

《Dota 2》英雄網絡分析

Dota2 Hero Network Analysis

倪煒傑¹ 游孟純²
WEI-JYE GOY Meng-Chun You

摘 要

Dota2 為一款多人線上戰鬥競技場遊戲，其市場價值體現於遊戲遊玩人次、電子競技比賽以及英雄外裝二手市場上。遊戲中，玩家經常為了要選哪位英雄出場對戰而傷透腦筋，過去研究中對於英雄推薦之依據或英雄受歡迎程度之衡量，皆未考量同隊英雄之成對適配程度。本研究中以網絡分析方法來理解成對英雄之適配程度，其中適配程度考量了英雄配對的勝率、隊伍強弱差異以及隊伍表現差異。此外，亦透過 Betweenness Centrality 指標來衡量英雄網絡中英雄之受歡迎程度。於成果應用上，我們呈現了本研究對於職業玩家、遊戲公司與非遊玩者的實務應用貢獻，其中更以 R Shiny Dashboard 建立英雄選擇推薦系統，以供職業玩家於比賽當下快速查找適合共同出賽之英雄。

關鍵字：Dota2、網絡分析、選擇推薦系統

¹ 國立臺灣大學地理環境資源學系學士生
Undergraduate Student, Department of Geography, National Taiwan University.

² 國立台灣大學地理環境資源學系學士生
Undergraduate Student, Department of Geography, National Taiwan University.

前言

一、 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 1 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。

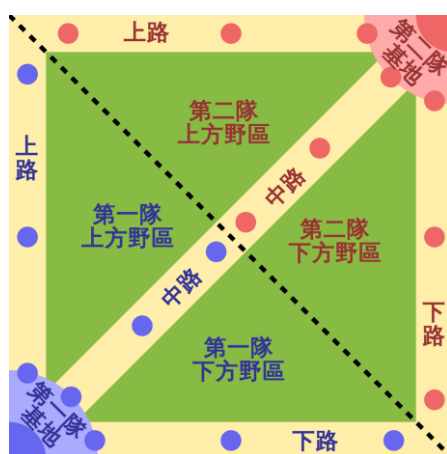


圖 1 典型的 MOBA 地圖

二、 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，顯現此遊戲的遊玩人數眾多。

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 2，其中最近一次邀請賽獎金持之金額甚至突破 4000 萬美元。

此外 Dota 2 之英雄外裝二手市場（圖 3）也具有極大之商業價值，該市場類似股票市場，許多人會觀察二手外裝的漲跌，進而透過買低賣高而賺取價差。

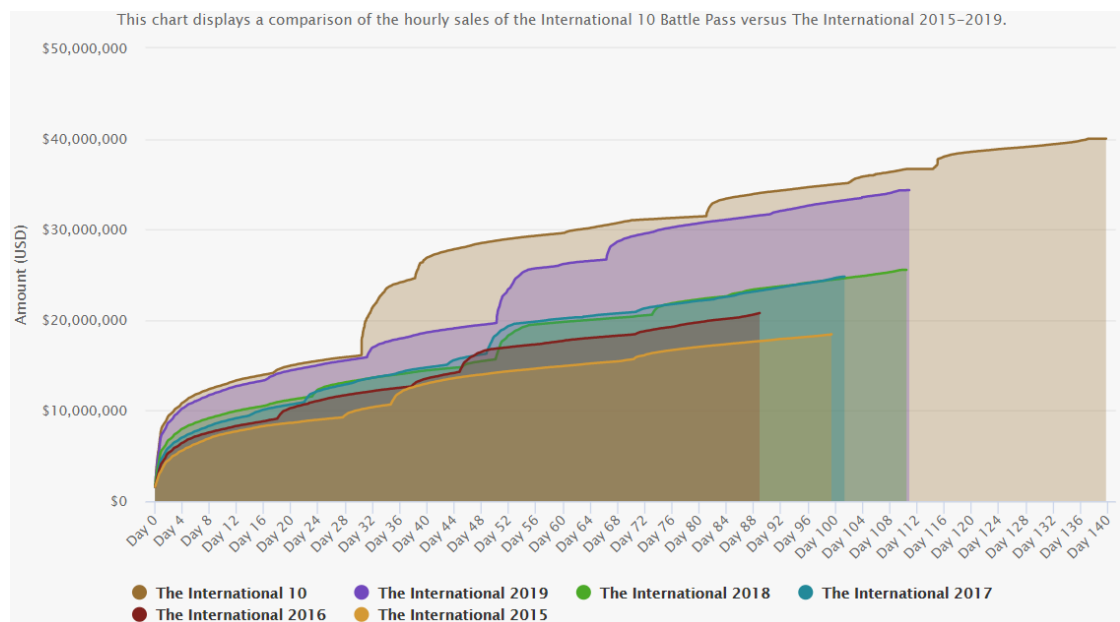


圖 2 每年 Dota2 國際邀請賽逐時獎金池對比圖³







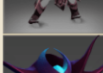

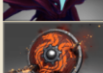



IMAGE	NAME	QUALITY	HERO	QUANTITY	PRICE	DIFFERENCE, \$	DIFFERENCE, %
	Dark Artistry Cape Immortal Back	unique	 Invoker	99 (+37)	\$136.23 \$65.63	-70.60\$	-107.57%
	Dark Artistry Hair Immortal Head	unique	 Invoker	69 (+34)	\$16.53 \$8.37	-8.16\$	-97.49%
	Soul Diffuser Immortal Equipment	genuine	 Spectre	76 (+8)	\$39.59 \$21.59	-18.00\$	-83.37%
	Dark Artistry Belt Immortal Belt	unique	 Invoker	72 (+46)	\$10.78 \$6.26	-4.52\$	-72.20%
	Crest of the Flowering Shade Mythical Head	infused	 Spectre	113 (+29)	\$6.57 \$3.99	-2.58\$	-64.66%
	Burning Shield of the Outland Ravager Mythical Off-Hand	unique	 Dragon Knight	19 (+15)	\$16.68 \$11.33	-5.35\$	-47.22%

圖 3 英雄外裝二手市場

三、 英雄選擇對於遊戲勝敗有什麼影響？

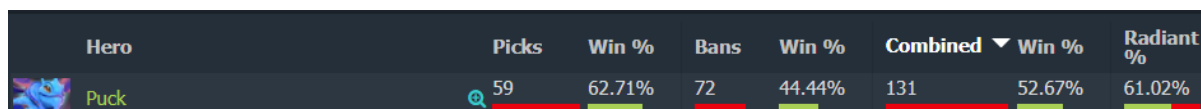
若觀察 Dota 2 之電子競技比賽影片紀錄，可以發現一個有趣的現象：兩隊伍為了獲得遊戲之勝利，都對於選擇英雄傷透腦筋。玩家選擇英雄時，不僅要牢記每位英雄的自身優勢和劣勢，更要牢記該英雄與其他已選擇英雄之間的相互作用。針對自身隊伍，玩家有效地選擇英雄可以彌補隊友所選英雄的弱點，甚至可以透過超級組合技（Wombo Combo）一次消滅敵方的多位英雄。若假設比賽雙方隊伍的技術水平相同，精心策劃的英雄選擇可以在比賽開始之前帶給自身隊伍很大的優勢，同時造成敵方隊伍一定程度的壓力。

³ 資料來源：<https://dota2.prizetrac.kr/international2019>

四、 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。

新的版本中通常會進行英雄技能的改動或者加入新的英雄，這樣的更新之主要目的是達成遊戲中英雄強度的平衡性，進而維持遊戲的可玩性。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 4 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%	61.02%

圖 4 Puck（英雄）在新加坡 Major 的出場數據⁴

五、 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 5 與圖 6 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。

⁴ 資料來源：<https://www.dotabuff.com/>



圖 5 OG 戰隊的數據書面資料



圖 6 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 7），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，這個系統只考量了英雄的勝率來設計推薦機制，但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 7 付費會員功能——英雄選擇建議系統

六、 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。

與傳統基於勝率作為主要的分析方法不同，本專案嘗試將遊戲中的英雄視為一個網路結構，並且以網路分析的角度進行數據分析，將兩位英雄視為一個組合製作英雄配對系統。

研究材料及方法

一、 資料說明

本專案使用 2021 年 Dota 職業巡迴賽 (Dota Pro Circuit)⁵ 第二季中的六個地區聯賽以及一個甲級聯賽的對戰資料作為分析依據。上述聯賽均在同一個遊戲版本下由 Dota 2 職業圈中最頂尖的職業玩家和隊伍完成，選擇該筆資料的目的在於排除不同玩家之間操作能力差異和不同遊戲版本下英雄強度差異的問題。

OpenDota 網站⁶中記錄了所有職業聯賽與一般玩家之對戰紀錄，本研究中使用 R 程式讀取 OpenDota 網站中的 API (Application Programming Interface) 來所需獲取資料。資料中包含兩隊所使用或禁用之英雄 ID，兩隊在該場對戰中是獲勝還是敗北，對戰中被選取英雄之殺人數、死亡數與助攻數等資訊。本專案使用的資料共有 540 場次的對戰紀錄，參與的隊伍共有 48 隊，並且有 116 位英雄被玩家選取。

二、 英雄勝率網絡建構

所獲得之二分資料 (Two-Mode Data) 可以透過轉換，形成英雄的網絡關係圖。圖 8 呈現了英雄與對戰的二分圖 (Bipartite graph)，此網絡表現哪些英雄共同參與了哪場對戰，圖中之實線即表示該位英雄有參與該場對戰並獲得團隊的勝利，虛線則表示該位英雄有參與該場對戰但沒有獲得團隊的勝利，在實際對戰資料之下，每場對戰應該會有十條線向外連接，且一場對戰與一位英雄最多僅會有一條連線。

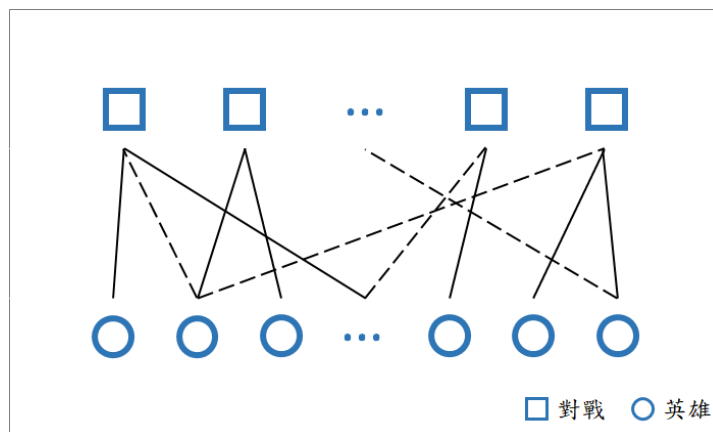


圖 8 英雄與對戰的二分圖

若以英雄為列，且以對戰為欄，則可將二分圖改以矩陣紀錄。當僅取圖 8 中之實線，會形成表 1 所呈現之鄰近矩陣 (adjacency matrix)，我們稱之為獲勝英雄鄰近矩陣。矩陣中數值為 1 的表示該名英雄有參與該場對戰並獲得團隊的勝利，其餘數值則為 0。而僅取圖 8 中之虛線所形成之鄰近矩陣，我們稱之為非獲勝英雄鄰近矩陣 (表 2)，矩陣中數值為 1 的表示該名英雄有參與該場對戰但沒有獲得團隊的勝利，其餘數

⁵ Dota 職業巡迴賽是 Dota 2 的職業賽事體系，網址：<https://www.dota2.com/procircuit>

⁶ 網址：<https://www.opendota.com/>

值則為 0。而若將獲勝英雄鄰近矩陣和非獲勝英雄鄰近矩陣相加後會形成總英雄鄰近矩陣（表 3）。

上述三個矩陣若個別乘以自身之矩陣的轉置，則可以獲得成對英雄的共同參戰獲勝場數、共同參戰敗北場數以及總共同參戰場數，其中所獲得之三個矩陣之對角線數值皆設定為 0，表示英雄不會與自己進行配對。而將共同參戰獲勝場數除以總共同參戰場數，則可以獲得英雄配對參戰勝率（表 4）。表 1 獲勝英雄與場次之鄰近矩陣

▲	5971185092	5974803487	5996901434	5988951367	5964092808	6007490054	5993077709	5996655612
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1	1	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	1	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	1	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0

表 2 非勝利英雄與場次之鄰近矩陣

▲	5971185092	5974803487	5996901434	5988951367	5964092808	6007490054	5993077709	5996655612
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0
8	1	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	1	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0

表 3 總英雄鄰近矩陣

▲	5971185092	5974803487	5996901434	5988951367	5964092808	6007490054	5993077709	5996655612
1	0	0	0	0	0	0	0	0
2	1	1	0	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0
8	1	0	0	0	1	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	1	0	0	0	0
11	0	1	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0

表 4 英雄配對參戰勝率矩陣

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	0.0000000	0.0000000	0.0	0.4000000	0.0000000	0.0000000	0.0	0.0000000	0.2000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
2	0.0000000	0.0000000	0.0	0.0000000	0.0000000	0.2000000	0.0	0.0000000	0.2666667	0.2285714	0.2000000	0.0000000
3	0.0000000	0.0000000	0.0	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0	0.0000000	0.0000000	0.4000000	0.0000000	0.0000000
4	0.4000000	0.0000000	0.0	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0	0.0000000	0.1600000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
5	0.0000000	0.0000000	0.0	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
6	0.0000000	0.2000000	0.0	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0	0.2000000	0.1333333	0.2000000	0.0000000	0.0000000
7	0.0000000	0.0000000	0.0	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
8	0.0000000	0.0000000	0.0	0.0000000	0.0000000	0.2000000	0.0	0.0000000	0.2000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
9	0.2000000	0.2666667	0.0	0.1600000	0.0000000	0.1333333	0.0	0.2000000	0.0000000	0.1333333	0.0000000	0.2000000
10	0.0000000	0.2285714	0.4	0.0000000	0.0000000	0.2000000	0.0	0.0000000	0.1333333	0.0000000	0.0000000	0.0000000
11	0.0000000	0.2000000	0.0	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
12	0.0000000	0.0000000	0.0	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0	0.0000000	0.2000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000

表 5 隊伍排名⁷

#	Team	Points
		800
1.	 Evil Geniuses	1700
2.	 PSG.LGD	1300
3.	 Virtus.pro	1200
4.	 Quincy Crew	1100
5.	 Invictus Gaming	1100
6.	 T1	1070 ^P
7.	 Vici Gaming	950
8.	 Team Secret	950
9.	 Team Aster	800
10.	 Alliance	800
11.	 beastcoast	800
12.	 Thunder Predator	800
13.	 Team Nigma	670 ^P
14.	 Team Spirit	585 ^P

三、 考量隊伍強弱差異——隊伍權重

在 Dota 2 地區聯賽排名前六名和甲級聯賽排名前八名的隊伍都將獲得 Dota 巡迴賽積分，表 5 所呈現的是以 Dota 巡迴賽積分排序的隊伍排名。為了考量隊伍之間強弱程度的差異，我們為每一場對戰設定隊伍權重，假定排名在前的隊伍與排名在後的隊伍交戰的情況下，若獲勝方為排名在前的隊伍時將賦予其較小的權重；反之獲勝方為排名在後的隊伍則將賦予較大的權重。這是因為在實力懸殊的對戰中，強隊預期將獲得

⁷ 資料來源：https://liquipedia.net/dota2/Dota_Pro_Circuit/2021/Rankings

對戰的勝利，但若出現實力較弱的隊伍取得勝利時，則代表其選取的英雄組合過於強大，以致於在對戰中彌補了兩隻隊伍之間實力的差距。

為達成以上效果我們藉由式 1 計算每場對戰之隊伍權重，其中 $f(\cdot)$ 函數存在的目的是對原先之積分差距數值進行了標準化處理，以限制數據的取值範圍介於 0 到 1 之間。將表 1 逐欄乘以該場對戰對應之隊伍權重後，可以獲得考量隊伍實力差異後的獲勝英雄與場次之鄰近矩陣（表 6），將表 6 乘以表 1 之轉置後，則可以獲得成對英雄的考量隊伍實力差距後的英雄配對獲勝場數（表 7），其中對角線數值同樣設定為 0。

$$\text{隊伍權重} = \frac{1}{f(\text{Dota 巡迴賽積分差距}) + 1} \quad \text{式 1}$$

表 6 考量隊伍實力差異後的獲勝英雄與場次之鄰近矩陣

	5971185092	5974803487	5996901434	5988951367	5964092808	6007490054	5993077709	5996655612
1	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
2	0.6741573	0.7228916	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
3	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
4	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
5	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
6	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
7	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
8	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.7117438	0.0000000	0.0000000	0.0000000
9	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
10	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
11	0.0000000	0.7228916	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
12	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000

表 7 成對英雄的考量隊伍實力差距後的英雄配對獲勝場數矩陣

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.2835090	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.3219100	0.0000000	0.0000000	0.0000000
2	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.2500000	0.0000000	0.0000000	1.0563438	1.0217386	0.2891566	0.0000000
3	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.2000000	0.0000000	0.0000000
4	0.2835090	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.5369754	0.0000000	0.0000000	0.0000000
5	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
6	0.0000000	0.2500000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.3543869	0.2500000	0.2222222	0.0000000	0.0000000
7	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
8	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.3543869	0.0000000	0.0000000	0.2598713	0.0000000	0.0000000	0.0000000
9	0.3219100	1.0563438	0.0000000	0.5369754	0.0000000	0.2500000	0.0000000	0.2598713	0.0000000	0.2494802	0.0000000	0.3079885
10	0.0000000	1.0217386	0.2000000	0.0000000	0.0000000	0.2222222	0.0000000	0.0000000	0.2494802	0.0000000	0.0000000	0.0000000
11	0.0000000	0.2891566	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
12	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.3079885	0.0000000	0.0000000	0.0000000

四、 考量隊伍表現差異——表現權重

在 MOBA 類型遊戲中經常會以殺人數、死亡數和助攻數進行計算後的 KDA 比率以表示一個隊伍之間的合作表現，式 2 為 KDA 的公式，其中 K 為殺人數，A 為助攻

數，D 為死亡數，其中若死亡數為零時，則計算過程中會將分母由原先的 0 改為 1。我們分別計算每場對戰中勝利方的 KDA 以及落敗方的 KDA，並且將兩個數值相減得到該對戰中隊伍表現的差異。若 KDA 差距小，代表在該場對戰中勝利方險些獲得勝利，此時該場對戰應該具有較小之表現權重，而若 KDA 差距大則代表勝利方獲得壓倒性的勝利，此時該場對戰應該具有較大之表現權重。

為達成以上效果我們藉由式 2 計算每場對戰之隊伍權重，其中 $f(\cdot)$ 函數存在的目的是對原先之 KDA 差距數值進行了標準化處理，以限制數據的取值範圍介於 0 到 1 之間。將表 1 逐欄乘以該場對戰對應之表現權重後，可以獲得考量隊伍表現差異後的獲勝英雄與場次之鄰近矩陣（表 8），將表 8 乘以表 1 之轉置後，則可以獲得成對英雄的考量隊伍表現差異後的英雄配對獲勝場數（表 9），其中對角線數值同樣設定為 0。

$$KDA = \frac{K + A}{D} \quad \text{式 2}$$

$$\text{表現權重} = f(KDA \text{ 差距}) \quad \text{式 3}$$

表 8 考量表現差異後的獲勝英雄與場次之鄰近矩陣

	5971185092	5974803487	5996901434	5988951367	5964092808	6007490054	5993077709	5996655612
1	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
2	0.2665111	0.2474363	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
3	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
4	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
5	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
6	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
7	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
8	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.1376699	0.0000000	0.0000000	0.0000000
9	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
10	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
11	0.0000000	0.2474363	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000
12	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000	0.0000000

表 9 成對英雄的考量隊伍表現差異後的英雄配對獲勝場數矩陣

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
1	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.10871008	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.04563980	0.00000000	0.00000000	0.00000000
2	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.07764328	0.00000000	0.00000000	0.27817439	0.39998636	0.04948726	0.00000000
3	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.08198128	0.00000000	0.00000000
4	0.10871008	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.29553667	0.00000000	0.00000000	0.00000000
5	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
6	0.00000000	0.07764328	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.03705378	0.07764328	0.05140608	0.00000000	0.00000000
7	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
8	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.03705378	0.00000000	0.00000000	0.12082723	0.00000000	0.00000000	0.00000000
9	0.04563980	0.27817439	0.00000000	0.29553667	0.00000000	0.07764328	0.00000000	0.12082723	0.00000000	0.10361643	0.00000000	0.08046331
10	0.00000000	0.39998636	0.08198128	0.00000000	0.00000000	0.05140608	0.00000000	0.00000000	0.10361643	0.00000000	0.00000000	0.00000000
11	0.00000000	0.04948726	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000
12	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.00000000	0.08046331	0.00000000	0.00000000	0.00000000

五、 整合勝率、隊伍權重、表現權重後的英雄網絡

我們將英雄配對參戰勝率矩陣（表 4）、考量隊伍實力差距後的英雄配對獲勝場數矩陣（表 7）與考量隊伍表現差異後的英雄配對獲勝場數矩陣（表 9）三個矩陣各別賦予 $\{0.4, 0.4, 0.2\}$ 的權重後進行相加，獲得英雄配對分數。在計算英雄配對分數時，我們特意將考量隊伍表現差異後的英雄配對獲勝場數給與較低的權重，這是因為在職業賽場中，有些隊伍會刻意減少與對手的碰撞，以致於 KDA 比率較低，但在整體表現上卻依然壓倒性的獲得比賽勝利。最後我們將英雄配對分數轉化為英雄網絡，每個節點表示一位英雄，鏈結則表示兩位英雄配對參戰的分數（表 10）。

表 10 兩位英雄配對參戰的分數

V1	V2	win_rate	score
Lion	Timbersaw	0.5806452	6.390772
Ancient Apparition	Mars	0.5714286	6.135307
Faceless Void	Snapfire	0.6400000	5.860180
Lion	Mars	0.5185185	5.301793
Puck	Lion	0.6363636	5.160447
Snapfire	Mars	0.5000000	5.141403
Phoenix	Mars	0.4814815	5.117210
Wraith King	Snapfire	0.6500000	4.962030
Magnus	Snapfire	0.8125000	4.944166
Templar Assassin	Snapfire	0.7500000	4.674788
Nyx Assassin	Snapfire	0.6666667	4.621578
Wraith King	Ancient Apparition	0.6315789	4.586910
Dark Seer	Nyx Assassin	0.8571429	4.582947
Centaur Warrunner	Abaddon	0.7500000	4.580654

六、 衡量英雄受歡迎程度

在英雄網絡中，我們可以藉由 Betweenness Centrality 指標，來衡量英雄之受歡迎程度。Betweenness Centrality 指標可以判斷網絡中哪一個節點擔任最好的中介橋梁，而當此指標應用於英雄網絡中，則可以查找出哪為英雄是最百搭之英雄。英雄之 Betweenness Centrality 指標計算結果如表 11 所示，其中 Degree 指標表示該英雄曾經配對過的英雄數，而 Betweenness 則代表英雄的百搭程度，在此表中僅呈現排名 Betweenness 排名前 10 的英雄。由表中可發現部分英雄，如 Pangolier 與 Treant Protector 之 Degree 數值並不高，但 Betweenness Centrality 數值卻頗高表示這些英雄雖然沒有與多位英雄配對，但他們與固定幾位英雄配對時，往往會獲得對戰的勝利。

表 11 英雄之 Betweenness 與 Degree 指標數值

Rank	Hero	Betweenness	Degree
1	Tiny	0.037070938	83
2	Snapfire	0.036231884	89
3	Lion	0.031884058	87
4	Beastmaster	0.028756674	63
5	Medusa	0.026697178	56
6	Mars	0.025781846	84
7	Pangolier	0.025019069	44
8	Dark Willow	0.024713959	63
9	Warlock	0.023493516	70
10	Treant Protector	0.021128909	47
⋮	⋮	⋮	⋮

實務應用

本專案研究成果可對於職業玩家、遊戲公司與非遊玩者三個目標群眾有實務應用上之明顯貢獻，分別敘述如下：

一、 職業玩家：英雄選擇推薦系統

我們將模式估計之結果設計成英雄選擇推薦系統，以 R Shiny Dashboard 呈現⁸，其中使用者可以透過下拉式選單查找任意一位英雄，此處之英雄排序是依照英雄名稱開頭英文字母排序，因此查找十分方便。選取特定英雄後，英雄配對圖頁面（圖 9）會自動呈現與該位英雄適配程度最高之十名英雄，並以線段將十位英雄與該被選定之英雄連接，當線段越粗或顏色越深時，表示該成對英雄之適配程度相對較高。此頁面中可以透過拉霸調整圖中圖中欲顯示之配對英雄個數，預設值為 10 位英雄，上限值則為 25 位英雄。

另外，職業玩家也可以進一步點進英雄配對排名頁面（圖 10），此頁面中呈現了所選取英雄與其他曾配對過之英雄的配對分數，而表格中之排序是依據配對分數由大至小。透過此表，職業玩家可以明確得知配對分數之差異。

此推薦系統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。專案研究組員之職業電競選手朋友於實際操作過此頁面後表示，此推薦系統之推薦適配英雄，確實在比賽中是十分適合相配出賽的英雄。

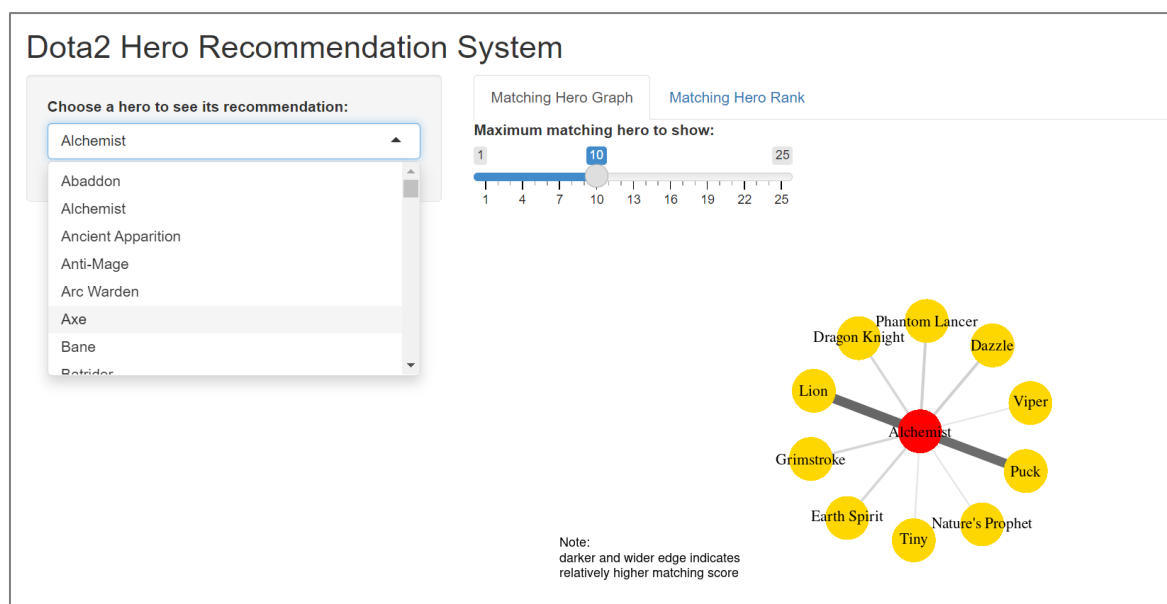


圖 9 英雄選擇推薦系統之英雄配對圖頁面

⁸ 英雄選擇推薦系統：

https://mengchunyou.shinyapps.io/Dota2/?_ga=2.121420616.1176082058.1624370823-1707800618.1623724982

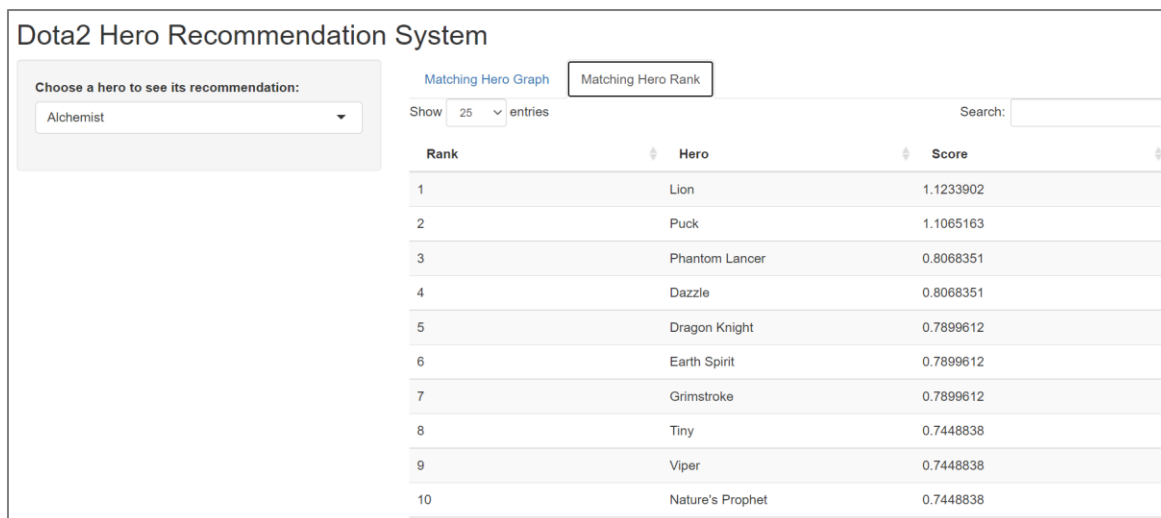


圖 10 英雄選擇推薦系統之英雄配對排名頁面

二、遊戲公司：依英雄受歡迎程度進行英雄強度調整

表 12 英雄之 Betweenness 與 Degree 指標數值（表格末端）

Rank	Hero	betweenness	degree
⋮	⋮	⋮	⋮
99	Earthshaker	0	7
100	Shadow Fiend	0	11
101	Pudge	0	8
102	Vengeful Spirit	0	4
103	Lich	0	4
104	Sniper	0	6
105	Clinkz	0	4
106	Omniknight	0	17
107	Huskar	0	7
108	Night Stalker	0	8
109	Bounty Hunter	0	4
110	Jakiro	0	8
111	Chen	0	8
112	Alchemist	0	14
113	Lycan	0	7
114	Keeper of the Light	0	8
115	Visage	0	4
116	Techies	0	4

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。表 12 中呈現了受歡迎程度最低之 18 位英雄，遊戲公司可以在版本修正時選擇強化這幾位英雄，藉此促使所有英雄的受歡迎程度達到平衡彼此相近，

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，同時亦維持遊戲之可玩性。

三、 非遊玩者：依英雄受歡迎程度投資英雄外裝

針對非遊玩者，他們可以以英雄受歡迎程度來進行二手外裝之投資，買入當版本中較不受歡迎之英雄外裝，並於下個版本英雄變得受歡迎後脫手該英雄的外裝。舉例而言，圖 11 為英雄 Sniper 之外裝二手價格走勢圖，Sniper 為目前版本之下受歡迎程度較低之英雄，而由圖中也可以觀察出其外裝二手價格目前也位於較低的價格，非遊玩者可以考慮於此時買入此位英雄之外裝，而至下個版本更新時，遊戲公司很有可能會調整 Sniper 之英雄強度，屆時這位英雄的被遊玩次數則可能上升，其受歡迎程度也隨之上升，連帶影響了這位英雄之外裝二手價格上漲，非遊玩者即可藉由此種買低賣高的方法賺取價差，因而獲益。



圖 11 英雄 Sniper 外裝二手價格走勢圖

結論

本研究中以英雄間的配對關係為依據來設計英雄推薦系統，其中英雄間之配對分數考量了配對之勝率、隊伍強度差異以及隊伍表現差異，並以 Betweenness Centrality 指標做為衡量英雄於英雄網絡中受歡迎程度的依據，最後呈現了本專案結果對於職業玩家、遊戲公司與非遊玩者之實際應用層面貢獻。

儘管有以上之專案研究成果，本專題研究在網路分析的結果上還是有許多限制。例如在討論隊伍表現時，在遊戲中有經濟差距、經驗差距、推塔數差異等作為隊伍的表現依據，但礙於遊戲的數據統計網站上未有以上數據的完整紀錄，最終我們僅以隊伍 KDA 作為表現好壞之依據。此外，由於數據僅以 540 場對戰紀錄作為分析，導致在英雄的配對僅能以至多兩位英雄作為呈現，未來研究可以考量蒐集多個遊戲版本之下的英雄網絡數據，並考量時間延遲效應，來推論英雄網絡形成之機制並進行英雄間組合適配分數之推估。

引用文獻

- 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>
- 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>