



# 東華AI通訊報

雙月刊

發行 | 人工智慧辦公室  
連絡電話 | (03)890-3792

發行人 | 林信鋒  
傳真號碼 | (03)890-0225

主編 | 江政欽 編輯 | 林佩瑤  
網址 | <https://aioffice.ndhu.edu.tw>

## 【AI 科技萬花筒】

[達人分享：「當機器看懂文字後的智慧醫療應用」](#) ---- 1

[「AI 人才一定要很會寫程式？擁有兩大素養更重要」](#) -- 3

[「AI 人工智慧在現實世界中之具體應用」](#) ----- 3

[「AI 進軍考古學！深度學習演算法發現近 100 萬年前人類用火證據」](#) ----- 3

[「OpenAI 又有新突破了！看完 7 萬小時影片，AI 學會玩 Minecraft」](#) ----- 4

[「電動車、半導體、雲端運算爆炸性成長，三大主題掌握 AI 新科技發展趨勢」](#) ----- 4

## 【AI 元宇亮東華】

[亮點研發：「運動與人工智慧跨領域課程」經驗分享](#) --- 4

## 【AI 小學堂開講】

[《淺談機器學習的線性迴歸預測》](#) ----- 7

## 【AI 跨域徵人帖】

[《AI 台灣人工智慧學校-AI 人才媒合平台》](#) ----- 9

## 【AI 科技萬花筒】—達人分享】

### 《當機器看懂文字後的智慧醫療應用》

台北醫學大學 張詠淳副教授

近年來，隨著人工智慧浪潮席捲而來，讓全球產業興起巨大的變革。根據資誠(PwC Taiwan)[1]的調查，預估到 2030 年人工智慧將會對全球帶來 \$15.7 trillion(兆美金)的經濟規模，提升全球 26% 的 GDP。其中，人工智慧在醫療產業的發展更是近幾年中成長最快的，這反應了全球都期望透過人工智慧技術提升人類的健康福祉。有鑑於此，透過高品質的醫療資料打造智慧醫療服務成為全球醫療紛紛投入的重點研究項目，其中，又以非結構化的文字形式的報告資料受到重視。醫療人員對於病患的診斷與治療過程皆記載於電子病例中，這樣大量的文字資料則有如寶庫一般，透過自然語言處理(Natural Language Processing)技術將能進一步剖析，從中挖掘出有價值的臨床知識。接下來，我們將介紹本研究團隊近期自然語言技術於醫療場域的研發成果。

### 「自然語言處理技術用於癌症治療流程」

當病患與醫生在診間討論病況時，會產生大量的醫病對話資訊，本研究團隊首先針對這樣的醫病對話資料進行分析，使用臺北醫學大學附設醫院乳癌術後不適者的訪談紀錄，應用自然語言處理技術分析醫師與病人的問診對話內容，期望能找出改善前述狀況的方法(如圖 1 所示)。乳癌不只是全國婦女發生率第一的癌症，而且 4-56% 的患者也受乳房切除術後疼痛症候群所苦，甚至有 52% 的患者在 6 年後的追蹤調查顯示仍舊感到疼痛。這種屬於神經性病變，並非心理上的慢性沮喪也不是行為上的疾病，常被誤認是癌症復發；個別患者也以各自相異的疼痛形





IMIC III 公開資料集[2]，先串聯患者入出院資料及死亡日期來篩選諸如護理紀錄、出院病摘等文本。再藉由自然語言處理技術萃取關鍵的臨床敘述，讓長篇幅的報告內容能提綱挈領。最後，使用目前最先進的預訓練語言模型 BERT[3]來解讀萃取後的臨床紀錄，並進一步預測病患在出院後的死亡風險。經由實驗證明此關鍵病摘研究，不僅能夠提高模型在訓練期的學習表現，也可以高準確度預測病患離院後的存活風險。另外，應用注意力機制自動標註臨床紀錄的關鍵詞彙(如圖3所示)，能提供臨床決策者有意義且重要的資訊，有助於識別患者離院後的死亡風險，能及早調整相關醫療照顧之定期追蹤與治療計劃。

### 「透過自然語言處理技術來讀醫學報告與文獻」

人工智慧及大數據應用於公共衛生領域日漸蓬勃發展，尤其是從 COVID-19 全球疫情爆發以來，無論是判斷個人染疫與否，或是預測社區疫情傳播風險等等，人工智慧及大數據技術均適時地擔任抑制疫情風暴的重要角色。疫情傳染途徑之風險預測是超前部署的重要參考資訊，我們以自然語言處理技術及疫情大數據，從先前的類似研究登革熱一蟲媒傳染病一為基礎來針對 COVID-19 快速地開發出更精準的疫情風險預測模型。尤其，在全球關係緊密頻繁交流的情況下，端賴國與國之間的合作方能有效降低各種傳染病的流行廣度，但各國之間共享健康資訊的系統不一，各層分享資料的透明度也不同，如何建立國際傳染病監測的合作至關重要。ProMED 網站是全球專家學者策劃之流行病通報平台，每篇傳染病的通報文皆有一定可信度。於是，我們嘗試收集專家學者的系列通報文，運用自然語言處理技術來剖析與判別通報文內容，將自由文本格式 (free-text format) 的文件轉為結構化資料。於是，將近 30 年以上的資料變得清晰、明瞭，方便挖掘出更多風險傳播以及疾病擴散相關珍貴訊息。簡言之，我們的研究能夠將疫情大爆發的歷史文本以非人工的技術整理成結構化資料，用以提取關鍵資訊來建立風險預估模型。作為輔助現行或未來疫情發展的風險預測，也能擷取關鍵信息支援流行病監測的相關決策。

此外，考量到生物醫學研究的論文出版數量逐年增長，閱讀大量的文獻已對研究人員造成負擔。本研究團隊透過自然語言處理技術，從過載的資訊洪流準確地判別資料並完成系統化整理，提供研究人員更即時有效率地了解各類文獻提出的新方法及應用在實驗上的成效。我們的方法不但能從醫學文獻中辨識出生物命名實體(Bio-entity)並能找到此命名實體於資料

庫中對應的序號，並且進一步辨識出描述命名實體之間交互關係(Bio-interaction)的描述內容。

[1]資誠 (PwC Taiwan) 是 PwC 在臺灣之聯盟所，我們的使命是「營造社會誠信，解決重要問題」。PwC 的全球聯盟組織遍佈 156 個國家及區域，計有逾 295,000 名專業人員在世界各地致力於提供高品質的審計、稅務及顧問諮詢服務。

[2]重症監護數據庫 Johnson, A. E., Pollard, T. J., Shen, L., Lehman, L. W. H., Feng, M., Ghassemi, M., ... & Mark, R. G. (2016). MIMIC-III, a freely accessible critical care database. *Scientific data*, 3(1), 1-9.

[3]Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2018). Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*.

### 【AI 科技萬花筒】-AI 科技動態

#### 「AI 人才一定要很會寫程式？擁有兩大素養更重要」

<https://edge.aif.tw/ai-talent/>

連結產學界資源，培育 AI 及相關軟體人才，一直是 AIF 成立以來的重要工作。本次 AIF 在與電子時報合辦的「2022 AI EXPO」中，除了 AI 大環境的討論，更延伸至未來在產業應用、技術發展，以及不可避免的 Regulation 與 AI 倫理的挑戰，更不忘人才培育的重要。

#### 「AI 人工智慧在現實世界中之具體應用」

<https://udn.com/news/story/6871/5430229>

在 21 世紀的今天，AI 人工智慧的應用已漸漸滲透各行各業，究竟 AI 如何影響產業的生態？如何在行銷、金融、運輸、農業、醫療照護等等不同的領域大放異彩？本文作了一些歸類整理，發現原來 AI 已經深入我們的日常生活，可以說是無所不在。

#### 「AI 進軍考古學！深度學習演算法發現近 100 萬年前人類用火證據」

<https://psc.is/4auny4>

迄今全球只發現 5 個可追溯至 50 萬年前用火證據的遺址：南非 Wonderwerk 洞穴和 Swartkrans、肯亞 Chesowanja、以色列 Gesher Benot Ya'akov、西班牙 Cueva Negra。近日以色列研究團隊利用人工智慧演算法發現第六個證明人類用火痕跡的遺址，提出以色列舊石器時代晚期遺址有人類用火的證據。研究發表於《PNAS》。

## 「OpenAI 又有新突破了！看完 7 萬小時影片，AI 學會玩 Minecraft」

<https://pse.is/4b2bga>

AI 也會玩麥塊(Minecraft)了！微軟 OpenAI team 近期發表了一個成果，他們讓 AI 觀看 7 萬小時 youtube 影片後，學會如何玩麥塊。過去，AI 可以造出精緻複雜的文句，可以產製不存在的人臉，或者一張看似合理卻不太合理的照片，如一個騎著馬的太空人。但這些都還是比較簡單的輸入輸出演算，只要透過事先餵養大量資料，就可以學習而成。而開放世界的遊戲，包含複雜的操作指令，因此一直都是 AI 學習沒辦法突破的地方。

## 「電動車、半導體、雲端運算爆炸性成長，三大主題掌握 AI 新科技發展趨勢」

<https://pse.is/4a7p3e>

美國科技股經過修正後，近期打底反彈的趨勢，各國自 2025 年起將陸續禁售傳統汽車，迫使車廠面臨轉型，發展自駕型智慧電動車將帶動，上下游產業的表現。

## 【AI 元宇亮東華】- 亮點研究

### 《運動與人工智慧跨領域課程經驗分享》

資訊管理學系 侯佳利副教授

近年因為 Google 的 Alpha Go 在 2016 年順利打敗韓國的李世石、2017 年再度打敗中國大陸的柯潔，這兩位職業九段的圍棋世界棋王，加上電動車特斯拉的自動駕駛技術應用普及，讓人工智慧再度成為眾人津津樂道的主流顯學，大家紛紛期待人工智慧能解決人類各式各樣的難題。如果能讓各領域的學生都能對人工智慧相關技術有更多的認識，將能避免不當的過度樂觀期待或對於未知技術產生過多的恐慌，更加上教育部鼓勵各種跨領域整合的課程，因此由資訊管理學系副教授侯佳利博士邀請體育中心講師江正發博士，共同著手運動與人工智慧跨領域結合的課程規劃與設計，並順利在 110 學年度第一學期第一次開設兩學分的「運動與人工智慧」通識課程。

由於課程包含運動領域及人工智慧領域，並要達到跨領域的效果，因此定位為運動為主而人工智慧為輔的主軸，由江正發博士介紹超慢跑、籃球、羽球、自行車等運動，侯佳利博士介紹人工智慧在這幾個領域的應用，並共同解說運動時配戴相關智慧穿戴裝置所能協助測量運動表現，以及背後的原理。最後並選定江老師的專長羽球作為深度解析的個案，讓同學深度

體驗人工智慧技術怎麼樣提升運動的成效。課程結合理論、實作、實驗、自主練習、討論省思、專家講座、案例分析等方式，上課地點並包含線上、教室、體育館、戶外等，讓同學可以從練習和實作中體驗人工智慧技術於體育活動中的應用。

另結合延遲到 2021 年舉行的 2020 東京奧運活動介紹，向同學們解析這場資訊科技與體育競技高度整合的殿堂級精采活動，從前期準備、場館維運與管理、運動員訓練、現場轉播、開閉幕表演和各場館表演，無不展現兩者跨領域的高度整合。東京奧運競賽期間的安全維護方面，運用 AI 取代人工辨識進行大量的通關人臉辨識達到快速通關識別與安全監控的目的。在運動競賽方面，則利用 3D 運動員追蹤技術 (3D Athlete Tracking, 3DAT) 加速處理分析動作協助判決、應用高架高速攝影追蹤與 AI 加速處理分析，提供競賽場上即時的運動員表現。

男子羽球雙打金牌戰王齊麟及李洋兩位選手精彩的終局壓線球電腦鷹眼判定畫面，如圖 4 所示，這個關鍵勝利鼓舞了每一位國人，也讓判定畫面衍生出眾多熱銷相關產品，重點是這個判定畫面並非錄影實況回放，而是鷹眼系統透過電腦模擬產生的動畫。



圖 4 麟洋配終局壓線鷹眼判斷圖

資料來源：愛爾達體育 1 台轉播畫面

電腦鷹眼系統為人工智慧電腦視覺與運動結合成功的顯著實例，鷹眼用於國際賽事判定首見於 2001 年的英國板球賽事，發明人為英國人 Paul Hawkins，很有巧思的玩了姓氏梗將系統命名為 Hawk-Eye，比喻系統擁有如鷹般銳利準確的動態視覺。由於板球賽事冗長，步調緩慢且常在夜間舉行，一場球賽動輒兩三個小時，極度考驗球審的專注力和判斷力，因此發展了電腦人工智慧裁判系統。鷹眼電腦裁判系統於 2001 年首



度登場時是透過 6 台高速攝影機，結合電腦視覺系統有效記錄分析球的飛行軌跡，並且進一步建立 3D 模型，動態模擬還原球的運行軌跡和落點，系統誤差值為 3.6 mm，方便球賽發生爭議挑戰時能還原比賽狀況。2006 年美國網球公開賽正式認可鷹眼系統協助裁判解決現審判定爭端。目前電腦鷹眼系統已廣泛應用在網球、排球、板球、羽球及足球等國際賽事中執法。

因此本課程也帶著同學實際到體育館體驗羽毛球運動和智慧羽球拍，並且透過攝影機錄下同學的動作結合電腦視覺，如圖 5 所示捕捉骨架節點紀錄揮拍動作和羽球軌跡，並將著手開發智慧輔助教練系統，透過電腦視覺與人工智慧，協助學生校正姿勢和動作細節，讓學生可以拍下自主學習、自主練習的影片，並經由電腦系統協助評分同學的練習成果，並提升自主訓練的成效。



圖 5 捕捉同學揮拍骨架和軌跡

在運動場上，人工智慧已廣泛的應用於高強度競技運動項目中，應用的範圍諸如賽前的輔助訓練與運動傷害的預防、賽中的動作分析、賽後的動作姿態調整等應用面向。在賽前的輔助訓練方面：日本柔道選手高藤直壽利用 AI 技術分析超過 4000 名選手進攻的招數、技巧、優劣勢以及何時進攻、何時該防守、如何抓住對方的道服等大數據，提供教練與選手進行演練應對策略，最終在東京奧運會上奪得金牌。

國內在 2018 年始在智能化運動訓練邁開步伐，提出 AI 愛棒球之研究計畫，協助提升我國棒球運動之國際競爭力。也針對羽球運動項目進行「AIOT 智能羽球訓練模式」研發，期望在智能化技術導入運動訓練能提供更有效率與更精準的訓練，幫助我國選手再創佳績。為因應此運動智能化訓練之趨勢，

本課程規劃培養修課同學熟悉基本的運動作技能，且了解 AI 於不同運動項目之訓練，期望透過跨領域的結合培養學生跨領域的知能與技能。



圖 6 學生使用智慧球拍練習擊球，App 顯示揮拍相關數據

如圖 6 及圖 7 所示，在課堂中融入具有智慧物聯網技術的智慧羽球拍、配合手機 APP，再額外建置的電腦視覺分析等多元的資訊技術與設備，提供學生接觸 AI 與實踐於運動領域的機會。課程中也將運動與 AI 人工智慧、VR 虛擬實境及電腦視覺等資訊技術整合，完成這一門跨領域的課程，順利提供通識課程學生認知人工智慧技術輔助運動訓練，提升競賽成績表現的精準化智慧訓練模式，同時啟發學生對於智慧化運動的創新思維。透過本課程培養學生具備跨領域素養，擴展智慧化運動產業參與人口，提高跨領域競爭能力。



圖 7 電腦視覺捕捉羽球的位置和軌跡

在共同研究智慧與球拍的過程，也發現這個領域國內有兩組領先的研究群正在進行相關研究，其中成大的團隊由電

機系主導，而陽明交大的團隊則由資訊工程系主導，因此比較偏向資訊技術的研究方式。本課程也積極邀約兩個先進團隊的前輩進行演講，讓學生可以瞭解相關研究，更能瞭解運動與人工智慧的跨領域是合作非常有潛力的，東華團隊幸運的同時結合體育專長與資訊專長，能夠快速吸收相關知識促進跨領域專長的磨合。



圖 8 邀請成大電機江維鈞教授進行演講

如圖 8 所示，本課程邀請國立成功大學電機學系江維鈞助理教授進行「打造 AI 智能羽球教練」的講座，成大的團隊與勝利球拍合作，開發智慧羽球拍，捕捉高速的揮拍姿勢、角度等相關數據及軌跡，協助球員能更好的訓練與調整姿勢。如圖 9 所示，也邀請了國立交通大學資訊科學與工程研究所易志偉副院長進行「From CoachAI to CoachBox - 電腦視覺於羽球運動的應用」演講，陽明交大團隊的研究主要以電腦視覺為主，捕捉球的運動軌跡，建構輔助羽球教練的系統。兩個團隊的研究都非常傑出，也很樂於指導東華的相關合作研究，雙方進行了良好的交流。



圖 9 邀請陽明交通大學易志偉副院長進行演講

另外也如圖 10 及圖 11 所示，向同學們展示了捷安特的 Giant FAST SR-E+ 智能移動電動自行車，並且讓同學體驗騎乘的感受，該自行車具有中置電動馬達與人工智慧系統，能夠於騎乘者踩踏時提供助力，依照不同地形、踏頻和力道提供智慧協助，並且可以透過偵測適時地提供助力，避免長途騎乘最容易造成的膝蓋受傷，但並不會在未踩踏時輸出功率，因此可以確保運動效果，又可以達到必要的輔助和保護效果。最後由每位同學透過實際騎乘體驗輔助馬達的運作，瞭解智慧技術的應用成果。



圖 10 解說智慧輔助自行車



圖 11 同學輪流體驗智慧自行車

兩位老師藉由這門課的規劃和運作，建立了默契和持續跨領域合作的興趣，共同申請了教育部教學實踐研究計畫，並獲得學校先導計畫的補助，持續在運動與人工智慧的領域展開教學與研究的雙贏模式。



【AI 小學堂開講】

《淺談機器學習的線性迴歸預測》

通識中心 陳文盛助理教授

我們上一期提到簡單線性迴歸就是日常生活中提到的趨勢的概念。其中的趨勢其實就是一條直趨勢方程式。趨勢線(如圖12),其中 A(2,1),B(3,2),C(4,2) 為已知的資料,圖中的 Fit Line 就是我們的趨勢線,而藉由趨勢線我們就能用來預測其他各種不同的 x 值應該會有什麼對應的 y 值了。

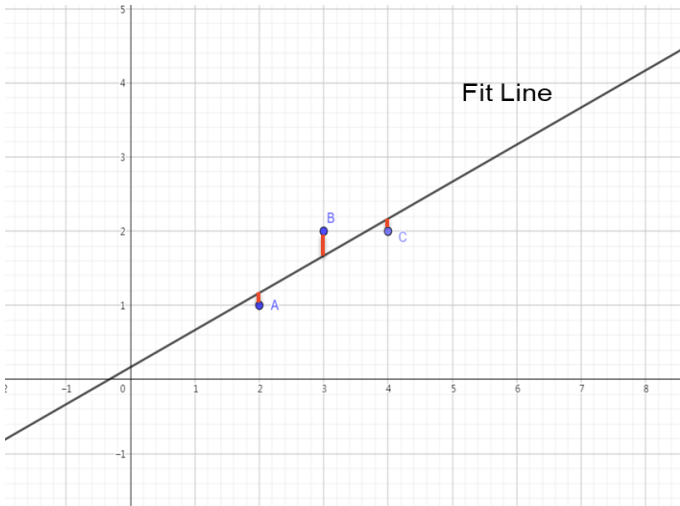


圖 12 簡單線性迴歸的趨勢線

不同的趨勢線預測效果也就不同,我們可以用一個成本函數(Cost Function)訂定一個判別趨勢線的好壞,假設在  $x_1$  (A 點)、 $x_2$  (B 點)、 $x_3$  (C 點) 三點的實際 y 值分別應為  $y_1$ 、 $y_2$ 、 $y_3$ , 而趨勢線預測值則為  $\hat{y}(x_i) = mx_i + b$  其中  $i = 1, 2, 3$ , 因此可得三點的累計總誤差為

$$\text{總誤差} = (\hat{y}(x_1) - y_1)^2 + (\hat{y}(x_2) - y_2)^2 + (\hat{y}(x_3) - y_3)^2$$

而成本函數  $J(m, b)$  則可訂定為平均誤差函數

$$J(m, b) = \frac{1}{2 \cdot n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}(x_i) - y_i)^2 = \frac{1}{2 \cdot n} \sum_{i=1}^n ((mx_i + b) - y_i)^2$$

其中  $n$  為實際值個數, 本例中  $n$  應為 3。當趨勢線的  $m$  和  $b$  值代入成本函數得到越小的值, 也就代表預測誤差越小, 所以要找到好的趨勢線來預測就得找出可以讓成本函數越小的  $m$  和  $b$  值, 此稱為成本函數最小化 (Cost Function Minimization)。有個可讓我們有系統地找出  $m$  和  $b$  值方法稱為梯度下降法 (Gradient Descent), 讓我們先用圖 13 來呈現  $m$  和  $b$  對成本函數值變化影響。因為成本函數是使用誤差的平

方作為判別的標準, 所以成本函數的變化曲線會形成拋物線的二次曲線。

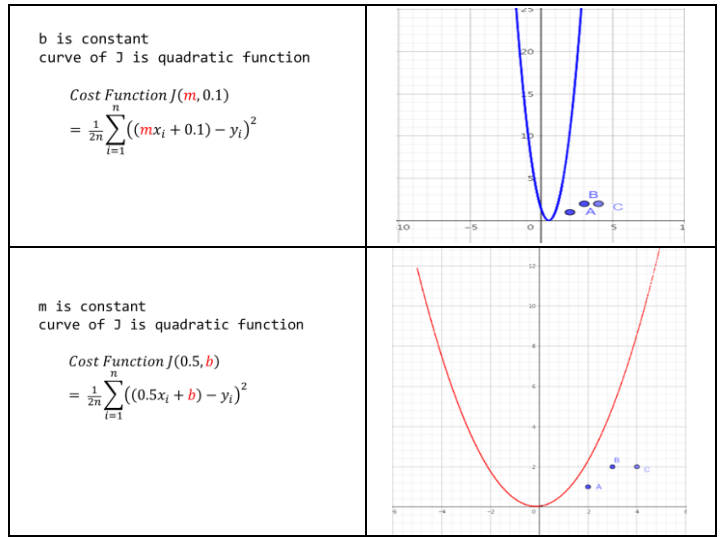


圖 13 成本函數參數個別變化

若利用三維圖形呈現  $m$  和  $b$  對成本函數  $J$  的影響, 此拋物線形狀就延伸成為類似地形中的山峰山谷(如圖 14), 我們可以看到成本函數的最小值就是在谷底, 也就是我們只要沿著下坡的方向走, 就會慢慢走到凹谷處而得到低的成本函數值, 也就可以得到低的預測誤差。

$$\text{Cost Function } J(m, b) = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^n ((mx_i + b) - y_i)^2$$

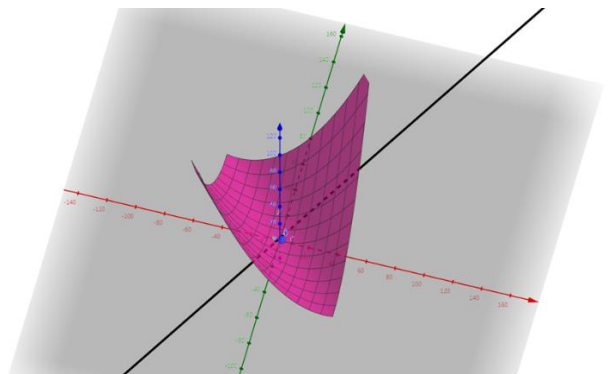


圖 14 成本函數之三維圖形

為了朝下坡方向走, 我們要先瞭解一下二次函數的「斜率」(如圖 15)。直線的斜率 (slope), 是描述與度量該線「方向」和「陡度」的數字, 常用  $m$  表示。  $m = \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} = \frac{\Delta y}{\Delta x}$ 。圖 15 中  $P_1$ ,  $P_2$  是二次函數曲線上的點, 而  $A$  是  $P_1$  切線上的點。  $P_1$ ,  $A$

兩點的斜率  $m = \frac{dy}{dx}$ 。P1, P2 兩點的斜率  $m = \frac{\Delta y}{\Delta x}$ ，此斜率在任意  $x$  軸位置都是固定的。但是，由圖 15 中可以看出一個二次函數曲線  $y = f(x)$  不是直線，所以在不同的  $x$  軸處移動相同的距離，其  $y$  軸數值變化是不相同的，也就是  $x$  軸不同位置的斜率不一定相同，我們可以用  $\alpha(x)$  來表示在  $x$  位置上的斜率。因為我們的目的是要在二次函數曲線上移動，因此我們要有一個可以快速計算  $y$  軸數值變化的算式。因為直線方程式可以快速計算  $y$  值變化量  $dy = m * dx = m * \Delta x$ 。觀察圖 15 我們若假設在  $x$  軸移動的動量  $\Delta x$  非常小，則 P2 和 A 點將會幾乎重疊（見圖 16），也就是 P1, P2 兩點的斜率會幾乎等於 P1, A 兩點的斜率，因此我們就可以利用 P1 切線的斜率快速計算二次函數曲線上  $y$  軸的數值變化幾乎為  $dy = \Delta y = \alpha(x) * \Delta x$ ，如圖 16 所示，所以我們可得  $f(x + \Delta x) = f(x) + \alpha(x) * \Delta x = y + \alpha(x) * \Delta x$ ，這是一個可以用斜率乘上位移來逼近函數值增量的簡易方法。

如前面提到函數值增量逼近法所述，所以當  $m$  值移動量為  $\Delta m$  時，成本函數的計算可用下式逼近(如圖 17)

$$J(m + \Delta m, b) = \alpha(m) * \Delta m + J(m, b)$$

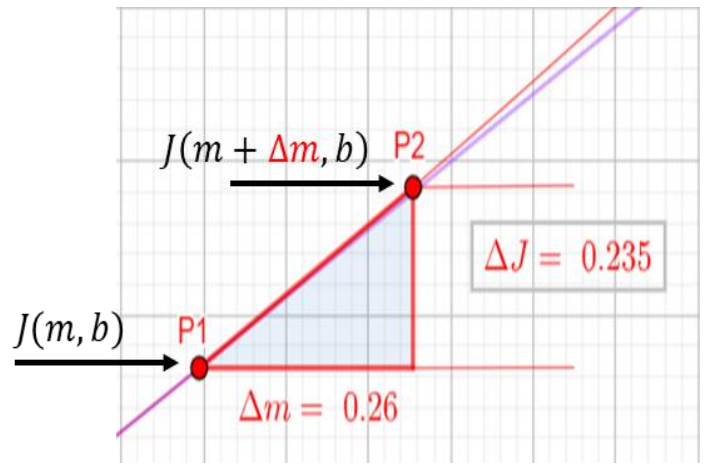


圖 17 成本函數參數  $m$  為變數而  $b$  為常數時的切線斜率

同理，若令  $m$  為常數而  $b$  為變數，則成本函數切線斜率應為  $\alpha(b) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((mx_i + b) - y_i)$ ，所以  $b$  移動量為  $\Delta b$  時成本函數的值可以下式逼近(如圖 18)

$$J(m, b + \Delta b) = \alpha(b) * \Delta b + J(m, b)$$

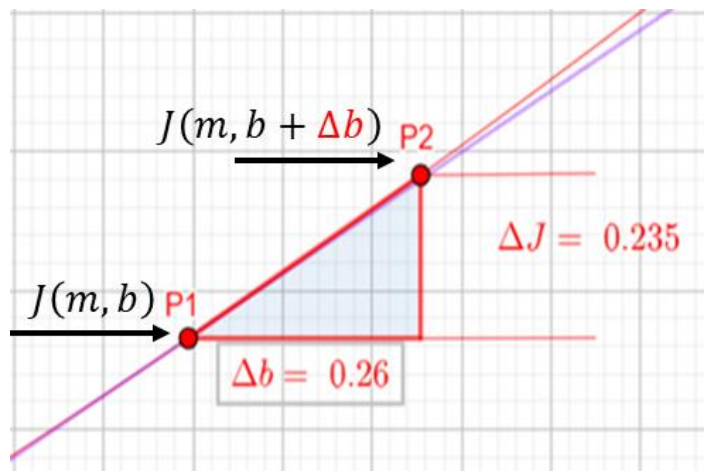


圖 18 成本函數參數  $m$  為常數而  $b$  為變數時的切線斜率

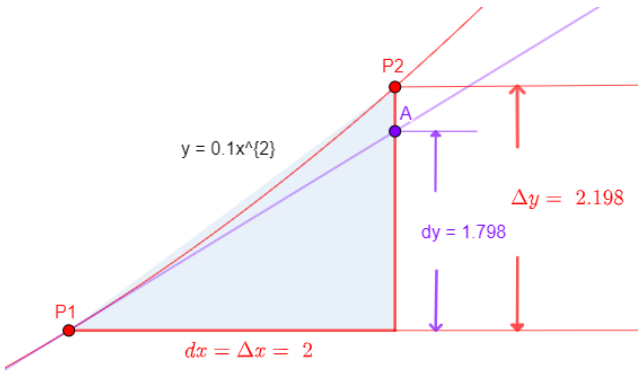


圖 15 二次函數的實際斜率

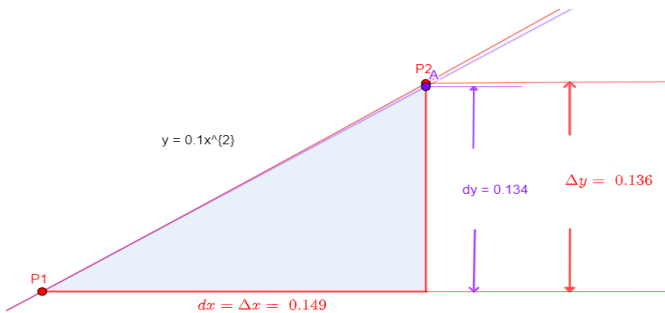


圖 16 二次函數的近似斜率

我們在微積分學過二次函數  $y = f(x) = (ax + b)^2$  的切線斜率為  $\alpha(x) = 2a(ax + b)$ （證明參見附錄 1）。所以，若假設成本函數  $J(m, b) = \frac{1}{2+n} \sum_{i=1}^n ((mx_i + b) - y_i)^2$  中的  $m$  為變數而  $b$  為常數，其切線斜率應為  $\alpha(m) = \sum_{i=1}^n ((mx_i + b) - y_i) x_i$ 。

前面提到成本函數的最小值是在谷底，所以我們只要不斷將參數往函數圖形中的下坡方向移動調整就可往預測誤差最小的方向邁進，這就是梯度下降法(如圖 19)，而下坡方向剛好是與函數切線斜率相反的方向(二者正負號相反)，因為依據  $f(x + \Delta x) = f(x) + \alpha(x) * \Delta x$ ，若要讓  $x$  移動了  $\Delta x$  後得到更小的  $f$  函數值，代表  $\alpha(x) * \Delta x$  必須為負值才能讓  $f(x + \Delta x) \leq f(x)$ 。所以，如果切線斜率  $\alpha(x)$  為正（如圖 19 中最低點右方的斜率均為正），則我們應該讓  $\Delta x$  為負（朝左方調整），反之若  $\alpha(x)$  為



負(如圖 19 中最低點左方斜率均為負),則 $\Delta x$ 應要為正(朝右方調整),依此規則不斷持續調整  $x$  直到 $\alpha(x) * \Delta x$ 接近0 時就代表已經抵達斜率為 0 的凹谷點而可停止調整了。因此,要得到最佳趨勢線的  $m$  和  $b$  值,我們可以不斷地以 $\Delta m$ 和 $\Delta b$ 調整量來調整  $m$  和  $b$  值,並確保 $\Delta m$ 和 $\Delta b$ 與切線斜率 $\alpha(m)$ 及 $\alpha(b)$ 反號即可,亦即調整  $m$  和  $b$  參數的公式為:

$$m_{new} = m_{old} + \Delta m = m_{old} - \eta * \alpha(m_{old})$$

$$b_{new} = b_{old} + \Delta b = b_{old} - \eta * \alpha(b_{old})$$

其中 $\eta$ 就是前期介紹 Google 的 Teachable Machine 模型訓練中進階 (Advanced) 視窗中的學習速率 (Learning Rate) 參數,用來控制梯度下降法中的參數調整量的大小,必須設定為一個很小的正數值(例如 0.01),避免一次調整量太大而違反我們先前要滿足做斜率值近似估算時移動量必須很小的假設,也可避免在即將抵達凹谷最低點時因調整量過大而在最低點附近前後左右飄移不定的現象。

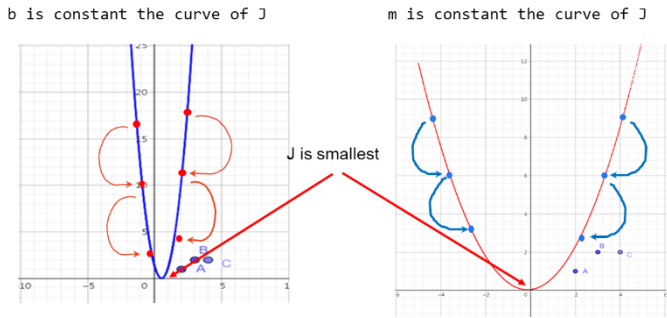


圖 19 梯度下降法

人工智慧中深度學習的神經網路可以自動學習使其能完成許多神奇的工作任務,在網路中有成千上萬的參數遠比線性迴歸模型複雜許多,但其自動學習方法也還是得靠著梯度下降法來漸進調整參數。瞭解人工智慧模型參數背後的數學知識將有助於進一步瞭解你所使用的模型,也許將讓你更有潛力設計更聰明的人工智慧模型。

附錄 1.

$y = f(x) = (ax + b)^2$  的切線斜率

- $y = f(x) = (ax + b)^2$
- $\alpha(x) = \frac{\Delta y}{\Delta x} = \frac{f(x+\Delta x) - f(x)}{(x+\Delta x) - x} = \frac{(a(x+\Delta x)+b)^2 - (ax+b)^2}{(x+\Delta x) - x}$
- $\alpha(x)$  的分子前項 $= (a(x + \Delta x) + b)^2$   
 $= a^2(x + \Delta x)^2 + 2a(x + \Delta x)b + b^2$

$$= a^2(x^2 + 2x\Delta x + \Delta x^2) + 2abx + 2ab\Delta x + b^2$$

$$= a^2x^2 + 2a^2x\Delta x + a^2\Delta x^2 + 2abx + 2ab\Delta x + b^2$$

$$= a^2x^2 + 2abx + b^2 + 2a^2x\Delta x + 2ab\Delta x + a^2\Delta x^2$$

- $\alpha(x)$  的分子末項 $= (ax + b)^2 = a^2x^2 + 2abx + b^2$
- 故 $\alpha(x) = \frac{(a(x+\Delta x)+b)^2 - (ax+b)^2}{(x+\Delta x) - x} = \frac{2a^2x\Delta x + 2ab\Delta x + a^2\Delta x^2}{\Delta x}$   
 $= 2a^2x + 2ab + a^2\Delta x$ 。若  $\Delta x$  非常小則  $\Delta x$  可以忽略不計而得到  $\alpha(x) = 2a^2x + 2ab = 2a(ax + b)$

【AI 跨域徵人帖】

【台灣人工智慧學校-AI 人才媒合平台】

<https://jobs.aiacademy.tw/>



此徵才服務由台灣人工智慧學校提供,學校從 2018 年成立至今,目前已有 8000 位學員,其目的以培育人才做為切入點,希望在這個關鍵時刻扮演革命者的角色,為台灣的科技創新生態系統注入一股新的活水。

網站提供 AI 相關產業刊登職缺,包含資料科學家、資料視覺工程師、機器學習工程師等職位,有興趣的同學可以藉由本網站搜尋相關職缺,參考職缺應徵條件及工作內容。