

PetLife: 毛小孩生活智慧屋 專題期末報告

賴聯福/馬凱文/陳筱媛/李品德/陳煒庭

國立彰化師範大學資訊工程學系

500彰化市進德路一號

Email: lflai@cc.ncue.edu.tw

摘要

本專題使用深度學習與專家系統來開發一個寵物資訊整合網站，其主要功能包括：(1)建立一個寵物資訊整合網站，整合各種寵物的領養與飼養資訊。(2)利用深度學習將領養網站之動物照片進行品種分類，再依據使用者偏好來精準且快速地推薦適合之寵物。(3)利用爬蟲擷取寵物醫療資訊進行分析統整，並撰寫 CLIPS 建立寵物醫療專家系統，使用者輸入寵物症狀後能得出相對應的疾病診斷建議，輔助飼主判斷或即時作出處理。(4)結合 Google Map 取得使用者所在位置，可顯示附近公園或寵物商店的資訊，使用者選擇前往目的地後作出路線規劃。(5)根據個人寵物不同的品種和年齡狀況，以及使用者在網站上的操作情形進行篩選和統整，找出適合個人飼養寵物的食譜進行推薦。

關鍵詞：協同過濾、網路爬蟲、深度學習、專家系統

Abstract

This project uses Deep Learning and Expert System to develop a integrated website of pet information. Its main functions include: (1) Establish a integrated website of pet information to integrate various pet adoption and breeding information. (2) Use Deep Learning to classify the animal photos of the adoption website, and then recommend the pets that are suitable and accurate according to user preferences. (3) Use Crawler to capture pet medical information for analysis and integration, and write CLIPS to establish a pet medical Expert System. After entering pet symptoms, the users could get corresponding disease diagnosis suggestions to assist the owner to judge or make immediate treatment. (4) Get the user's location in combination with Google Map, which could display the information of nearby parks or pet stores. The user could choose the destination and make a route planning. (5) According to the different breeds and ages of individual pets, as well as the user's operating situation on the website, they are screened and integrated to find recipes suitable for personal pet breeding and recommend them.

Index Terms: Collaborative Filtering, Crawler, Deep Learning, Expert System

一、緒論

動物保護法修正案公布施行後，2017年2月6日公立動物收容所零撲殺正式上路，然而在實行一年後，全國公立動物收容所的認領養率反而下跌一成四。農委會畜牧處動保科江文全科長提出統計數據證實，2017年全年12個月份的認領養率幾乎都在八成以上，最高達到93.48%，平均82.5%；但是2018年1月到6月的認領養率反而下降到平均68.53%，因此，多元化認領養措施成為一個重要課題[1]。對於有意認領養的飼主，尤其是新手而言，經常會遇到下列問題，而造成認領養的意願降低。

1. 網路上的飼養資訊分散不全，各網站專精於自身業務內容，缺乏系統整理。飼主領養寵物後，遇到寵物飼養相關問題經常無所適從。

2. 領養網站上的動物資料通常只有照片，無法清楚得知其品種，飼主需要瀏覽眾多網站的大量照片，才能找到喜好的寵物。如此需要耗費大量時間和心力，會降低飼主認領養的意願。

3. 當寵物出現不尋常的症狀，飼主通常只能尋求獸醫幫助而無法自行先做緊急處理，而且如果在動物醫院的未營業時間發生狀況，飼主也無法從相關管道取得專業幫助。

4. 飼主外出時，不清楚所在地附近有哪些寵物用品和寵物美容店，也不知道適合的遛狗散步路線，經常會產生困擾。

5. 針對寵物品種和身體狀況的不同，需要不同的寵物飲食，然而飼主面對網路上眾多的寵物食譜，經常難以判斷哪些食譜適合自己飼養的寵物。

為了改善前述問題，本專題使用深度學習與

專家系統來開發一個寵物資訊整合網站，其主要功能包括：

1. 建立一個寵物資訊整合網站：整合各種寵物的領養與飼養資訊，包括領養、生活用品、美容、食譜、散步路線、醫療，使用者可以在整合網站上找到寵物相關資訊而不必一個個去查遍各大網站。

2. 利用深度學習尋找適合領養寵物：利用深度學習將領養網站之動物照片進行品種分類，再依據使用者偏好來精準且快速地推薦適合之寵物。有時新手飼主也不清楚自己的喜好，可透過機器學習來協助找出使用者偏好的品種。

3. 建立寵物醫療專家系統：利用爬蟲擷取寵物醫療資訊進行分析統整，並撰寫 CLIPS[2] 建立寵物醫療專家系統，使用者輸入寵物症狀後能得出相對應的疾病診斷建議，輔助飼主判斷或即時作出處理。

4. 寵物商店與散步路線規劃：結合 Google Maps 取得使用者所在位置，可顯示附近公園或寵物商店的資訊，使用者選擇前往目的地後作出路線規劃。

5. 個人化寵物食譜推薦機制：根據個人寵物不同的品種和年齡狀況，以及使用者在網站上的操作情形進行篩選和統整，找出適合個人飼養寵物的食譜進行推薦。食譜推薦的各項權重值設定會影響到協同過濾推薦的排序結果，我們使用基因演算法提供自適應調整機制，透過不斷的學習，來逐步調整至適合使用者所需的推薦排序結果。

二、研究方法

1、 建立一個寵物資訊整合網站

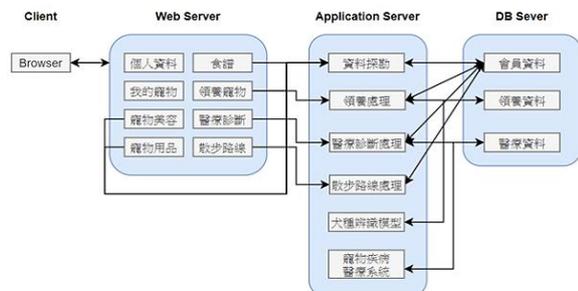


圖1、寵物網站的系統架構圖

本專題將利用網路爬蟲擷取資料，建立一個寵物資訊整合網站，整合各種寵物的領養與飼養資訊，包括領養、生活用品、美容、食譜、散步路線、醫療，使用者可以在整合網站上找到寵物相關資訊而不必一個個去查遍各大網站。其系統架構如圖1所示，為4-tier 的四層式軟體架構，主要提供功能包括(1)領養寵物：爬取各動物收容所的領養資訊與動物照片，利用深度學習進行分類判別，再學習使用者的喜好以推薦現有收容所內較符合使用者偏好的動物；(2)寵物商店資訊：根據使用者現有住址來自動列出附近的寵物用品和寵物美容商店資訊供使用者篩選，並提供路線規劃；(3)醫療診斷：爬取寵物醫療資訊進行分析統整，並撰寫 CLIPS 建立寵物醫療專家系統，使用者輸入寵物症狀後能得出相對應的疾病診斷建議，輔助飼主判斷或即時作出處理；(4)推薦寵物食譜：爬取寵物食譜資訊並進行分類統整，可根據個人寵物不同的品種和年齡狀況，以及使用者在網站上的操作情形進行篩選，找出適合個人飼養寵物的食譜進行推薦；(5)散步路線：結合 GOOGLE MAP 取得使用者所在位置，可顯示附近公園或學校資訊，使用者選擇目的地後可以規劃適合的散步路線。

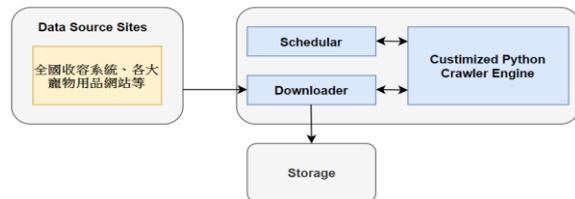


圖2、本專題的 Crawler 網路爬蟲執行架構圖

本專題將建立一個 Crawler 網路爬蟲，來自動抓取寵物相關之資訊，包括收容所、食譜、美容、用品、醫療等資訊，再儲存到資料庫中，以提供後續的領養、路線規劃和協同過濾推薦機制的運算與處理。我們使用 python 語言來實作 Crawler 網路爬蟲，並採用 Customized Python Crawler Engine 作為系統框架，其架構流程如圖2所示，透過 Customized Python Crawler Engine 可以管理所有的資料處理流程，當 Crawler 取得網站的 URL 後會產生 request 請求，所有的 request 都統一由 Scheduler 進行調度，Scheduler 會安排和通知下一個要爬取的 URL 位址給 Crawler Engine，由 Crawler Engine 指派 Downloader 發送 request 請求，進行寵物相關網站的頁面下載，最後再 response 回傳寵物相關頁面資料給 Crawler Engine。

2、利用深度學習尋找適合寵物

本專題利用卷積神經網路(Convolutional Neural Network, CNN) [3]將照片透過濾波器進行

特徵擷取，可將領養網站之動物照片進行品種分類，以利使用者挑選偏好的品種，卷積神經網路由一個或多個卷積層和頂端的全連接層(對應經典的神經網路)組成，同時也包括關聯權重和池化層(pooling layer)。圖3為本專題的 CNN 深度學習架構圖，可分為四個階段，包括(1)卷積層(2)線性整流層(3)池化層(4)全連接層。

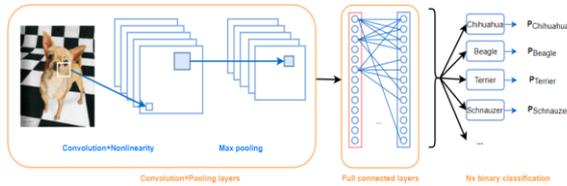


圖3、利用 CNN 進行深度學習之架構圖

- (1) 透過濾波器將貓狗圖片做卷積運算後得到特徵圖

卷積層(Convolution)是一組平行的特徵圖(feature map)，它通過在輸入圖像上滑動不同的卷積核並執行一定的運算而組成。此外，在每一個滑動的位置上，卷積核與輸入圖像之間會執行一個元素對應乘積並求和的運算以將感受野內的資訊投影到特徵圖中的一個元素，將圖片與3*3的輪廓矩陣做卷積運算可得到此圖的輪廓特徵。

- (2) 利用線性整流層引入神經網路非線性

線性整流層(Rectified Linear Units layer, ReLU layer)使用線性整流(Rectified Linear Units, ReLU) $f(x)=\max(0,x)$ 作為這一層神經的激勵函式(Activation function)。它可以增強判定函式和整個神經網路的非線性特性，而本身並不會改變卷積層。

- (3) 利用池化層將貓狗圖片降低取樣，加快模型訓練速度

池化層會分別作用於每個輸入的特徵並減小其大小。目前最常用形式的池化層是每隔2個元素從圖像劃分出2x2的區塊，然後對每個區塊中的4個數取最大值。這將會減少75%的資料量。

- (4) 全連接層將前幾層的特徵映射至最後一層做分類

本專題將貓狗圖片放進卷積神經網路模型中卷積、池化，全連接層(Fully Connected Layer)是多層感知器應用在卷積神經網路中的多種組件之一。在深度學習領域中，用於分類任務的卷積神經網路模型的網絡結構的最後幾層往往是全連接層，用於將從該層之前的幾個特徵抽取層獲得的特徵表達向量映射到下一層，或者映射

到最終的 softmax 層做分類。

我們將使用 Python 語言來實作 CNN 卷積神經網路，可分成(1)資料準備、(2)訓練模型、(3)凍結模型、(4)推理等四個步驟。

- (1) 資料準備

我們使用 GoogLeNet Inception v3模型來實作，Inception V3一個最重要的改進是分解(Factorization)，將7x7分解成兩個一維的卷積(1x7,7x1)，3x3也是一樣(1x3,3x1)，這樣的好處，既可以加速計算，又可以將1個卷積拆成2個卷積，使得網路深度進一步增加，增加了網路的非線性(每增加一層都要進行 ReLU)。另外，網路輸入從224x224變為了299x299。

訓練圖片則是利用 Stanford Dogs Dataset，這個資料集總共有120個不同的犬種，每一張圖像皆有標註狗的品種，總圖片數為20580張，但是此資料集的大小不足以讓CNN學習，有可能會出現過度擬合的狀況造成精確度降低，本系統會利用遷移學習的方式，將訓練放在更大的數據集上，並將分類頭(classification head)連接在原本的預訓練模型上，減少訓練所需的時間和資源。

- (2) 訓練模型

訓練模型會配置全連接層和這些層中的單元數，預計會有2個全連接層，分別帶有1024個單元和120個單元；而輸入層有2048個單元，與初始模型最後一層的單元數相同。本系統將使用以下超參數訓練模型：小批量的大小=64、學習率=0.0001、Epoch 數量=5000。本論文已經先測試過，訓練結束後，成本為0.1，測試誤差為2.7%，訓練誤差為2.5%，在測試和訓練集上的兩個誤差都不高，且兩個誤差大致相同，所以訓練集沒有嚴重的過度擬合的狀況。

- (3) 凍結模型

為了有效地重新利用模型進行推理，會將其作為一個具有將參數嵌入到圖形本身的凍結 TensorFlow 圖形中，首先將初始模型和分類頭(Classification Head)模型加載到相同的 TensorFlow 中，並將它們綁定在一起形成一個單一的計算圖形，以便初始模型的輸出直接進入分類頭(Classification Head)模型的輸入，綁定完成後，將在文件系統的圖形中序列化複合模型，再使用 TensorFlow freeze_graph 函數凍結在前一步中生成的圖形，從檢查點文件中提取模型參數並將它們注入到圖形變量中，最後將圖形變量轉換為常數。

(4) 推理

一旦凍結模型準備好，就可以用於對任意圖像進行分類，將儲存於文件系統上或可用的狗圖像歸類為 HTTP 資源，加載凍結圖形並將圖像輸入其中。

3、 建立寵物醫療專家系統

本專題利用 CLIPS 語言，將爬取到寵物醫療資訊進行分析與整合以建立專家系統，讓飼主輸入寵物症狀後可得到相對應的疾病診斷並提供即時處理建議，圖4為本次論文所使用的專家系統架構圖，將分成(1)知識庫、(2)推論引擎、(3)數據庫、(4)結論解釋等四部份。

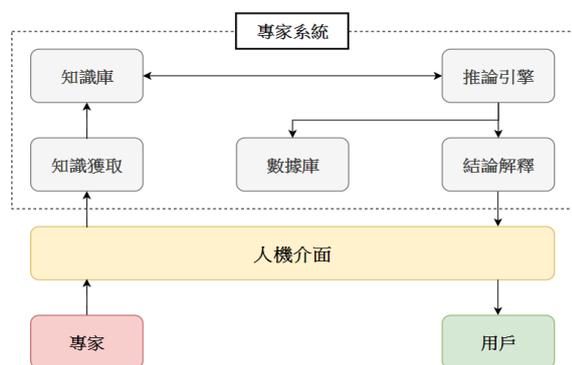


圖4、專家系統架構圖

(1) 知識庫存放症狀對應疾病相關規則

本系統將 IF 給定為症狀，例如發燒、嘔吐等；THEN 則對應可能的疾病，例如犬瘟熱、犬細小病毒等，根據使用者提供的症狀對應出不同的疾病。症狀與疾病均可以通過邏輯運算 AND、OR、NOT 進行複合運算，以提供更精確的結果，例如 IF 發燒 AND IF 咳嗽 NOT 嘔吐，THEN 犬瘟熱。

(2) 推論引擎將使用者提供的寵物症狀推論出可能得到的疾病

推論引擎協調控制整個系統，應用合適的知識、控制順序及策略來解決問題。首先它檢查數據庫中的事實和知識庫中的規則知識，必要時增加一些新的事實到數據庫中；然後決定以什麼樣的順序掃描和調用規則，引導用戶諮詢獲得結果。它用專家的實際經驗接近問題的解決方法，而不是簡單地去搜索現成答案。本專家系統採用正向推論，利用已知條件推論出結論，當 IF 部分吻合時，依據 THEN 部分向前推進。

(3) 數據庫存放醫療系統的初始資料、中間訊息

數據庫用於儲存該領域內的初始數據、據和推理過程中得到的各種中間結果信息，或已經解決了的特定問題和說明性知識，數據庫的訊息儲存、共用、開發控制和故障排除等技術有助於解

決大型知識庫、知識共用和分布等知識庫管理問題。

(4) 將醫療系統得到的結論作出解釋

結論解釋負責評價系統的執行，並向用戶合理地解釋系統的行為。

本系統會依據推論引擎推論出疾病判斷，並提供相對應的急救措施和預防方法，例如診斷得到犬瘟熱的話，會建議將狗隔離、接觸的表面做清潔等應對措施以及提供疫苗接種等預防方法。

4、 Google Maps API

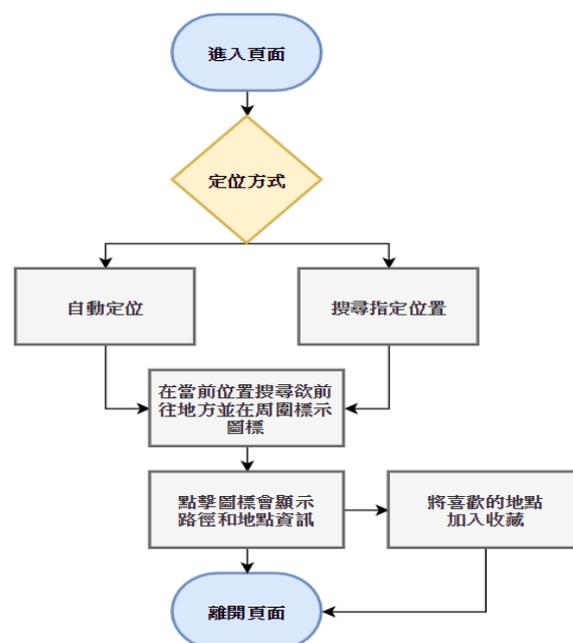


圖5、Google Maps API 流程圖

Google Maps API 是一個由 Google 所開發出的應用程式介面，此介面包含 Google Map 的三種地圖模式，可以透過 JavaScript 來實作，也可以讓使用者將 Google Map 嵌入進他們的網頁中。使用者需要申請一個 API 金鑰來完成相對應的 Google Maps API 開發，此 API 金鑰除了可以讓應用程式使用 Google API 所提供的服務之外，也是紀錄使用量的依據。

本專題利用 Google Maps API 建立散步路線和寵物用品店兩種規劃，讓使用者可以方便快速地透過此 API 得到路徑資訊，圖5為本專題使用 Google Maps API 的流程圖，若是自動定位的方式便會利用 navigator.geolocation 函數，此函數可透過瀏覽器取得使用者所在的地理位置資訊；若是使用者自行輸入位址則是利用 geocoder 將位址轉換成座標；在路線規劃前會事先載入 DirectionsService(路線服務) 和 DirectionsRenderer(路線顯示圖層) 兩個函數；Marker 可在地圖上產生一個標記；InfoWindow 可

讓使用者在點選某個地點或地圖標計時，彈出資訊視窗顯示關於此地點的內容；移動模式在尋找寵物用品時預設為 Driving；散步路線則預設為 Walking。

5、個人化寵物食譜推薦機制

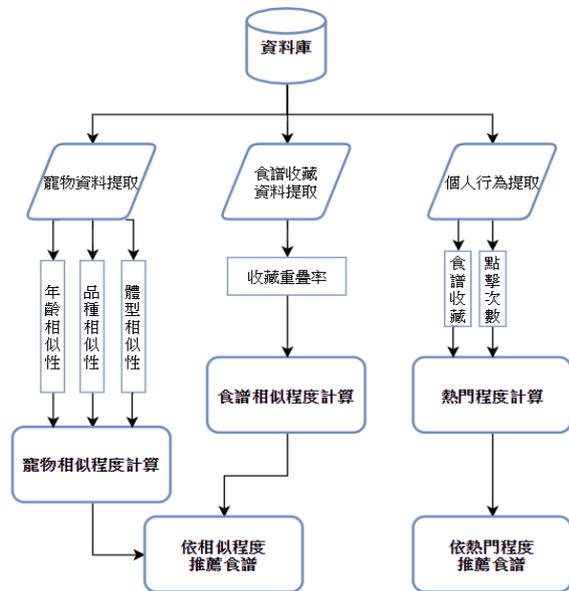


圖6、個人化寵物食譜推薦機制

本專題將不同使用者在網站上的活動情形(例如是否收藏食譜、點擊食譜等)以及寵物狀況(例如年齡、品種、體型等)進行統整運算，利用資料探勘技術與協同過濾推薦機制來進行寵物食譜推薦，以提升個人化推薦的品質。本專題的個人化寵物食譜推薦機制如圖6所示，我們利用使用者之間的相似程度和食譜的熱門程度來進行食譜推薦。與自己的寵物狀況相似或興趣相似的飼主所收藏食譜，可能也會是使用者感興趣的，飼養寵物的相似程度可以透過寵物的年齡、品種、和體型來計算出，食譜的興趣相似程度則可以透過收藏食譜的狀況來計算出。此外，食譜的熱門程度可以透過食譜被使用者點擊和收藏的次數來求出。利用相似程度和熱門程度可找出興趣相似使用者所喜愛的食譜、以及受到大眾青睞的熱門食譜來推薦給使用者。

(1) 使用者所飼養寵物的年齡、品種、和體型的相似性越高，代表彼此寵物的相似程度越高，因此，我們透過計算兩位使用者寵物的年齡相似性 AS(Age Similarity)、品種相似性 BS(Breed Similarity) 和體型相似性 PS(Physique Similarity) 來計算使用者的寵物之間的相似程度。

i. 年齡相似性 AS(Age Similarity)：由於領養寵物的年齡常常都只是推測的模糊數，因此我們採用模糊邏輯理論[5]計算兩隻寵物的模糊年齡與

之間模糊相等的程度值，其計算公式為

$$AS(\tilde{A}, \tilde{B}) = Poss(\tilde{A}, \tilde{B}) = \sup_{x \in X} [\min(\tilde{A}(x), \tilde{B}(x))]]$$

其中，和為寵物年齡的模糊集合。舉例來說，假設兩位使用者飼養寵物的模糊年齡分別為大約4歲和大約7歲，則其年齡相似性 AS 如圖十二所示，大約4歲和大約7歲兩個模糊集合的 min 為圖7中紅色曲線的部分，再取 sup，亦即紅色曲線中的最大值0.4872為其年齡相似性 AS 的程度值。

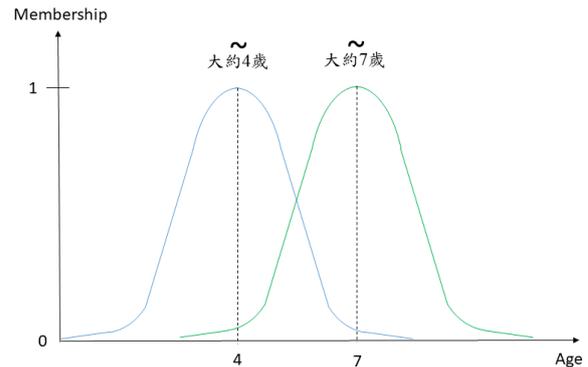
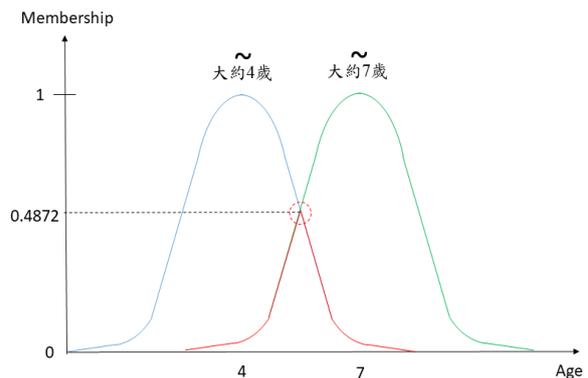


圖7 (a) 大約4歲和大約7歲的模糊集合



(b) 計算兩個模糊集合的模糊相等程度值

ii. 寵物品種相似性 BS(Breed Similarity)：由於領養寵物的品種常常是無法確定或為混種，當飼主無法確定其寵物品種時，本論文利用深度學習協助使用者判斷其寵物的品種。深度學習的分類判斷結果會列出可能性較高的幾個品種及其可能性大小，則每隻寵物可以透過這些品種及可能性大小(membership)建立其模糊集合的 membership function。因此，我們同樣採用模糊邏輯理論[5]計算兩隻寵物的模糊品種與模糊品種之間模糊相等的程度值，其計算公式為

$$BS(\tilde{A}, \tilde{B}) = Poss(\tilde{A}, \tilde{B}) = \sup_{x \in X} [\min(\tilde{A}(x), \tilde{B}(x))]]$$

其中，和為寵物品種的模糊集合。舉例來說，假設深度學習分類出寵物品種的模糊集合為{(愛爾蘭梗,0.71),(剛毛獵狐梗,0.13),(萬能梗,0.09),(凱利藍梗,0.04),(奧達獵犬,0.02)}，寵物品種的模糊集合為{(萬能梗,0.67),(愛爾蘭梗,0.22),(奧達獵犬,0.05),(剛毛獵狐梗,0.03),(乞沙比克獵犬,0.01),(蘇格蘭獵鹿犬,0.01)}。則兩個模糊集合的min為{(愛爾蘭梗,0.22),(萬能梗,0.09),(剛毛獵狐梗,0.03),(奧達獵犬,0.02)}，再取sup，亦即最大值0.22為其品種相似性BS的程度值。

- iii. 體型相似性 PS (Physique Similarity)：飼主對於寵物體型大小的判斷常常是模糊不確定的，只能大略分為大型、中型、和小型三種體型。因此，我們採用模糊邏輯理論[5]計算兩隻寵物的模糊體型與模糊體型之間模糊相等的程度值，其計算公式為

$$PS(\tilde{A}, \tilde{B}) = Poss(\tilde{A}, \tilde{B}) = \sup_{x \in X} [\min(\tilde{A}(x), \tilde{B}(x))]$$

其中，和為寵物體型的模糊集合。舉例來說，大型、中型、和小型三種模糊體型的 membership function 如圖8所示，兩個小型體型的模糊相等程度值為1，小型和中型的模糊相等程度值為0.5822，而小型和大型的模糊相等程度值則只有0.0614。

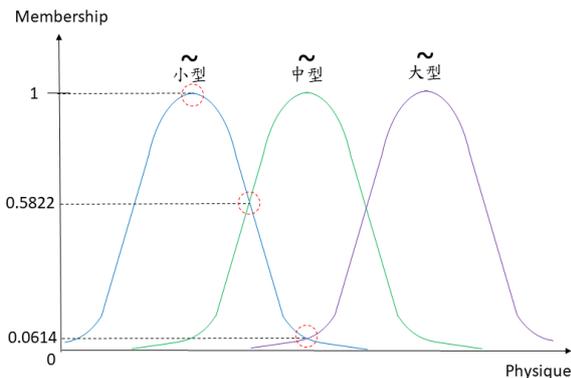


圖8、寵物體型的模糊集合以及模糊相等程度值之計算

- iv. 寵物相似程度 PETS (Pet Similarity)：使用者 i 和使用者 j 的寵物與之寵物相似程度可由寵物的年齡相似性 AS、品種相似性 BS 和體型相似性 PS 求出，其計算公式為

$$PETS(i, j) = AS(\tilde{A}, \tilde{B}) \times W_{AS} + BS(\tilde{A}, \tilde{B}) \times W_{BS} + PS(\tilde{A}, \tilde{B}) \times W_{PS}$$

其中 W_{AS} 為年齡相似性的權重， W_{BS} 為品種相似性的權重， W_{PS} 為體型相似性的權重，且 $W_{AS} + W_{BS} + W_{PS} = 1$ 。

- (2) 與自己的寵物相似或興趣相似的飼主所喜愛食譜，可能也會是使用者感興趣的。兩個使用者的相似程度可以透過寵物相似程度 PETS (Pet Similarity) 和食譜相似程度 RECIPES (Recipe Similarity) 找出。

- i. 食譜相似程度 RECIPES (Recipe Similarity)：可透過使用者 i 和使用者 j 收藏寵物食譜的重疊率來計算，收藏寵物食譜的重疊率越高代表彼此的食譜相似程度越高，其計算公式為

$$RECIPES(i, j) = \frac{Collecting_Num(i \cap j)}{Collecting_Num(i \cup j)}$$

其中 $Collecting_Num(i \cup j)$

為使用者 i 和 j 收藏食譜的總數量， $Collecting_Num(i \cap j)$ 為使用者 i 和 j 收藏同一食譜的數量，收藏重疊率的值越大，則 i 和 j 的食譜相似程度越高。

- ii. 利用寵物相似程度 PETS 和食譜相似程度 RECIPES 來計算使用者 i 和使用者 j 的相似程度 $Similarity(i, j)$ ，其計算公式為

$$Similarity(i, j) = PETS(i, j) \times W_{PETS} + RECIPES(i, j) \times W_{RECIPES}$$

其中 W_{PETS} 為寵物相似程度的權重， $W_{RECIPES}$ 為食譜相似程度的權重，且 $W_{PETS} + W_{RECIPES} = 1$ 。

- (3) 寵物食譜受到整體使用者的點擊和收藏越多次代表此食譜越熱門，可根據這些行為的次數和權重值來計算食譜的熱門評分排序給使用者參考。食譜 i 的熱門程度 $Popularity(i)$ ，其計算公式為

$$Popularity(i) = CL_i \times W_{CL} + CO_i \times W_{CO}$$

其中 CL_i 表示食譜 i 的連結被點擊的總次數， CO_i 表示食譜 i 被收藏的總次數， W_{CL} 與 W_{CO} 表示各項數值的權重值，且 $W_{CL} + W_{CO} = 1$ 。

三、參考文獻

- [1] 楊淑閔。零撲殺一年後認領養率下跌，亟待多元認養。中央社2018年8月1日生活新聞。

<https://www.cna.com.tw/news/ahel/201808010159.aspx>

[2] J.C. Giarranto. CLIPS User's Guide, Version 6.22, 1998.

[3] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G.E. Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 1:1097-1105, 2012.

[4] Y. Wen, K. Zhang, Z. Li, and Y. Qiao, "A discriminative feature learning approach for deep face recognition," in *European Conference on Computer Vision*. Springer, 2016, pp. 499–515.

[5] H.J. Zimmermann. "Fuzzy set theory and its applications," 2nd revised edition, Kluwer Academic Publishers. 1991.