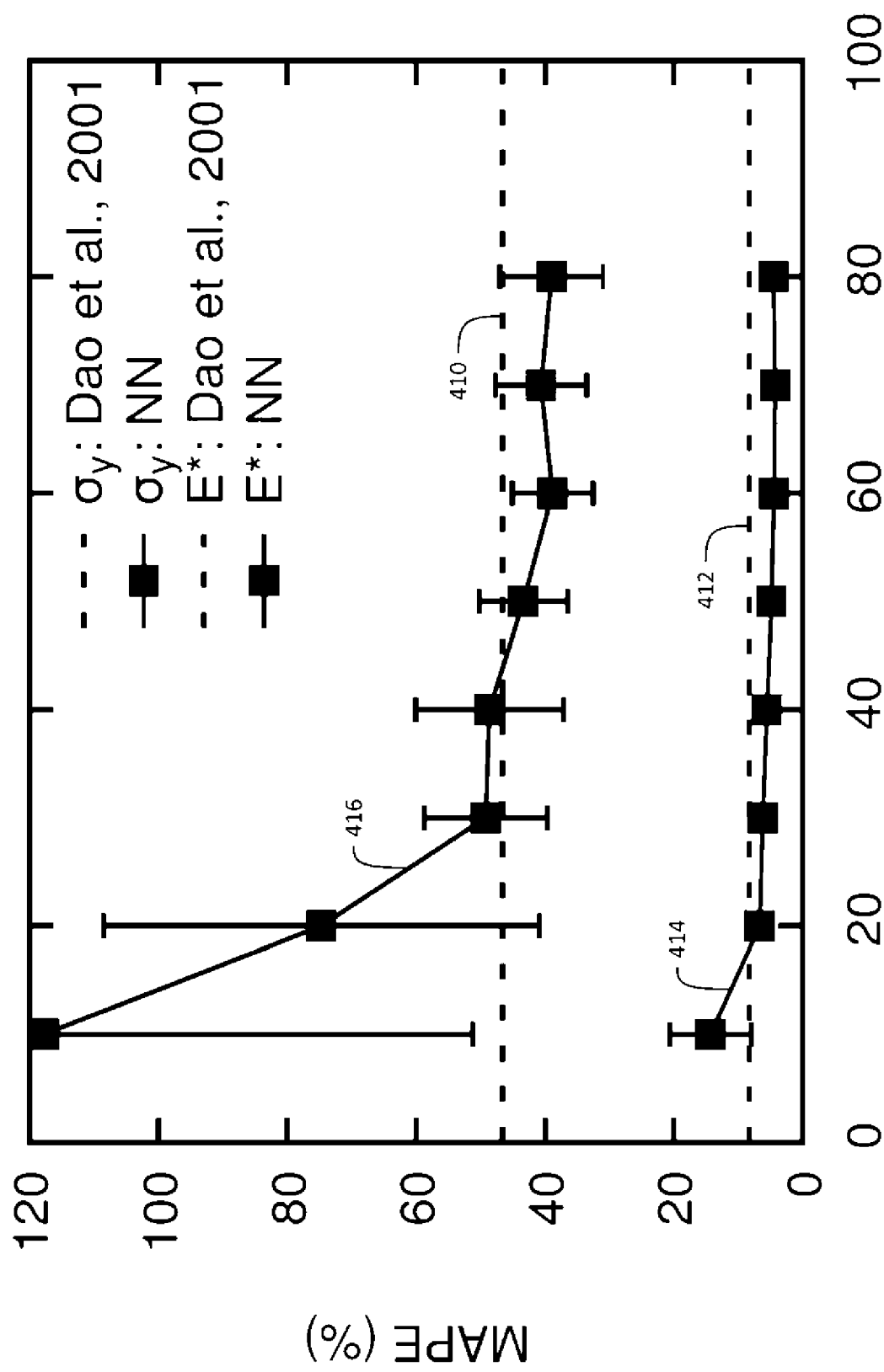
第2C圖



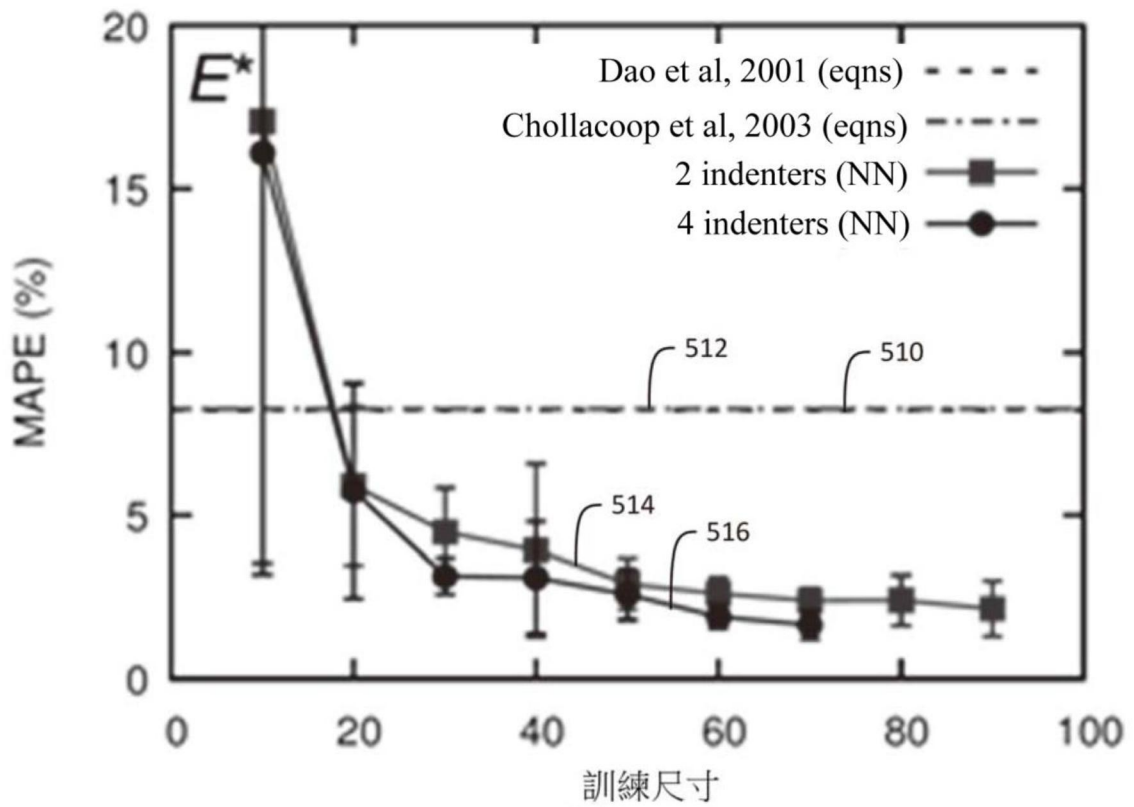
第2D圖



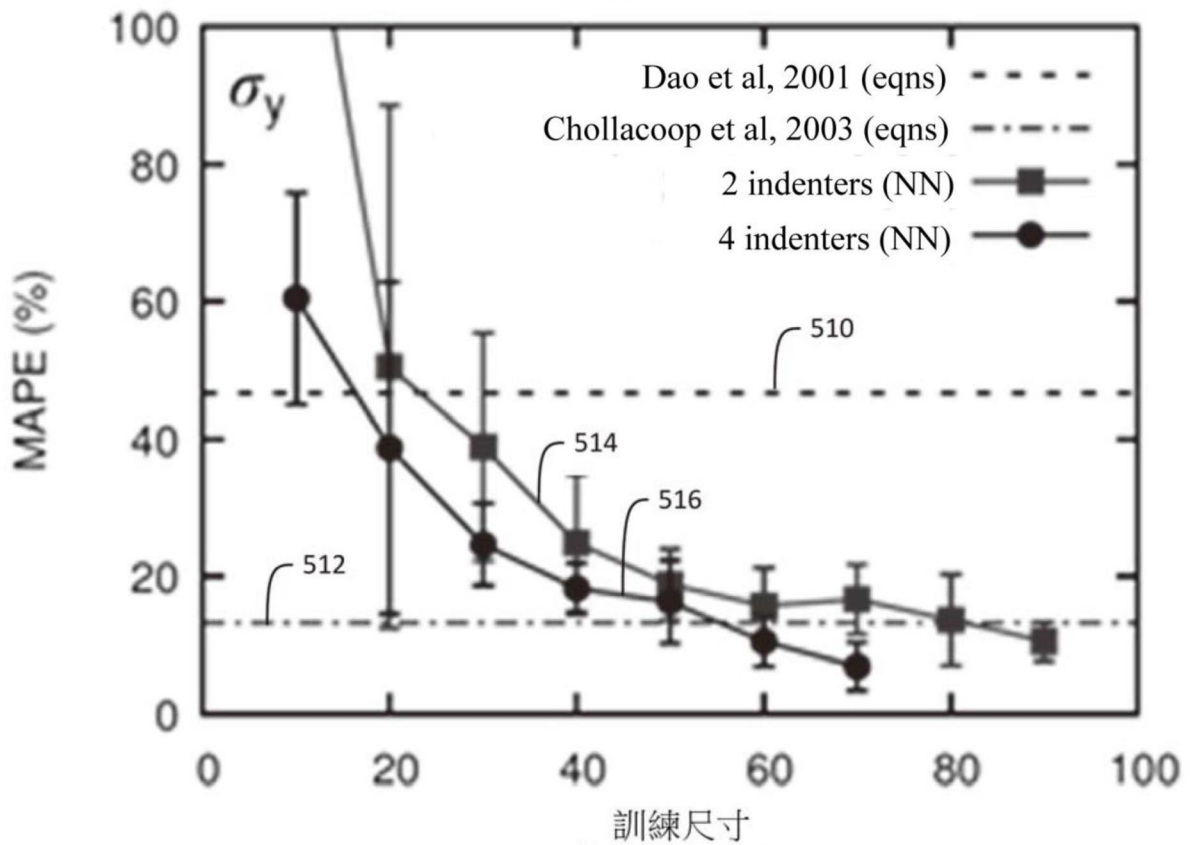
訓練尺寸
第3圖



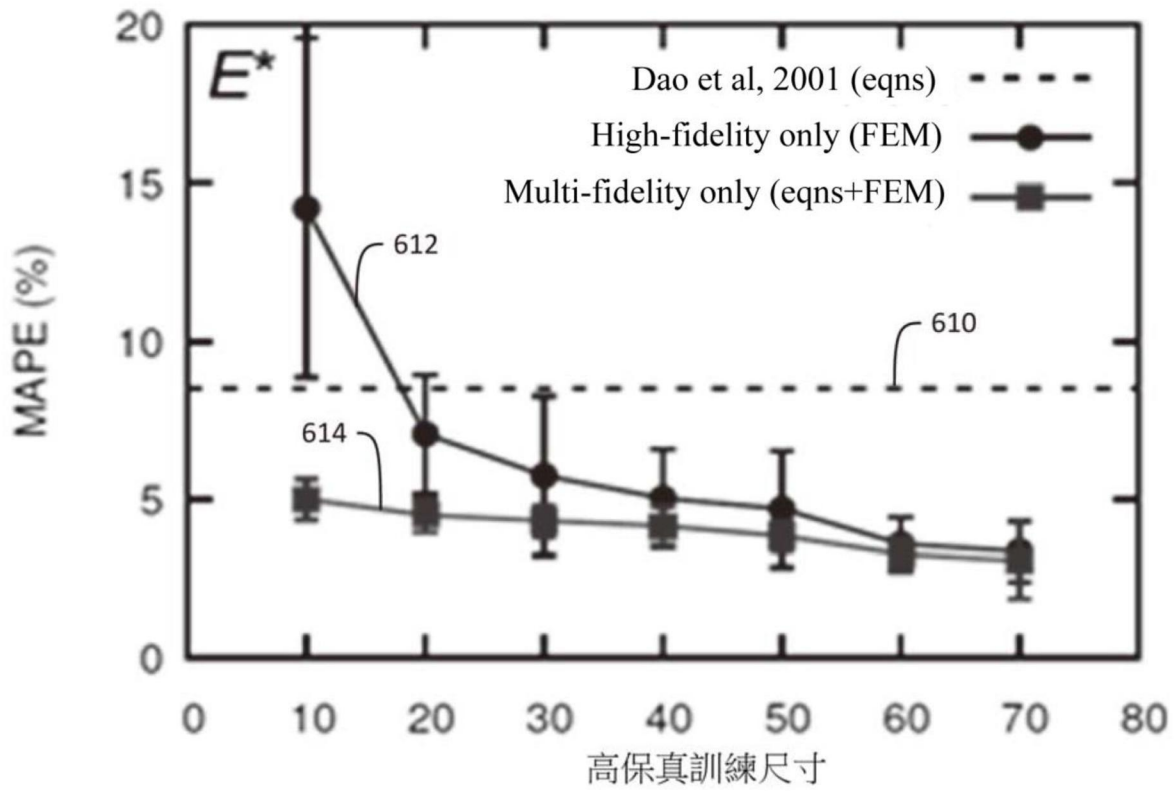
訓練尺寸
第4圖



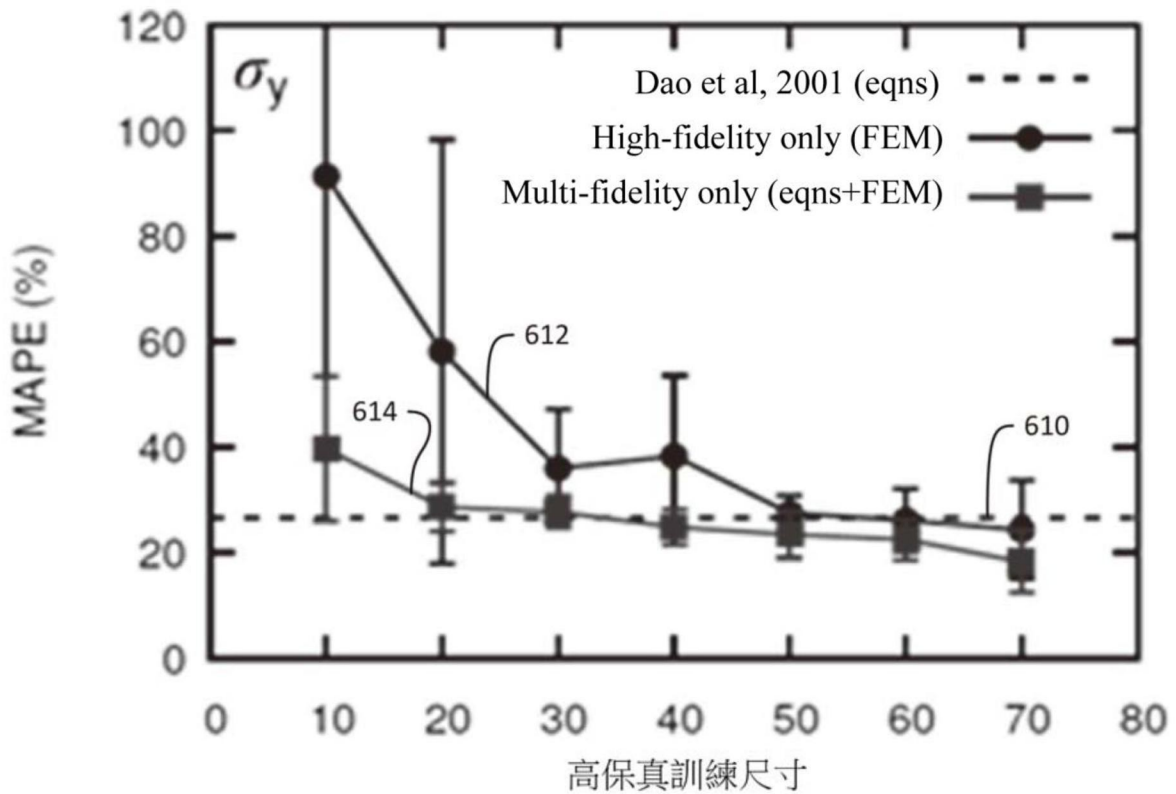
第5A圖



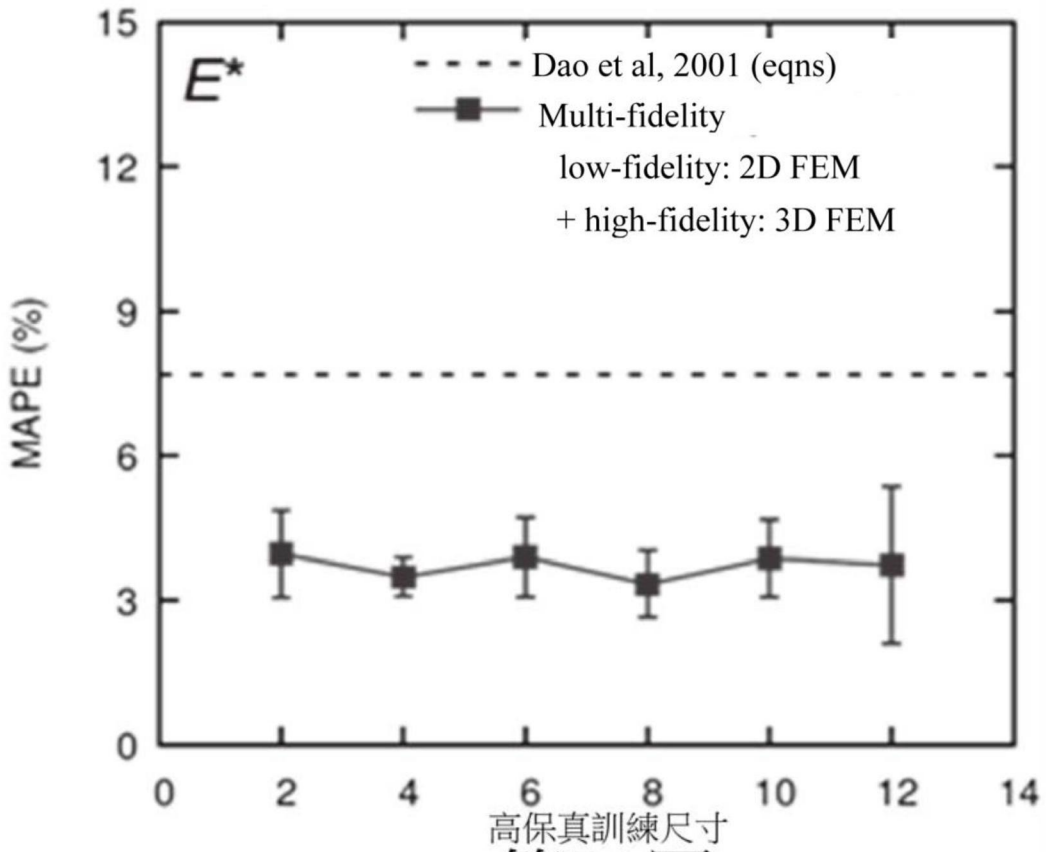
第5B圖



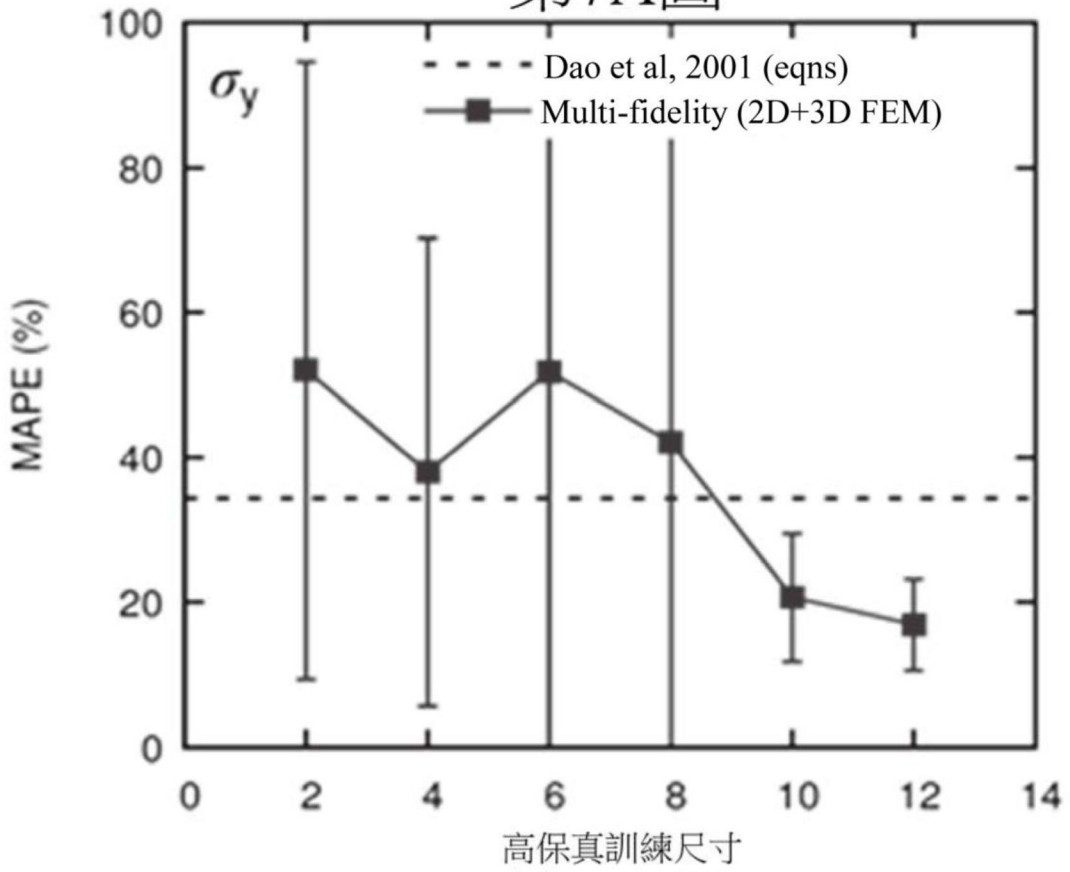
第6A圖



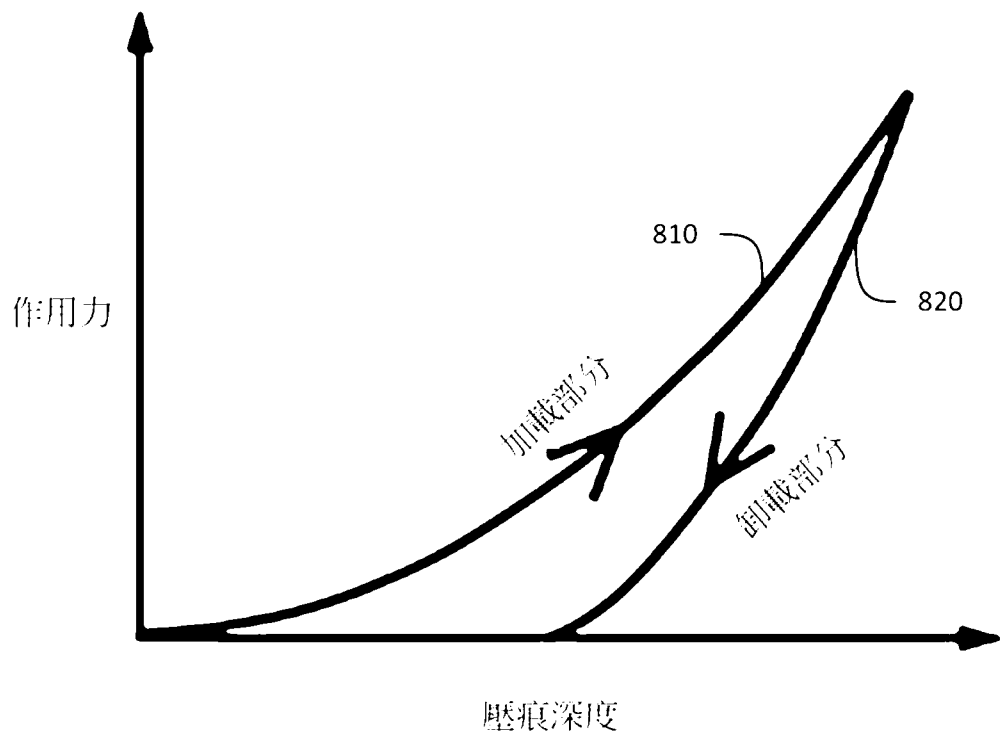
第6B圖



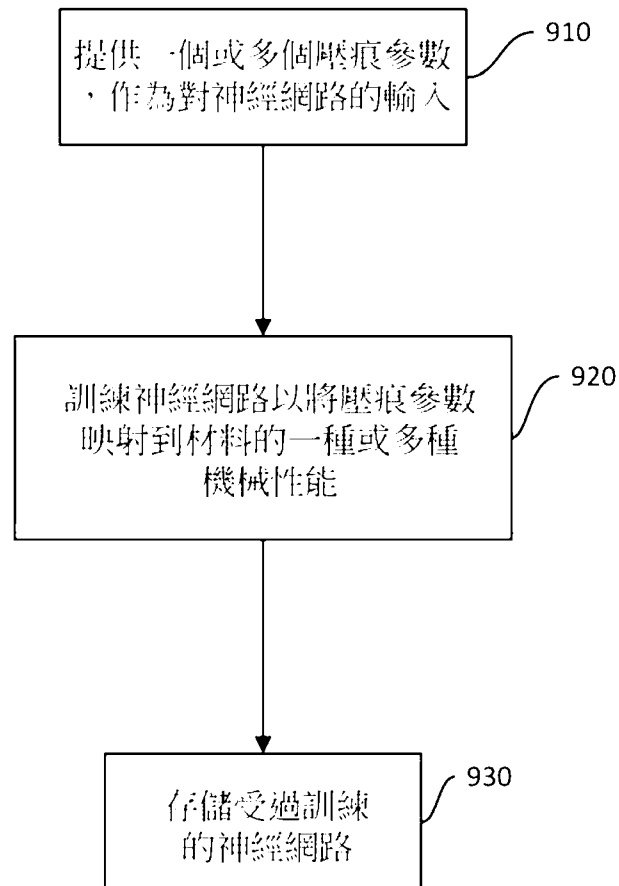
高保真訓練尺寸
第7A圖



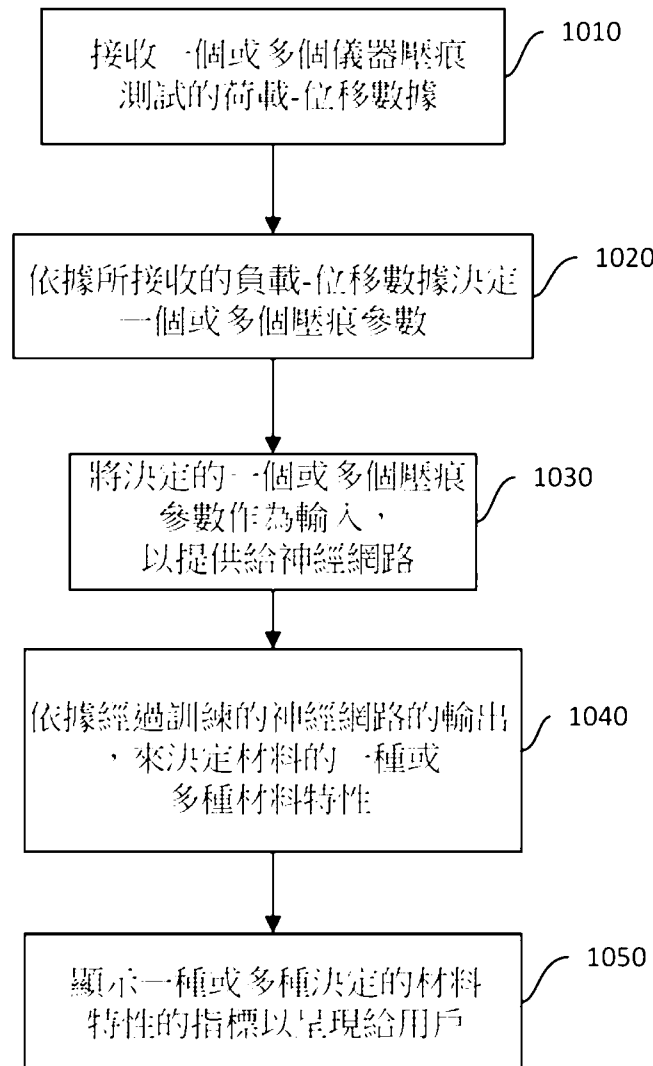
高保真訓練尺寸
第7B圖



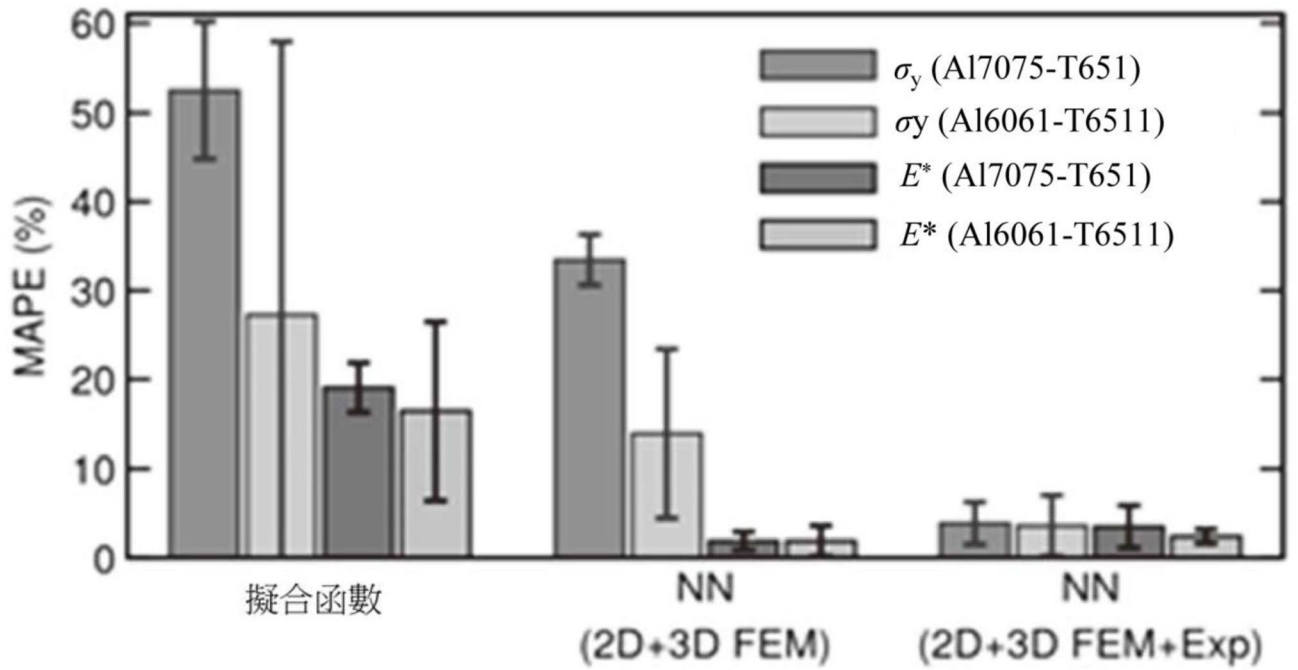
第8圖



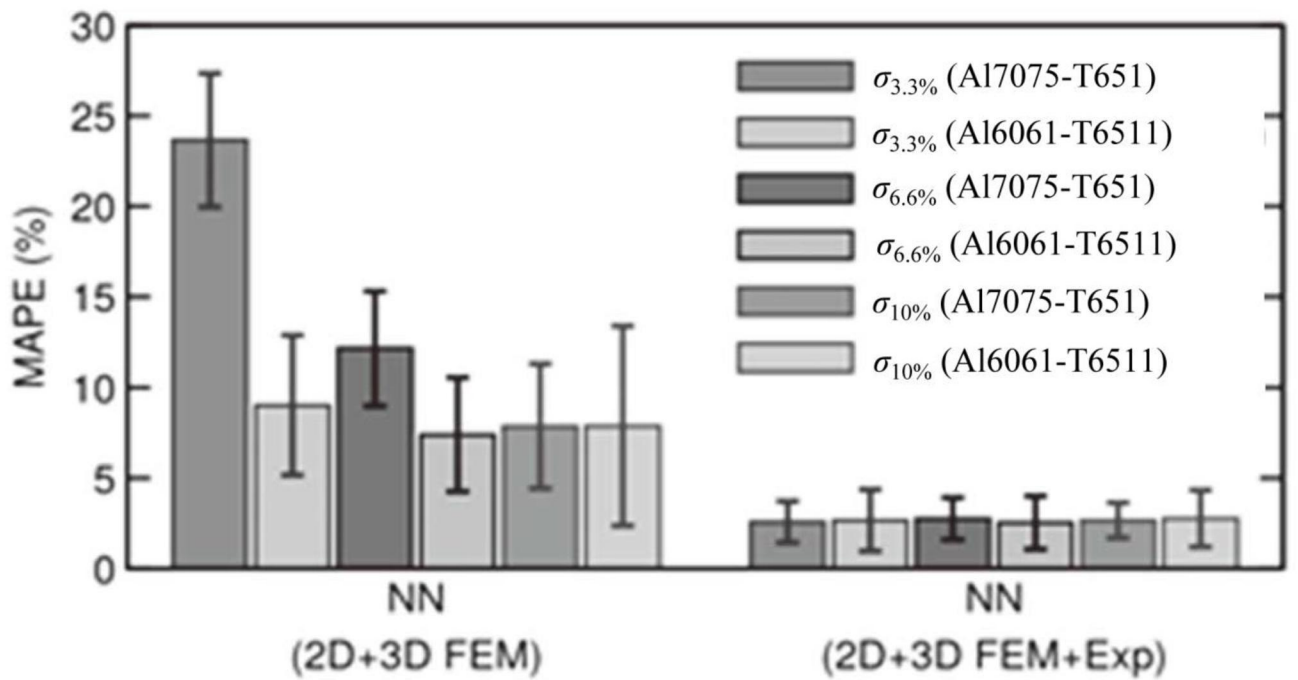
第9圖



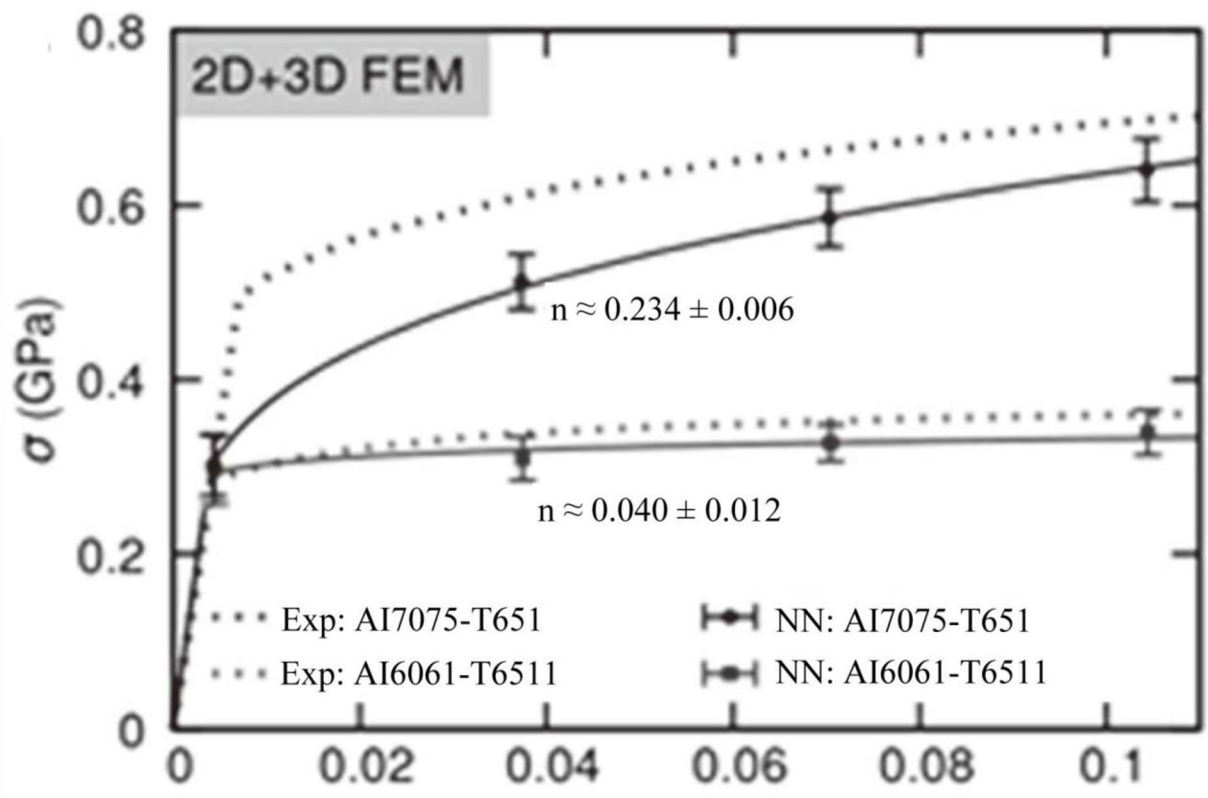
第10圖



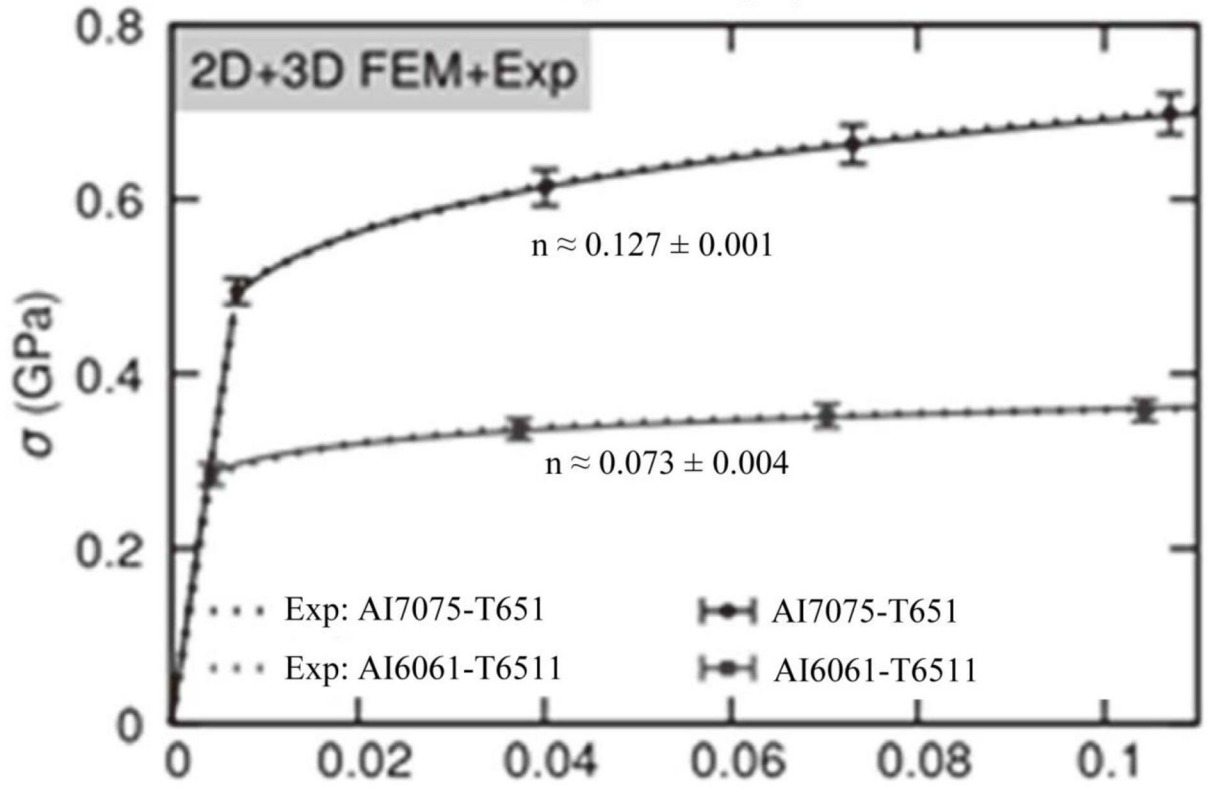
第11A圖



第11B圖

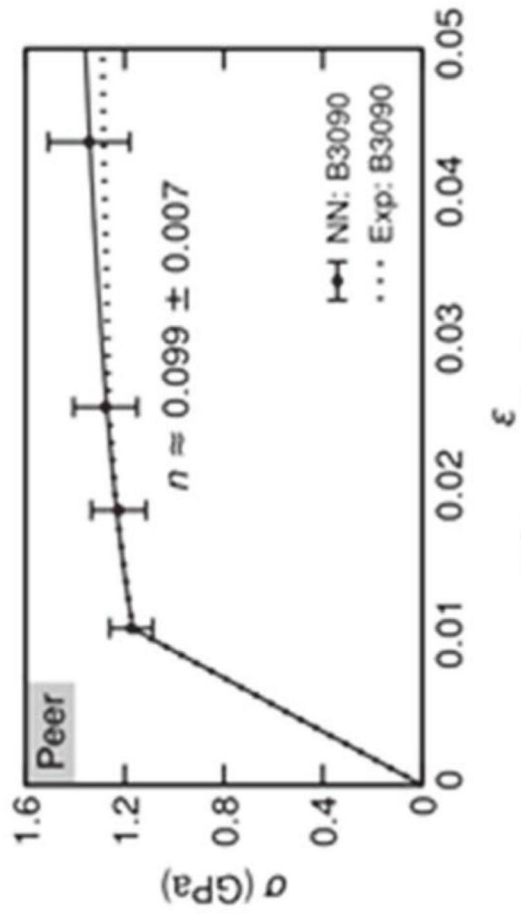
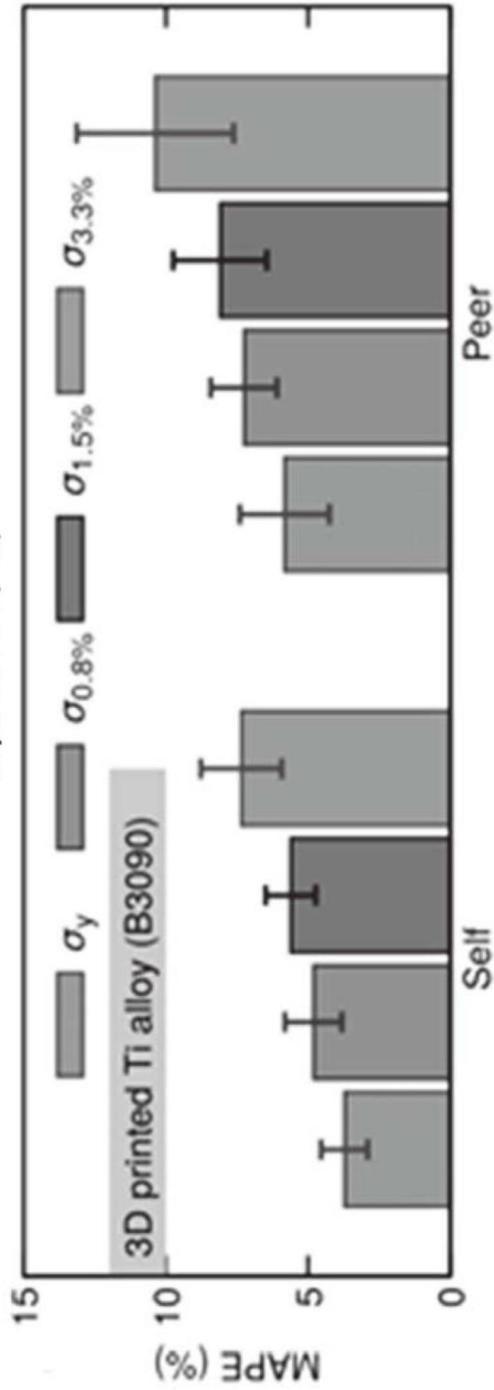


第12A圖

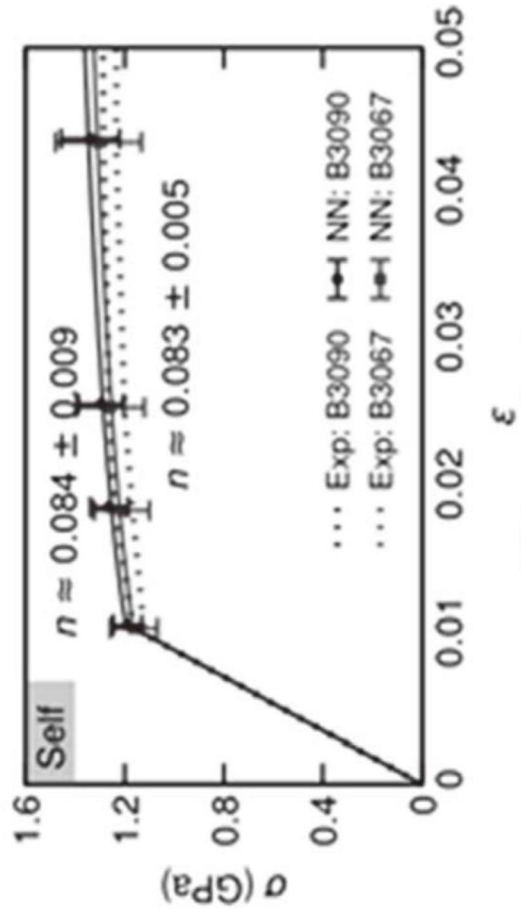


第12B圖

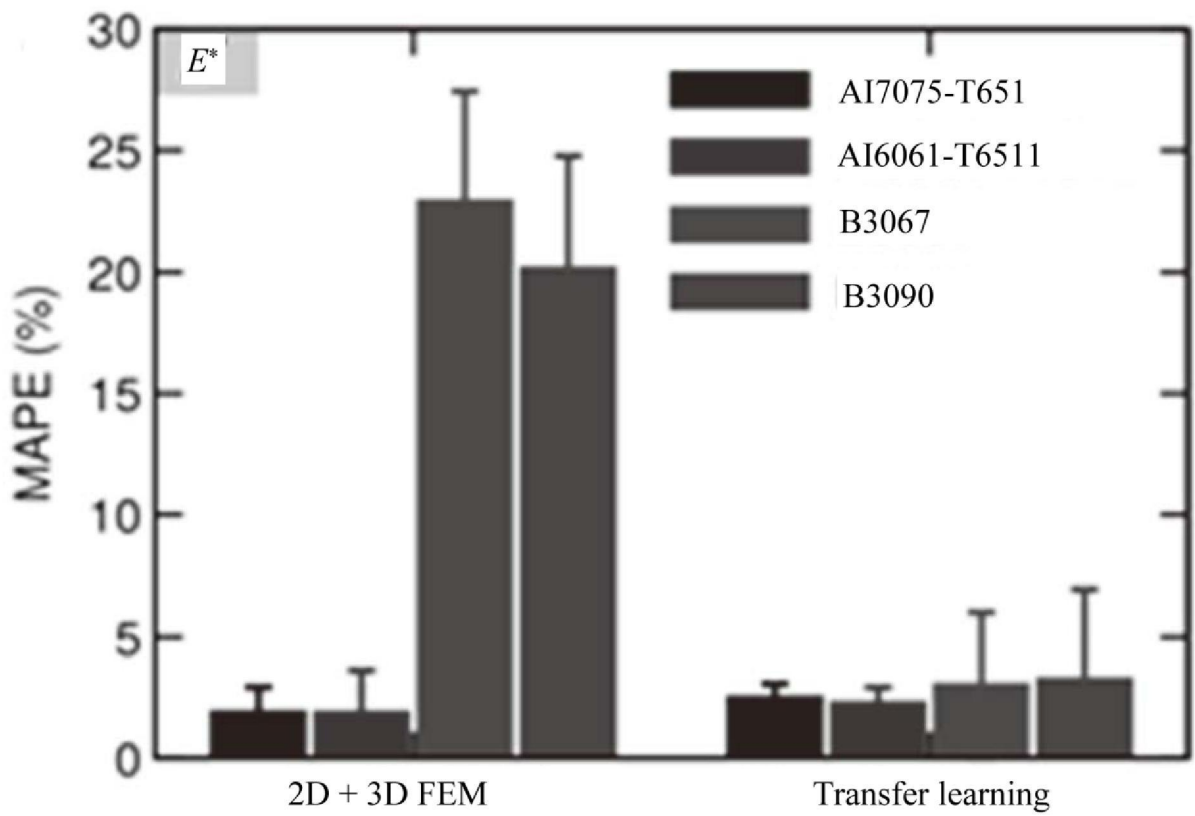
第13A圖



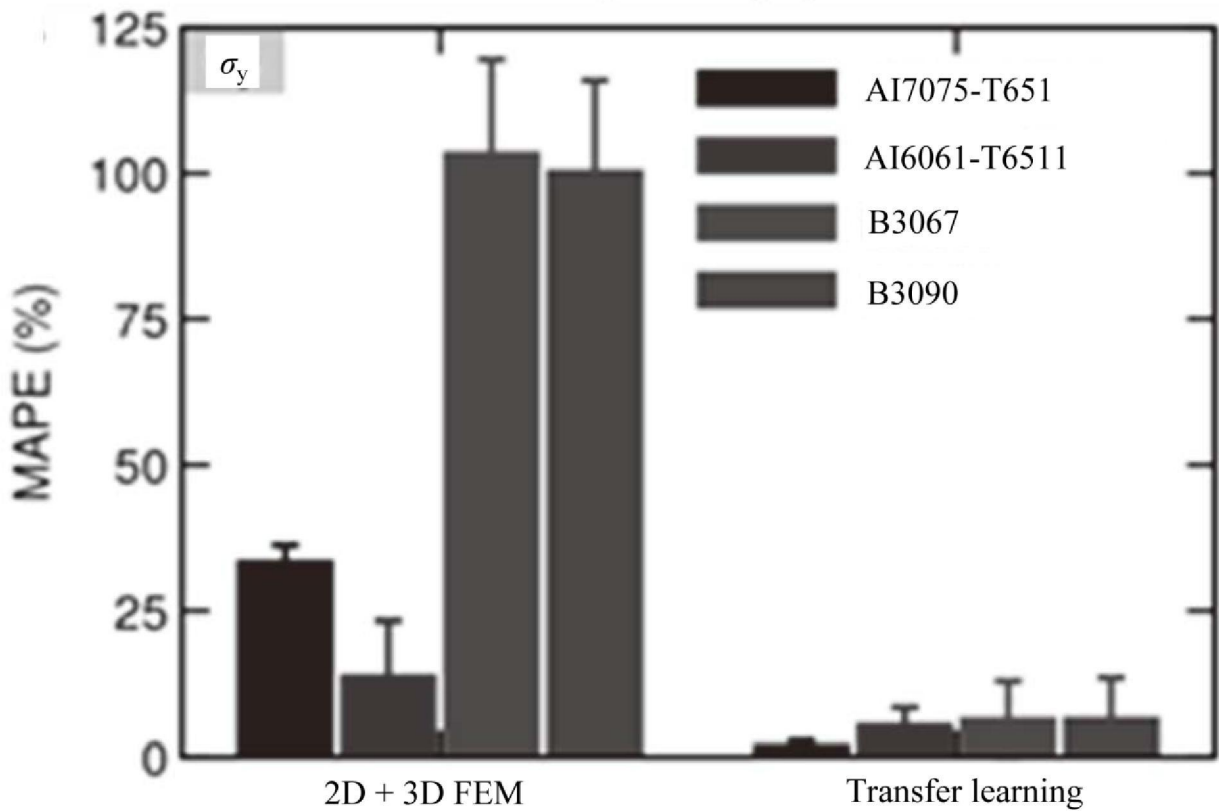
第13C圖



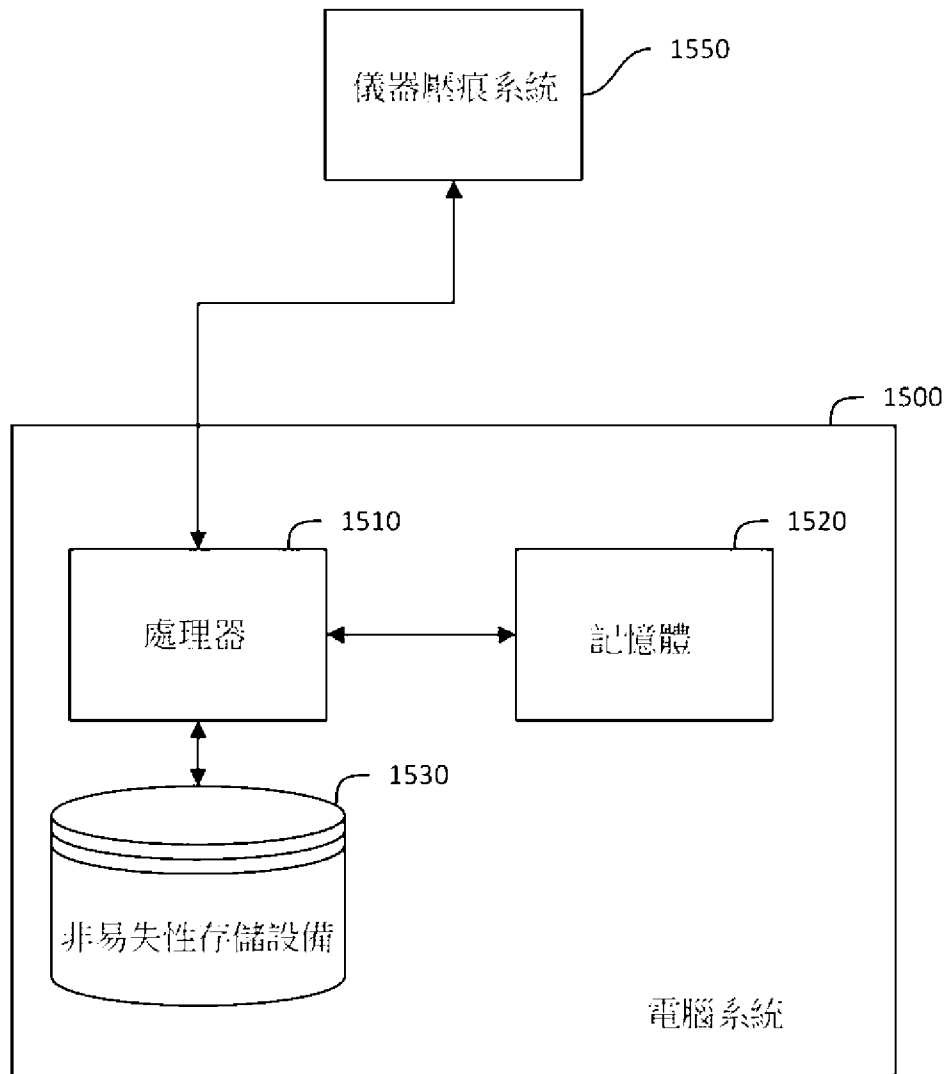
第13B圖



第14A圖



第14B圖



第15圖