

暑期專題計劃書

肺部電腦斷層掃描之非小細胞癌 PD-L1 表現預測：
結合多任務自監督學習與生成對抗網路

申請者：戴偉璿

May 29, 2025

1 研究背景

PD-L1 (Programmed Death Ligand 1) 表現量是免疫治療中一個重要的生物標記，常用以評估非小細胞肺癌 (NSCLC) 患者是否適合接受 PD-1/PD-L1 抑制劑。然而，現有檢測方法依賴組織切片與免疫染色，具有侵入性、區域異質性與判讀主觀性等缺點。

以下是 PD-L1 表現的兩個例子，50% 是 NSCLC 中 PD-L1 表現的高低分界， $>50\%$ 表示高表現，適合單藥免疫治療，預後較好； $<50\%$ 表示低表現，需聯合治療或非免疫療法，預後較差

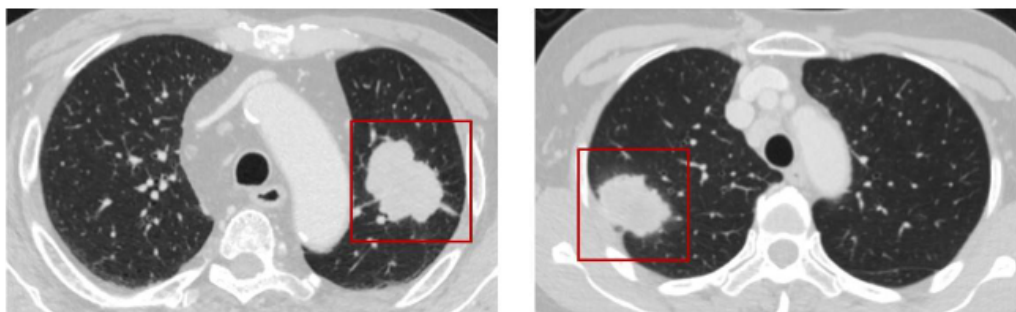


Figure 1: 左：PD-L1 表現 $>50\%$ ；右：PD-L1 表現 $<50\%$ 。圖片來源：周姍妤學姐碩士論文。

然而，隨著醫學影像技術的進步，肺部電腦斷層掃描 (CT) 已成為非小細胞肺癌診斷的重要工具。但遇到了新的挑戰：樣本數量不足。相較於其他領域，醫學影像的取得尤為困難，不只是因為需要專業的醫療設備與人員，還因為涉及患者隱私與倫理問題。因此，如何在有限的資料條件下，準確預測 PD-L1 表現並且盡可能提昇模型的泛化能力，成為一個亟待解決的問題。

近年來，自監督學習 (Self-supervised Learning) 的發展為解決資料稀缺問題提供了新的思路。自監督學習通過從未標記的資料中學習有用的特徵表示，能夠在少量標記資料的情況下，顯著提升模型性能。特別是多任務自監督學習 (Multi-task Self-supervised Learning) 方法，通過同時學習多個相關任務，能夠進一步增強模型的表徵學習能力。

周姍妤學姐的碩士論文：「肺部電腦斷層掃描之非小細胞癌 PD-L1 表現預測：結合遮蓋圖像模型與生成對抗網路」中提出了一種基於 Masked autoencoder (MAE) 模型改良後的多模態模型 MTMAE，MAE 模型是一種自監督學習方法，通過遮蔽部分輸入影像來學習有效的特徵表示。學姐使用了實驗室之前研究出的 GAN 生成 CT 影像對模型進行預訓練，並在微調階段使用真實的醫學影像進行訓練。該模型結合了自監督重建、腫瘤分割與分類任務，在低資料條件下有效提升了 PD-L1 表現的預測準確率。基於該模型的潛力，我想嘗試看看這個方法能否有進一步改進的空間。

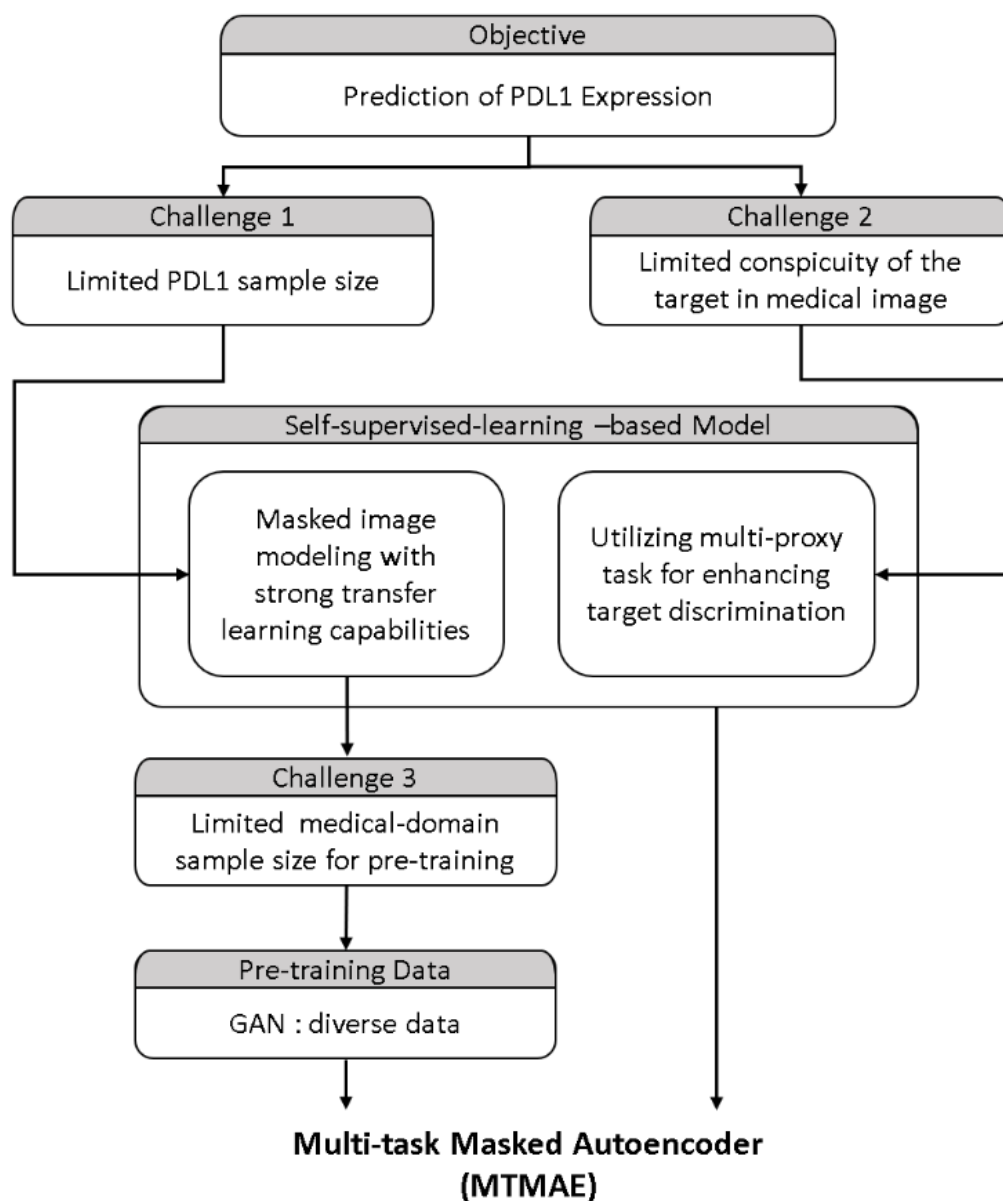


Figure 2: MTMAE 模型架構。圖片來源：周姍妤學姐碩士論文。

2 研究目標

1. 建立以 MTMAE 為基礎之 PD-L1 表現預測模型
2. 探討加入對比學習對自監督表徵學習的增強效果。
3. 在 ViT encoder 中嵌入 GNN，建構 patch 間關聯性以提升特徵整合能力。
4. 評估多模型集成（ensemble）策略對預測穩定性與泛化能力的影響。

3 研究方法

本研究將基於周嫻妤學姐的碩士論文所提出的 MTMAE 模型進行改良，模型核心為 Multi-task Masked Autoencoder (MTMAE)。由於影像資料的缺乏，我們先使用 GAN 生成批量的影像，對模型進行預訓練，接下來再使用真正的醫學影像進行微調。

針對上述的研究目標，首先我將嘗試建立一個以 MTMAE 為基礎的 PD-L1 表現預測模型，除了讓我熟悉 MTMAE 的架構外，這個基礎的模型也將作為後續改良的基準。

3.1 對比學習

對比學習是一種自監督學習方法，通過學習樣本之間的相似性與差異性來增強模型的表徵學習能力，其擅長利用未標籤數據進行預訓練，減少對標籤數據的依賴。本專題中，我將在 MTMAE 模型中加入對比學習模組，使用不同遮蔽策略產生的影像對作為正樣本，以提升 encoder 對語意一致性的建模能力。這將有助於模型在少量標記資料的情況下，學習到更豐富的特徵表示，從而提高 PD-L1 表現預測的準確性。

3.2 GNN 結合

圖神經網路 (Graph Neural Network, GNN) 是一種專門處理圖結構數據的深度學習模型，能夠有效捕捉節點之間的關聯性與結構信息。在本專題中，我將在 ViT encoder 中嵌入 GNN 模組，將輸出的 patch token 建構為圖結構，節點間依位置或注意力建邊，透過節點間的關聯性進行訊息傳遞，強化區域語意整合。這將有助於提升模型對局部特徵的捕捉能力，進一步提高 PD-L1 表現預測的準確性。

3.3 模型集成

模型集成 (Ensemble Learning) 是一種通過結合多個模型的預測結果來提高整體性能的方法。在本專題中，我將採用模型集成策略，利用隨機初始化、遮蔽方式或 GAN 輸入生成多個 MTMAE 模型，最後透過投票的方式整合各模型的預測結果，以提升整體穩定性與泛化能力。這種方法能夠減少單一模型的偏差與過擬合風險，從而提高 PD-L1 表現預測的穩定性。除了原生的模型以外，我也會嘗試將對比學習、GNN 模組與集成模型結合，以進一步提升預測效能。

4 實驗設計

4.1 實驗材料

本專案預計使用來自於台大醫院、台大醫院新竹分院、台大醫院雲林分院提供之非小細胞肺癌患者 CT 與 PD-L1 標記資料做為輸入資料。此外，為了解決資料稀缺問題，本專案也會使用實驗室先前所開發之 Gabor-GAN 模型，使用公開資料庫 LIDC-IDRT (Lung Image Database Consortium and Image Database Resource Initiative) 生成批量的樣本。

使用 GAN 生成的影像來訓練模型常面臨真實性的爭議，能夠生成準確的肺結節影像是關鍵。為了控制生成影像的真實性（結核的大小以及形狀），我們使用結節分割標記引導生成。流程包括：首先分割肺結節與肺實質背景，將背景與分割 mask 輸入 GAN，訓練生成肺結節樣本。Gabor-loss GAN 使用 CNN 架構，訓練時除了真偽分類損失，還透過 Gabor filter 計算濾波特徵的損失 (Gabor-loss)，增強結節紋理並避免過擬合。訓練完成後，使用肺部組織分割演算法提取肺實質背景，選取 $64 \times 64 \times 64$ 的 VOI 作為輸入，將真實結節標記置於中間，排除與肺壁、心臟等重疊的區域，並確保標記體積保留 80% 以上。最後用高斯濾波器和平滑處理優化結節與背景的邊界。

藉由以上複雜的生成流程，我們期許能獲得高品質、高準確率的肺結節影像，增加模型預測的準確率。

4.2 性能指標

在判斷模型的預測效能時，我們將使用以下指標進行評估：正確率 (Accuracy)、靈敏度 (Sensitivity)、特異度 (Specificity) 與 AUC (Area under curve)，而這些指標的計算方式可由混淆矩陣得出 (Confusion Matrix) 得出，具體的混淆矩陣可分為四個象限：

- 真陽性 (True Positive, TP)：模型正確預測為陽性的數量。
- 假陽性 (False Positive, FP)：模型錯誤預測為陽性的數量。
- 真陰性 (True Negative, TN)：模型正確預測為陰性的數量。
- 假陰性 (False Negative, FN)：模型錯誤預測為陰性的數量。

在本專題中，我們稍微修改了混淆矩陣的定義，將陽性定義為 PD-L1 表現高於 50% 的患者，陰性則為低於 50% 的患者。

	實際陽性	實際陰性
預測陽性	TP	FP
預測陰性	FN	TN

Table 1: 混淆矩陣

藉由混淆矩陣，我們可以計算出以下指標：

4.2.1 正確率 (Accuracy)

正確率是指模型正確預測的比例，在本專題中即正確分辨出 PD-L1 表現高於 50% 與低於 50% 的患者比例。正確率是衡量模型整體預測準確性的指標，計算公式為：

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (1)$$

4.2.2 靈敏度 (Sensitivity)

靈敏度（也稱為召回率）是指模型正確預測為陽性的比例。在本專題中，靈敏度即預測 PD-L1 表現高於 50% 的患者中，實際上也高於 50% 的比例。靈敏度是衡量模型對陽性樣本識別能力的指標，計算公式為：

$$\text{Sensitivity} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

4.2.3 特異度 (Specificity)

特異度是指模型正確預測為陰性的比例。在本專題中，特異度即預測 PD-L1 表現低於 50% 的患者中，實際上也低於 50% 的比例。特異度是衡量模型對陰性樣本識別能力的指標，計算公式為：

$$\text{Specificity} = \frac{TN}{TN + FP} \quad (3)$$

4.2.4 AUC (Area under curve)

AUC 是指 ROC 曲線下的面積，ROC 曲線是以假陽性率 (False Positive Rate) 為橫軸，真陽性率 (True Positive Rate) 為縱軸所繪製的曲線。AUC 值介於 0 與 1 之間，值越大表示模型的預測能力越好。計算公式為：

$$\text{AUC} = \int_0^1 \text{TPR}(FPR) d(FPR) \quad (4)$$

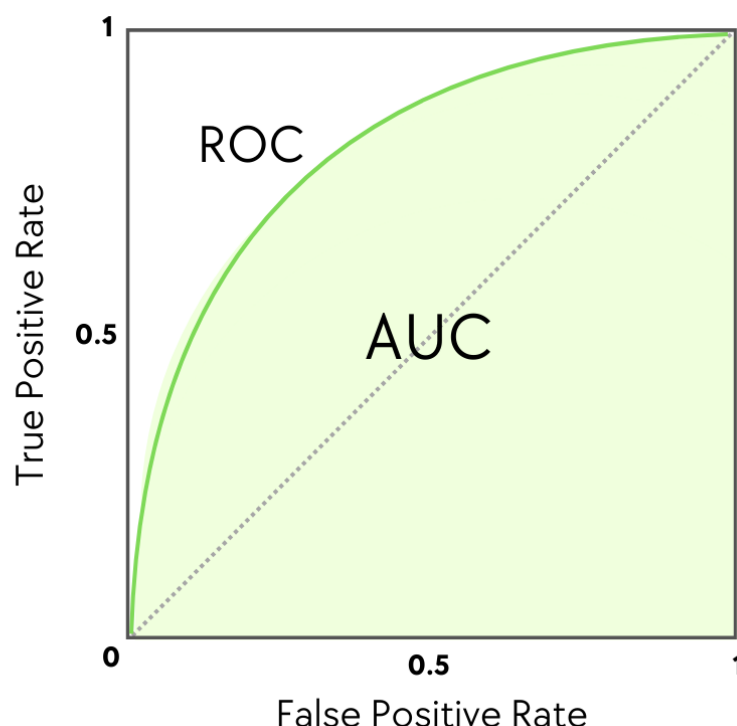


Figure 3: ROC 曲線及其 AUC 值。

圖片來源：<https://www.blog.trainindata.com/auc-roc-analysis/>

4.3 實驗方法

本專題將使用 TensorFlow 框架實現 MTMAE 模型，並在此基礎上進行改良。首先，我將建立一個基於 MTMAE 的 PD-L1 表現預測模型，並使用實驗室先前開發的 Gabor-GAN 生成 CT 影像進行預訓練。接著，將使用真實的醫學影像進行微調，並在此基礎上嘗試加入對比學習模組、GNN 模組與模型集成策略。在實驗過程中，我將使用 K-fold 交叉驗證方法來評估模型的泛化能力，並使用上述的性能指標（正確率、靈敏度、特異度與 AUC）來評估模型的預測效能，同時比較不同改良方法對預測準確率的影響。

5 預期成果

根據論文內容，MTMAE 模型在 PD-L1 表現預測任務上的預測準確率僅為 0.724，然而，若要達到臨床應用的標準，預測準確率需要達到 0.8 以上。因此，本專題的目標是通過改良 MTMAE 模型，提升 PD-L1 表現預測的準確率。

針對上述提出的研究目標，本專題期許能將準確率進一步提升至 0.8 以上，並且在靈敏度、特異度與 AUC 等指標上也能達到臨床應用的標準。同時也驗證對比學習、GNN 以及模型集成等方法對於預測效能的提升效果。期望透過這些改進能顯著提升模型的準確度與泛化能力。

6 進度規劃

週次	日期	工作內容
1	6/16~6/22	閱讀論文、蒐集訓練資料、整理背景知識、建立 MTMAE 架構
2~3	6/23~7/6	嘗試導入對比學習模組進行實驗
4~5	7/7~7/20	嘗試加入 GNN 模組進行實驗
6~7	7/21~8/3	嘗試集成模型進行實驗
8	8/4~8/14	整理研究內容，撰寫書面報告
9	8/15~8/21	完成最終簡報與口頭報告準備

7 參考文獻

1. 周姍妤，肺部電腦斷層掃描之非小細胞癌 PD-L1 表現預測: 結合遮蓋圖像模型與生成對抗網路，碩士論文，國立臺灣大學，2024。
2. PD-L1，https://en.wikipedia.org/wiki/PD-1_and_PD-L1_inhibitors
3. 自監督式學習，<https://ithelp.ithome.com.tw/m/articles/10325328>
4. 對比學習，<https://u9534056.medium.com/對比學習-Contrastive-Learning-主流方法一覽-bddf2afc5e5f>
5. 圖像神經網路，<https://ithelp.ithome.com.tw/m/articles/10365828>
6. 交叉驗證，<https://ithelp.ithome.com.tw/articles/10279240>
7. 混淆矩陣，<https://ithelp.ithome.com.tw/articles/10254593>
8. 集成式學習，<https://ithelp.ithome.com.tw/m/articles/10276102>

尊敬的審查委員：

本人很高興能有此機會推薦本系二年級學生戴偉璿同學，申請參加本系大學部暑期專題研究計畫。本人對其學習態度認真、積極好學，印象深刻。

在課堂表現方面，偉璿不僅熟稔基礎醫學與工程理論，更積極延伸自我學習至深度學習、網路協定、數值方法等進階領域。他具備紮實的程式設計能力，精通 C++ 與 Python，能熟練操作 Linux 系統，並能在 GCP 等雲端平台上完成 AI 模型部署與訓練。這樣的技術實力使他能迅速上手醫學影像分析中的實務挑戰，例如使用 U-Net 進行 MRI 分割、建立影像向量資料庫或搭建問答系統等。

更值得一提的是，他對於複雜理論也具有深入理解的能力。在我觀察中，偉璿能夠獨立推導演算法背後的數學理論，並靈活應用於解題或實作中。他曾多次主動提出具創意的解法與優化策略，展現出良好的邏輯思維與研究潛力。

此次申請暑期研究計畫，戴偉璿同學擬以肺部電腦斷層掃描之非小細胞癌 PD-L1 表現預測為題，探討結合多任務自監督學習與生成對抗網路之後的預測結果，期望透過暑期實作，深化技術應用與問題分析能力。本人相信，他具備完成本計畫所需之學習態度與實作能力，並能於成果發表中展現具水準之作品與效能表現。

綜合以上，本人極力推薦戴偉璿同學參與本次學士暑期研究計畫，並深信他將能在此研究過程中獲得寶貴經驗。懇請給予偉璿進行此研究計畫之機會，為未來學術與研究發展奠定良好基礎。

敬祝 教安



陳中明

台大醫學工程學系



國立臺灣大學學生證

National Taiwan University Student ID

醫學工程學系

Department of Biomedical Engineering

戴偉璿

WEI,HSUAN TAI



B12508026



國立臺灣大學
National Taiwan University

國立臺灣大學電子成績單

利用範圍及可信度聲明

本文件透過電子郵件發送，如果您不是指定的收件者，請通知國立臺灣大學教務處，並刪除此郵件。未經所有者(學生本人)之書面同意，禁止複製、轉發或將其內容透露給第三方(包括個人或組織)。

由本校發放之電子成績單，需經臺灣網路認證公司(TWCA)簽發驗證，方為有效。請利用免費之最新版本 Adobe Acrobat Reader 檢視本文件。請注意：文件開啟後頁面上方應顯示黑色獎章，方為可信任之合格驗證，相關驗證狀態說明如下。



黑色獎章表示本文件的簽章已通過合格驗證，文件內容未被變更。



文件未顯示合格的驗證及簽名訊息時，請拒絕接收本文件。文件顯示無效的數位憑證可能表示簽署者憑證已過期或被廢止，也可能文件中存在不合法的變更或文件已損壞。另外，國立臺灣大學教務處也可能撤銷本文件的數位憑證，使文件的憑證無效。



身分驗證失敗，代表文件的數位憑證來自非信任的簽署者，或文件中有未簽署的變更。當接收到此訊息時，請確認Adobe®Reader版本及網路連線狀態，若在網路連線下仍然無法驗證數位憑證，請拒絕接收本文件。

電子成績單僅以PDF格式呈現，一經列印將出現 Copy of Official Document 字樣，該文件非本校發放之正式文件。

成績單對照表及評分標準置於本文件最後一頁。

免費 Adobe Acrobat Reader，可自<http://www.adobe.com>下載。

如果您對本成績單的可信度有疑問，請發送電子郵件或致電國立臺灣大學教務處註冊單位。

註冊組

106319 臺北市羅斯福路四段一號


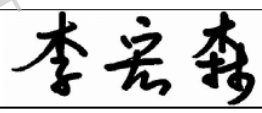
Phone: (02)33662388 轉 206、211~225

Fax: (02)23638200

Email: registry@ntu.edu.tw

Web: http://www.aca.ntu.edu.tw/reg/sections_detail.asp

國立臺灣大學學生歷年成績表

學 號	B12508026	姓 名	戴偉璿		出生日期	93年9月8日	入學年月	112年9月	
學院名稱	工學院						畢業年月		
系組名稱	醫學工程學系								
課 號	科 目 名 稱			學 分	成 績	課 號	科 目 名 稱		
112學年度第1學期									
PE 1003	健康體適能			1	B				
MATH 4006	微積分1			2	A-				
MATH 4007	微積分2			2	通過				
Phys 1008	☆普通物理學乙			3	A				
Phys 1040	普通物理學實驗一			1	A+				
Chem 1009	普通化學丙			3	B-				
Chem 1010	普通化學實驗			1	B				
DBME 1010	服務學習甲			0	通過				
DBME 1002	生物醫學工程導論上			1	B+				
LS 1009	普通生物學丙			3	A-				
LS 1017	普通生物學實驗丙			1	B-				
修習學分：18.00				實得學分：18.00		學期GPA：3.43			
112學年度第2學期									
PE 2092	壘球初級			1	A+				
StuAct 1027	服務學習乙各級學校育樂營			0	通過				
MATH 4008	微積分3			2	A				
MATH 4009	微積分4			2	C				
Chem 2035	☆有機化學實驗			1	A				
DBME 1011	服務學習乙			0	通過				
DBME 1003	生物醫學工程導論下			1	A				
DBME 1005	工程力學			3	B-				
DBME 1007	計算機概論			3	B				
DBME 1009	電路學暨實驗			3	C				
IB 2013	商事法			3	A				
修習學分：19.00				實得學分：19.00		學期GPA：3.13			
113學年度第1學期									
FL 1003	英文一			3	A+				
Med 2014	生理學			4	C				
DBME 2004	工程數學上			3	A				
DBME 2006	材料力學			3	B-				
DBME 2007	基礎解剖學			3	B				
DBME 2008	☆程式語言			3	A+				
DBME 2013	電子學一暨實驗			3	A				
修習學分：22.00				實得學分：22.00		學期GPA：3.40			
113學年度第2學期									
FL 1008	英文(附一小時英聽)二			(3)	未到				
DBME 2005	工程數學下			(3)	未到				
DBME 2022	學士專題研究一			(1)	未到				
DBME 2023	醫學工程實驗			(1)	未到				
DBME 2010	生物化學			(3)	未到				
DBME 2011	☆細胞與分子生物學			(3)	未到				
DBME 2014	☆材料科學概論			(3)	未到				
DBME 2021	資料結構			(3)	未到				
EE 4020	電腦網路導論			(3)	未到				
(以下空白)									
									
備 註									
實得總學分 59.00 (修畢EMI課程 7 學分)						註冊組主任			
修習及格學分 59.00	抵免學分 0.00	免修學分 0.00	暑修學分 0.00	採計學分 0.00					

說明：課程名稱或學分數前有☆者表示EMI課程

單科成績對應績分：A+=4.3 A=4.0 A-=3.7 B+=3.3 B=3.0 B-=2.7 C+=2.3 C=2.0 C-=1.7 F=0 X=0

編號：202507031 第1之1頁

印製日期：114年05月27日

國立臺灣大學成績單說明

1、本校於 99 學年度以前，採用百分制方式評量學生成績，其標準如下：

學士班成績	等第制成績	研究生成績
80 以上	A	80 以上
70-79	B	70-79
60-69	C	69 以下
50-59	D	
49 以下	E	
備註：70 分為研究生及格標準；60 分為學士班及格標準		

2、本校於 99 學年度（含）以後，採用等第制方式評量學生成績，其標準如下：

等第成績	定義	等第績分	對照百分制
A+	所有目標皆達成且超越期望	4.3	90-100
A	所有目標皆達成	4.0	85-89
A-	所有目標皆達成，但需一些精進	3.7	80-84
B+	達成部分目標，且品質佳	3.3	77-79
B	達成部分目標，但品質普通	3.0	73-76
B-	達成部分目標，但有些缺失	2.7	70-72
C+	達成最低目標	2.3	67-69
C	達成最低目標，但有些缺失	2.0	63-66
C-	達成最低目標但有重大缺失	1.7	60-62
F	未達成最低目標	0	59(含)以下
X	因故不核予成績	0	0
W	停修		
EX	免修		
TR	抵免、採計		
NG	成績未到		
IP	撰寫論文		
備註：B-為研究生及格標準；C-為學士班及格標準			

3、課號編碼規則及符號說明

- (1) 課號由「開課單位英文縮寫」及 4 碼「基本課號」組成。
- (2) 開課單位英文縮寫請見台大課程網之課程資訊。
- (3) 符號“☆”表示該課程為全英語授課(111 學年起在學生開始註記)。

4、全英語授課等級認證基準

認證等級	基準
E1	修畢 EMI 課程達 16 學分（學士）
E2	修畢 EMI 課程達 32 學分（學士）
E3	修畢 EMI 課程達 64 學分（學士）
E4	修畢 EMI 課程達 96 學分（學士）
E5	修畢 EMI 課程達 128 學分（學士）