

基於深度學習之脊椎側彎的角度測量與嚴重度分級

Deep learning-based angle measurement and severity classification of spinal scoliosis

指導教授：王士豪

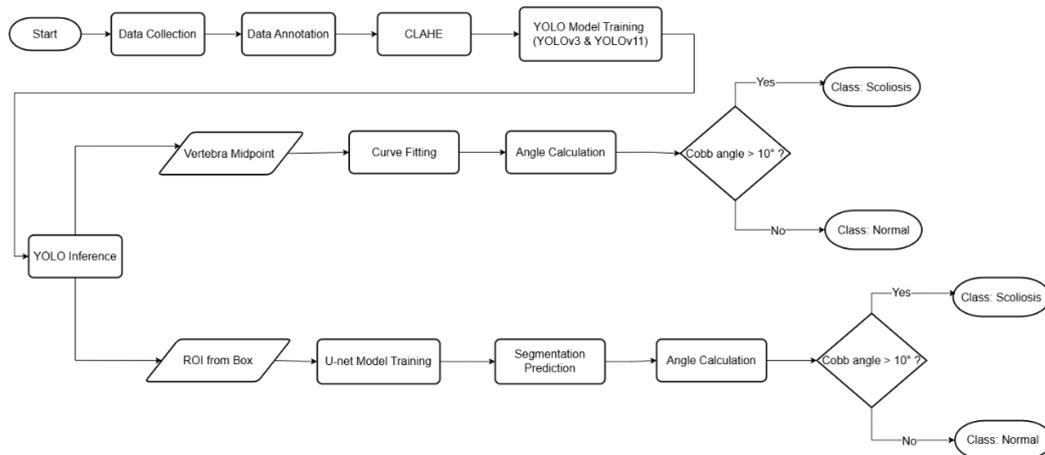
專題成員：林維余

開發工具：Python 3.8、PyTorch 2.6

測試環境：Google Colab、Windows 10

一、簡介：

傳統醫學在評估脊椎側彎時容易產生較大的誤差，且無法快速處理大量資料。因此我想以深度學習技術建立能自動、準確偵測脊椎結構與計算角度的系統。整體實驗流程如圖（一）所示。首先蒐集脊椎 X 光影像後，對影像進行椎體位置與分割遮罩的標註。接著對影像進行 CLAHE 處理以增強局部對比、提升細節清晰度。而椎體辨識階段選用 YOLO 模型，考量其對小物體偵測的優勢，分別使用 YOLOv3¹與 YOLOv11²進行模型訓練與比較。在脊椎角度計算我採取兩種不同方法：第一種方法為曲線擬合，根據 YOLO 偵測的椎體中心點座標進行曲線擬合。第二種方法則模擬傳統醫學流程，先以 U-Net 模型¹分割出椎體遮罩，再從分割結果中選取最傾斜的上下端椎體，以其夾角計算 Cobb 角。最終再分別以兩種方法對資料集進行分類，以評估哪種角度估算方式能達到最佳效能。



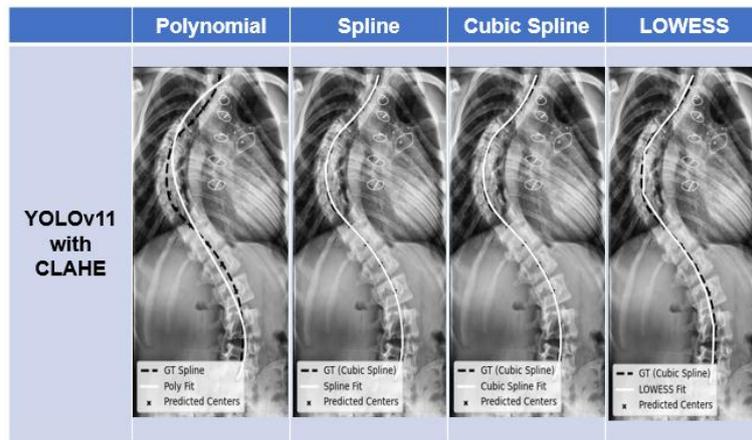
圖（一）、實驗流程圖

¹ z0978916348, *Localization and Segmentation*, GitHub, 2020.

² Ultralytics, *YOLOv11*, <https://github.com/ultralytics/ultralytics>, 2024.

二、測試結果：

下表（一）展示了在經 CLAHE 增強後的 X 光影像中，透過 YOLOv11 偵測出的椎體中心點所進行的四種不同曲線擬合方式。可以發現 Spline 與 Cubic Spline 擬合曲線與 Ground Truth (GT) 曲線的重疊度較高，曲線平滑且更貼近實際脊椎彎曲形態。Spline 所得的曲線有最低的 MSE 與較高的 R^2 值，但較容易因中心點數量不足而發生計算失敗的情況，而 Cubic Spline 則避免了此情況。相較之下，Polynomial 擬合在彎曲劇烈處較易出現過度偏離，而 LOWESS 容易發生不自然的轉折。因此在結合 YOLOv11 偵測的情況下，應以 Spline 與 Cubic Spline 擬合曲線。



表（一）、不同擬合方法在脊椎彎曲偵測上的視覺比較

下表（二）則展現了不同條件下的分類結果，由於本實驗更重視是否能完全地將脊椎側彎的案例辨識出來，因此主要參考 Recall 的指標。可以發現不論是以何種方式擬合皆以 YOLOv11 模型配合影像進行 CLAHE 的前處理有較好的表現。比較兩種擬合方式可以發現 Cubic Spline 的 Recall 值最高，雖然 Spline 在擬合取線上有較好的表現，推論是因為椎體偵測點不夠穩定或略有偏差時，Spline 容易產生局部過度彎折，導致最終角度計算失真。因此在後續實驗我會以 Cubic Spline 擬合 YOLOv11 配合 CLAHE 前處理與另一方法進行比較。

Curve fitting method	model	CLAHE	Recall(%)	Accuracy(%)	Precision(%)	F1 Score(%)
Spline	YOLO v3	V	57.45	60.39	83.72	68.14
	YOLO v11	X	65.96	69.41	89.86	76.07
	YOLO v11	V	67.55	69.02	87.59	76.28
Cubic Spline	YOLO v3	V	60.11	62.35	84.33	70.19
	YOLO v11	X	71.81	0.7373	0.9060	0.8012
	YOLO v11	V	72.34	72.55	88.31	79.53

表（二）、不同 YOLO 模型的分類效能比較