一、資料集

- 1. id 每條推文的唯一識別符
- 2. text 推文的文本
- 3. location 發送推文的地理位置 (可能為空)
- 4. keyword 推文中的特定關鍵字(可能為空)
- 5. target 僅在 train.csv 中,表示推文是否為真實災難(1) 或不為真實災難(0)
- 6. 任務:判斷推文是否為真實災難

二、模型架構與超參數設定

1. 模型架構

結構元件	GRU	LSTM
RNN 層	Bidirectional(GRU(128,	Bidirectional(LSTM(128,
	dropout=0.1,	dropout=0.1,
	recurrent_dropout=0.4))	recurrent_dropout=0.4))
中間全連接層	Dense(64, ReLU) +	Dense(64, ReLU) +
	Dropout(0.1)	Dropout(0.1)
輸出層	Dense(1, Sigmoid)	Dense(1, Sigmoid)

● 嵌入層 (Embedding) 使用 mask_zero=True 處理 padding, 並接續 一層 Dropout 以減少 overfitting。

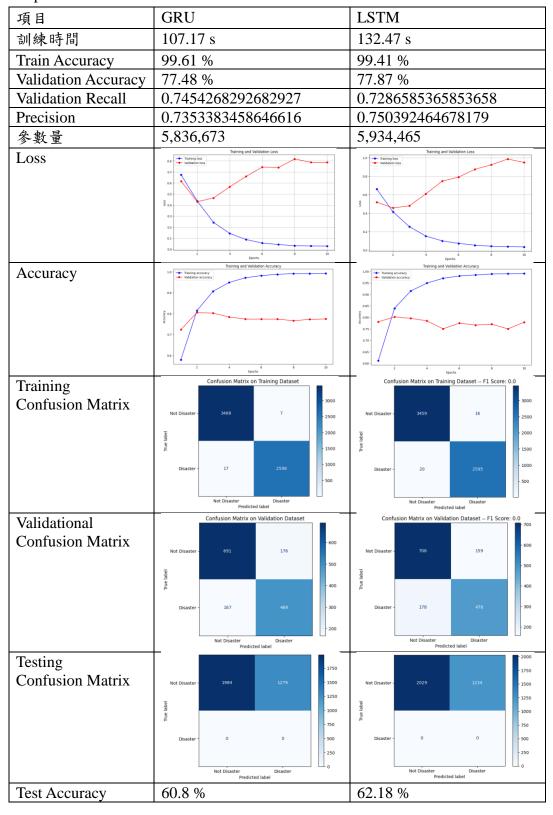
• Optimizer: Adam

● 損失函數:binary_crossentropy

2. 參數設定

參數	值
max_features (字典大小)	21577
pad_len (每筆輸入序列長度)	25
embed_dim(嵌入維度)	256
dropout	0.1
recurrent_dropout	0.4
learning_rate	0.0001
batch_size	16
epochs	10

三、Experimental Results



四、結果分析

- 過擬合現象:兩個模型在訓練集的準確率均高達99.5%,但在驗證與 測試集上則下降明顯,顯示有可能發生過擬合。有嘗試更改過參數和 模型,但此現象依舊嚴重。
- 2. GRU表現整體較佳,在參數使用量、訓練速度優於LSTM。在模型效能上LSTM略優於GRU。
 - i. 參數使用量
 - GRU 較 LSTM 少了 97792(5934465 vs. 5836673)個參數
 - LSTM 有 3 個門 (input、forget、output)
 - GRU 只有 2 個門 (reset、update), GRU 將 forget gate、
 output gate 合併為一個 update gate。透過這樣的方式減少了模型參數數量,從而降低了訓練時間
 - 在這個資料集中,GRU在減小模型複雜度和加快模型訓練速度的同時,模型效能與LSTM差不多。
 - ii. 訓練速度: GRU 的訓練時間為 107.17 秒,顯著低於 LSTM 的 132.47 秒,顯示 GRU 在訓練效率上較佳,這也符合 GRU 結構較 簡單、參數較少的特性。
 - iii. 模型效能比較
 - 在訓練集上,兩者皆達到非常高的準確率(約99.5%),但這可能存在 overfitting 現象
 - 驗證集上,LSTM 的準確率略高(77.87% vs. 77.48%)
 - 在 Recall 上 GRU 較優 (表示找出災難推文的能力較好),而 Precision 則 LSTM 較好 (表示判斷為災難的推文正確率較高)
 - 測試集的準確率亦顯示 LSTM 稍加 (62.18% vs. 60.80%)
 - iv. 結論
 - 若優先考慮效能與資源消耗,GRU 是較佳選擇。
 - 若需微幅提升驗證與測試準確率,LSTM 較佳。
 - v. 註:由於 test_ans.csv 中 target 全部為 0,因此無法計算 Test 的 Recall 和 Precision (這兩個指標需要正類樣本才能評估模型在判斷「災難推文」時的能力)。