

Final project Report – CoachAI Badminton Challenge

第 13 組

黃惟 111550152

鄭恆安 111511198

蔣昀成 111550097

1. Introduction

這是一個 AI 訓練競賽，參賽者的主要任務為透過一回合中前四球的特徵與走向和選手分別的位置，來預測後面幾球的特徵與走向。

2. Literature Review/ Related Work

Wei-Yao Wang, Hong-Han Shuai, Kai-Shiang Chang, and Wen-Chih Peng在2021年對羽球的軌跡預測發表了相關的論文。他們在embedding layer 中嵌入了球員與擊球紀錄的相關資訊，來記錄其個人化的擊球特徵。另外，其模型使用了transformer 解碼器的 encoder-decoder，而且為了更好的整合發球類型和區域的資訊，還特別將第一層 multi-head self-attention layer 替換為 type-area-attention layer。除了擊球資訊以外，模型還利用基於 Transformer 獲取比賽的情境，與 position-aware gated fusion network 融合，並根據其權重來做預測的參考。

我們使用的模型仿照了他們提供的架構，並根據我們的需求改寫了模型使用的參數，以及輸入與輸出資料的型態。除此之外，我們還修正了原始碼的一些 Bug 和格式錯誤。

3. Dataset

以下是 Data 的參數種類：

- 時間
- 雙方比分
- 球的種類 (短球、長球.....)
- 擊球點
- 正反手
- 球位置
- 雙方位置

根據我們打羽球的經驗推測，篩選出我們認為比較有關聯的參數來訓練：

- 雙方比分
- 球的種類
- 正反手
- 球位置

時間與擊球方法沒有關聯，因此忽略。由於一般來說打完每一球都會回中場回防，所以對手位置基本上可以從對手上一球的球種推測，因此我們認為雙方位置可以忽略。

4. Baseline

作為 main model 的對照組，我們使用了非常簡單暴力的作法：只考慮目前最後一球的球種/落球位置當作預測的參考，並直接窮舉 train data 的所有擊球資料，找到同求種中，最接近它座標 (歐拉距離) 的一筆資料，然後把那筆資料的下一球當作預測結果。為了再預測後面幾球的話，需要把剛預測出來的下一球結果當作參考依據，然後重複執行以上的步驟。第一次預測的時候，把預測機率最高的球種機率設為 0.6，其餘的設為 0.4/9，而接下來的預測中，再把機率最高的球種機率做階梯式的下調，(因為預測越多球，信心程度越低)。其衰減的梯度會透過實驗調整。

5. Main Approach (Implementation Details)

我們的模型參考了 [Original Code Github](#) 的基本架構，但為了使它能達成我們需要的預測功能，做了一些參數的調整和輸入輸出的整理，具體如下。

輸入處理：

- 原模型需要接收 rally_length 長度的資料，但實際上我們只會提供一個 rally 的前四球資料。另外，原模型只會接受中文的球種名稱，需要改成英文。

輸出處理 (In generator.py)：

- 原模型只將預測結果製作成一張圖，但我們需要將預測結果提取成csv檔，因此加入 parameter ans_dict 至 transformer_generator() 並將預測結果從中取出。另外，新增參數 rally_id 與 rally_length，讓模型知道需要預測後面多少球。

資料提取 (In transformer_runner.py, transformer_generator)：

- 從 shot_prob torch 獲取各球種的預測機率，以及從 prev_x 和 prev_y 獲取預測出的落點座標並將它們儲存至 ans_dict。

Bug 修正/參數調整 (In train.py)：

- config['max_ball_round'] 的 default value 為 35，但是測資的 rally length > 35，所以將 'max_ball_round' 的 default value 設成 67 (測資的最大 rally_length)。
- 另外，我們發現 encode_length 並不是真正的 encode length。該模型用的是前(encode_length+1)顆球去預測接下來的球，所以我們將 encode_length 從 4 改成 3 使其才能夠正常運作。

6. Evaluation Metric

參考自競賽官網提供的評分標準，我們的評估指標使用 Shot type 的 CE 與 Shot destination 的 MAE 的總和。

$$\begin{aligned} score &= avg(CE(type) + MAE(position)) \\ &= avg(-\log \log(P_t) + |X - X_{pred}| + |Y - Y_{pred}|) \end{aligned}$$

其中 t 是實際出現的球種， P_t 為模型預測該球種出線的機率， X, Y 為實際的座標， X_{pred}, Y_{pred} 為模型預測出來的座標。

7. Result & Analysis

以下是對照組經過各種嘗試與調整後，最好的成績。

Best Baseline model score: 3.086

2	3.1045393168	prediction.zip	06/10/2023 06:21:16	14265	Finished		+
3	3.0948422517	prediction.zip	06/10/2023 06:31:50	14266	Finished		+
4	3.086652601	prediction.zip	06/10/2023 07:05:48	14385	Finished	✓	+

以下則是Main Model的分數(採用ShuttleNet與Transformer作為基底model)。

Main model (ShuttleNet) score: 2.857

3	2.8570305694	prediction.zip	06/10/2023 10:18:03	14613	Finished		-
---	--------------	----------------	---------------------	-------	----------	--	---

Main model (Transformer) score: 2.786

2	2.7855679685	prediction.zip	06/10/2023 07:38:26	14236	Finished	✓	+
---	--------------	----------------	---------------------	-------	----------	---	---

6/12 old Transformer model 500 epoch

1	2.712291508	prediction.zip	06/12/2023 12:54:32	17893	Finished	✓	+
---	-------------	----------------	---------------------	-------	----------	---	---

6/12 new shufflenet 150 epoch

2	2.8253553366	prediction.zip	06/12/2023 13:29:00	18160	Finished		+
---	--------------	----------------	---------------------	-------	----------	--	---

6/12 new shufflenet 500 epoch

3	2.5754977463	prediction.zip	06/12/2023 14:01:17	18146	Finished		+
---	--------------	----------------	---------------------	-------	----------	--	---

以上為我們的模型使用官方比賽網站線上評分的結果，其分數計算方式即為前一個section列出的公式(分數越低，誤差越小)。由此結果可以看出我們的模型表現相當優秀，比對照組進步不少，具有一定的預測能力與信心程度。截至這個時間點(6/13 20:00 PM)，最好的成績(2.575)為計分板上的第十一名。

8. Future Work

我們未來可以考慮嘗試其他基底模型的 encoder/decoder 來取代 transformer，如 LSTM 與 DMA_Nets 來作為其他選項。至於 dataset，我們可以使用 feature selection 的功能來提取與預測結果最相關的資訊，而不是根據自身經驗做人工篩選。

9. Code

<https://github.com/YuiHuang/CoachAI-Badminton-Challenge-Track2>

10. Contribution of each member

黃惟 (33%): Main Approach 實作、測試參數、檔案整理

鄭恆安 (33%): Main Approach 實作

蔣昀成 (33%): 相關文獻探討整理、Baseline Model 實作、報告撰寫

11. References

Wang, W., Shuai, H., Chang, K., & Peng, W. (2022). ShuttleNet: Position-Aware Fusion of Rally Progress and Player Styles for Stroke Forecasting in Badminton. *AAAI*, 4219–4227.

[Original Code Github](#)

[Official Paper](#)