

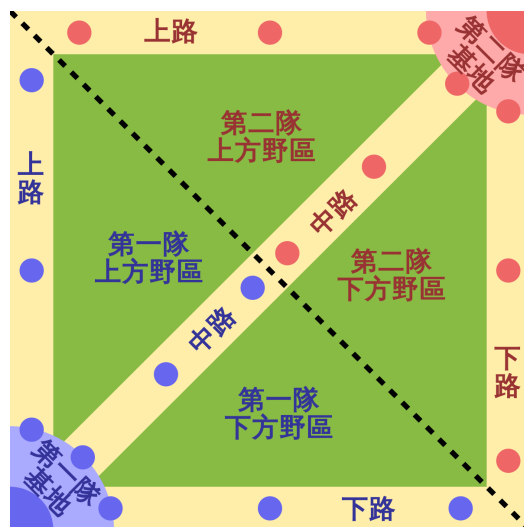
## 「《Dota 2》英雄網絡分析」專題研究計劃書



### 一、專題背景介紹

#### 1. Dota 2是什麼？

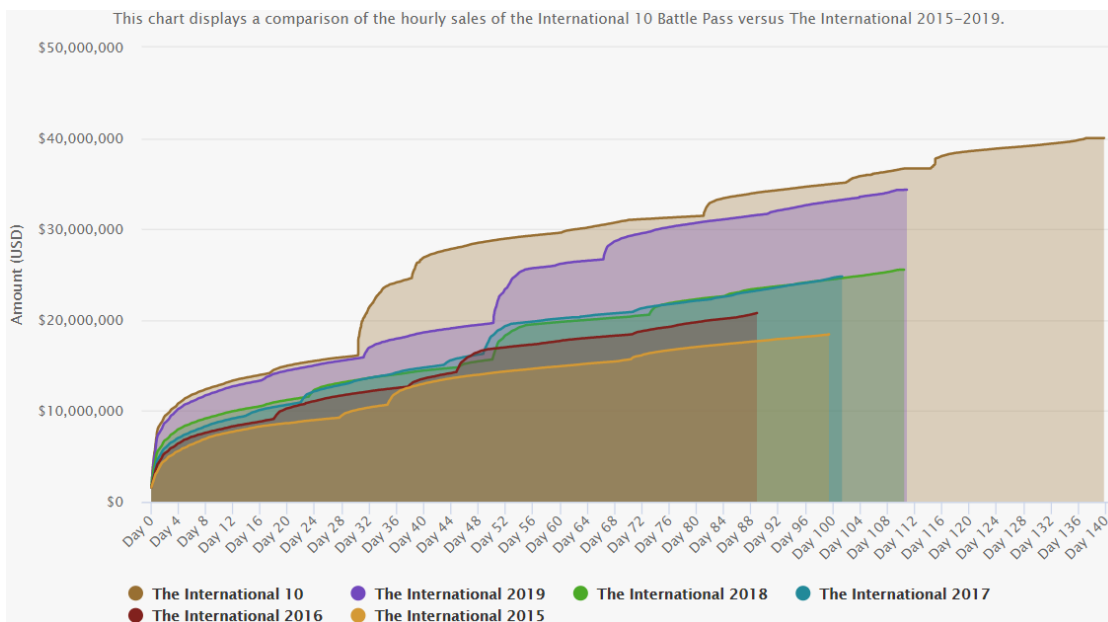
Dota 2是一款多人線上戰鬥競技場遊戲 (Multiplayer Online Battle Arena, 簡稱MOBA), 此遊戲類型與台灣常見的《英雄聯盟》(League of Legends, 簡稱LoL)相同, Dota 2的前身DotA為此種遊戲類型之始祖, 常見之MOBA類型遊戲地圖如圖一所示, 每場比賽共有10位玩家, 分屬天輝(左下)與夜魘(右上)兩隊伍, 每隊伍各5人, 地圖中分為上、中、下三路, 在遊戲開始之前, 每個玩家必須從121名英雄(截至7.29c版本)中選擇一名英雄, 並於遊戲中控制該名英雄, 遊戲之最終目標為打垮敵對陣地建物以取得勝利。



圖一：典型的MOBA地圖

## 2. Dota 2的商業價值有多大？

Dota 2為Steam遊戲平台上活躍人數最多之遊戲之一，其最高線上人數超過120萬。Dota 2之商業價值除了體現在遊戲本身之受歡迎程度之外，也反映在其電子競技比賽上，每年Dota 2之國際邀請賽為電子競技比賽中獎金池最高的比賽，歷年之國際邀請賽逐時獎金池對比圖如圖二，其中最近一次邀請賽獎金持之金額甚至突破4000萬美元。



圖二：每年Dota2國際邀請賽逐時獎金池對比圖

資料來源：<https://dota2.prizetrac.kr/international2019>

## 3. 選英雄有什麼規則？英雄選擇對於遊戲勝敗有什麼影響？

Dota 2存在許多不同的遊戲模式，多數的遊戲模式會改變了玩家選擇英雄的規則，其中，「隊長模式」是Dota 2在各大電子競技聯賽中的標準遊戲模式，隊長模式的英雄禁用與選擇順序如圖三所示，兩隊的隊長在指定時間內各自禁用一些英雄來防止敵方隊伍選擇這些英雄，而隊長也得為自己的隊伍選擇5名英雄，爾後，每位玩家會由其所屬隊伍之隊長選擇的5名英雄中挑選出自身要在遊戲中控制的英雄。

若觀察Dota 2之電子競技比賽影片紀錄，可以發現一個有趣的現象：兩隊伍為了獲得遊戲之勝利，都對於選擇英雄傷透腦筋。玩家選擇英雄時，不僅要牢記每位英雄的自身優勢和劣勢，更要牢記該英雄與其他已選擇英雄之間的相互作用。針對自身隊伍，玩家有效地選擇英雄可以彌補隊友所選英雄的弱點。而針對敵方隊伍，玩家有效地選擇則英雄可以最大程度地削弱敵方隊伍英雄的能力，甚至形成“康特”(Counter Pick)，直接針對敵方英雄選擇克制其能力的英雄。若假設比賽雙方隊伍的技術水平相同，精心策劃的英雄選擇可以在比賽開始之前帶給自身隊伍很大的優勢，同時造成敵方隊伍一定程度的壓力。


	First Ban Phase		First Pick Phase		Second Ban Phase			Second Pick Phase		Third Ban Phase		Third Pick Phase
Radiant	Ban 1	Ban 2	Pick 1	Pick 2	Ban 3	Ban 4	Ban 5	Pick 3	Pick 4	Ban 6	Ban 7	Pick 5
Dire	Ban 1	Ban 2	Pick 1	Pick 2	Ban 3	Ban 4	Ban 5	Pick 3	Pick 4	Ban 6	Ban 7	Pick 5

圖三：隊長模式的禁用選擇順序

#### 4. 遊戲版本更新目的與其對於電子競賽之影響？

Dota 2是個持續更新的遊戲項目，為此遊戲公司會把新的內容和平衡性改動加入到遊戲中，此時遊戲將會迎來新的版本更新。每隔半年遊戲會迎來較大的內容更新例如：新英雄、新裝備、新機制等，然而小型的英雄平衡性改動會依照實際情況有所不同。

新的版本中難免會因為英雄技能的改動或者新英雄的加入導致破壞遊戲的平衡性，過於強勢的英雄(OP角)在電子競技比賽中將會受到重點的待遇，出現非禁用即被選的狀況發生，圖四所示為Puck在新加坡Major的出場數據，該英雄在此比賽的135場賽事上出場率為43.7%，禁用率為53.3%，競賽率(Contest rate)為全賽事最高。因此在下一個版本中，該英雄遭到了遊戲公司的削弱以修正其在上一個遊戲版本中的宰制力，同時也保障其他英雄的出場率。對該英雄專精的玩家將在被迫選擇其他英雄的情況下進行比賽，這對於職業隊伍會有或多或少的影響。

Hero	Picks	Win %	Bans	Win %	Combined ▾ Win %	Radiant %
 Puck	59	62.71%	72	44.44%	131	52.67%

圖四：Puck(英雄)在新加坡Major的出場數據

#### 5.過去對於Dota 2的數據研究都在做甚麼？

在民間、電競界和遊戲公司都有許多對於Dota 2的數據分析，而在學界也有許多學者做了有關Dota 2的學術研究，Song et al.(2015)嘗試使用羅吉斯迴歸分析(Logistic regression)根據英雄的陣容預測Dota 2遊戲的戰果。Wang et al.(2017)則使用單純貝氏分類器(Naïve Bayes classifier)的方式預測遊戲的戰果。彭冬陽等(2020)選取了116個英雄，九項相關指標作為樣本，利用SPSS統計軟件對英雄數據進行統計分析，使用因素分析(Factor Analysis)的方法，找到兩個影響九項指標的主因子。

電競界的Dota 2數據分析是由各個職業電子競技戰隊內的數據分析部門完成，而這類數據分析基本上並未對外公開。我們透過私下詢問身為職業電競玩家的朋友，得知戰隊會針對下一輪比賽敵隊的歷史對戰紀錄進行交叉分析，此外也會使用英雄的勝率來進行簡單的統計分析，分析結果將作為戰隊教練在選擇英雄上的建議。圖五、圖六為2019年Dota 2國際邀請賽決賽上冠軍隊伍OG戰隊所攜帶的敵隊玩家英雄選擇數據書面資料，書面資料包含敵對玩家過往曾選擇某英雄的次數。然而這類型的數據分析往往並未受到普遍職業電競玩家的使用，因為比賽時禁用和選擇英雄的思考時間有限，並沒有那麼多的時間參考繁雜的書面資料。



圖五、圖六:OG戰隊的數據書面資料

遊戲公司方面則透過數據分析給與玩家對於英雄選擇的建議(圖七), 這是一項需要購買的服務, 玩家必須訂閱付費會員功能來享有這項服務。然而透過實際使用可以發現, 這個系統只考量了敵隊英雄的勝率來設計推薦機制, 並未考慮自身隊伍內英雄之間的關係, 若依照此推薦結果選擇英雄, 可能會導致選擇該英雄後與本隊英雄出現能力互斥的情況。除此之外, 付費會員功能也包含英雄技能推薦排名、賽後數據分析、英雄全球趨勢排名等。





圖七:付費會員功能——英雄選擇建議系統

## 二、專題製作動機與目的

在本專案製作者之一曾經擔任職業電子競技玩家的經驗中，玩家在禁用和選擇英雄時，比起參考統計數據，反倒是更傾向依照經驗法則做判斷，舉例而言：哪兩隻英雄的技能比較容易配合？在比賽進行時受到緊張的氣氛以及時間限制影響下，這樣的判斷無法使得玩家有效地選擇合適的英雄，此外，戰隊數據部門所提供的數據往往也只有顯示當前版本勝率高低的英雄，對於實際之英雄選擇判斷幫助並不大。

## 三、專題研究流程與方法

### 1. 資料來源、取得方式

OpenDota網站中記錄了所有職業聯賽與一般玩家之對戰紀錄，對戰紀錄中包含兩隊所使用之英雄、被晉用之英雄、各英雄之殺人率、死亡率、助攻率，對戰之勝敗結果等。本專案專透過爬蟲獲取該網站中之對戰紀錄資料。

### 2. 網絡結構:Two-mode Networks

對戰紀錄資料中記錄了英雄與其所參與的比賽，每5位英雄會共同屬於一個隊伍並形成相互關係，此類的資料可以形成Two-mode Networks，而此網絡拆分後則可以得到英雄間之網絡關係，而後藉由本課程中之各項網絡分析指標，我們可以得知每位英雄的自身網絡特性以及其在網絡中的重要性。

## 四、預期成果

本專案之研究成果將以R Shiny Dashboard呈現，並依受眾分為兩個介面，分別為遊戲玩家介面與遊戲公司介面。

在遊戲玩家介面中，我們將提供下拉選單之功能，使玩家可以選定任一名英雄，並獲得該英雄之建議配對英雄排序與適配分數表格，此結果可以一改過去戰隊透過繁雜的書面資料作為英雄選擇參考依據的缺失，遊戲玩家可以在更短的時間內，以更準確的方式獲得英雄選擇的推薦結果。此介面可做為當前遊戲版本的遊戲指南，提供業餘玩家與

職業玩家一個選擇英雄的參考依據，以提升在有限的英雄選擇時間內，選到合適英雄的可能性。

在遊戲公司介面中，遊戲公司可透過本專題中之英雄網絡得知每位英雄之受歡迎程度，並進一步依此結果進行版本修正。版本之修正可以選擇強化或弱化特定英雄，我們將提供滑桿式之數值設定窗格，使遊戲公司可以透過個英雄的能力數值更動，即時獲得新預期的英雄網絡，以及各英雄的預期受歡迎度。版本的調整若能使英雄的受歡迎程度彼此相近，則遊戲公司可以避免花費成本設計出一個英雄，卻因為該英雄不受歡迎而無法透過該英雄獲得足夠收益的情況。

## 五、參考資源

### 中文參考文獻：

彭冬陽、韓笑、滕興虎(2020)。基於多元統計的DOTA2遊戲中英雄的分析。統計學與應用，9(2)，120-127。 <https://doi.org/10.12677/SA.2020.92014>

### 英文參考文獻：

Conley, K. & Perry, D. (2013) How does he saw me? A recommendation engine for picking heroes in Dota 2.

Pratama, N. P. H., Nugroho, S. M. S., & Yuniarno, E. M. (2016). Fuzzy controller based AI for dynamic difficulty adjustment for defense of the Ancient 2 (DotA2). *International Seminar on Intelligent Technology and Its Applications (ISITIA)*, 51, 95-100. <https://doi.org/10.1109/ISITIA.2016.7828640>

Song, K., Zhang, T., & Ma, C. (2015). Predicting the winning side of DotA2.

Wang, K. & Shang, W. (2017). Outcome prediction of DOTA2 based on Naïve Bayes classifier. *International Conference On Information Systems*, 591-593. <https://doi.org/10.1109/ICIS.2017.7960061>

## 六、資料來源

Opendota: <https://www.opendota.com/>

Dotabuff: <https://www.dotabuff.com/>

Dota 2 Prize Pool Tracker: <https://dota2.prizetrac.kr/international2019>