

# 書報討論(一) 完整書面報告

演講題目 : A Study of Efficient GNSS Coordinate Classification Strategies for Epidemic Management

演講者 : 陳忠信 教授

日期 : 2025 10/14

學號 : 11463137

姓名 : 許博堯

## 一、研究背景

在演講當中，教授特別提到如 COVID-19或猴痘，需要去即時追蹤感染者的活動區域。全球衛星導航系統( GNSS ) 能提供精準經緯度座標，將這些座標分類至不同區域 ( 鄉鎮 村里)，能有效縮小區域做更好的疫情管理。

傳統的分類演算法如 (Point in Polygon, PIP )點在多邊形內 這個演算法能判斷位置，但在處理多區域大量目標時效率不佳。

關鍵字: KNN ; GNSS; Point-in-polygon; machine learning; epidemic management

## 二、方法概念

此演講提到使用座標分類的演算法:

- GNSS搭配自適應KNN (Apaptive K-Nearest Neighbors)的座標分類測略方法。
  1. 以提升分類效率
  2. 在疫情管理中即時將大量人員位置分類到相對應的區域中。

## 三、研究方法

分為兩階段：

1. 定位階段：用來建立訓練集（即誰屬於哪個地區）
  - a. 使用PIP 演算法判定個目標物屬於哪一個多邊形區域。  
→ 此方法用來將「未分類座標點」轉換為「帶有地理區域標籤的訓練資料」。

- b. 建立含經緯度的座標訓練資料集。
2. 分類階段：用 Adaptive KNN 在即時情況下預測新位置屬於哪個地區。
  - a. 引入「加權種KNN」與「自適應 KNN」演算法。
  - b. 自適應距離  $r$  調整鄰近樣本的搜尋範圍，樣本不足自動況展搜尋區域。
  - c. 距離加權投票決定目標所屬區域。

特別有提到 將分類時間的時間複雜度下降，以提升運算效率。

## KNN 概念:

KNN (K-Nearest Neighbors) 是一種基於「鄰近樣本」進行分類的演算法。

此論文中的任務是:

根據 $k$ 個鄰居中各類別出現的次數，出現最多的那類，就是目標點的預測類別。

## 四、實驗設計與結果

區域：台灣台北市 經度: 120.6 ~ 122.9 緯度: 24.8~25.4

wknn 是 加權重的 KNN；size = 每個類別地區 (class) 中平均的訓練資料筆數。

類別數：

Type 1：12區

Type 2：456村里

實驗結果:

- 在 Type-1 (12區) 情境下準確率約95~96%。
- 在 Type-2 (256 類別 = 地理上的分割區域) 中，即使類別數大幅增加，仍達 90% 以上準確率。
- 自適性 KNN (awKNN) 在分類速度上比傳統 KNN 快 **50 至 500 倍**，且準確率幾乎相同。

## Experiment: Class distributions



- The class distributions of Type-1 and Type-2. Type-1 has 12 classes and Type-2 has 256 classes.



(a) Type-1



(b) Type-2

朝陽科技大學資訊與通訊系

19

## Experiment: Environment



- The experimental environment consists of the scope of a geographic area and a set of geographic points within the area.
- The area is a famous city, ranging from 120.6 to 122.9 east longitude and 24.8 to 25.4 north latitude.
- The distribution of data points.



朝陽科技大學資訊與通訊系

18

## Experiment: Classification Accuracy




Table 4. Average accuracy of different  $k$  values in Type-1.

Classification \ Size	2	4	8	16	32	64	128
knn	47.79	64.75	78.54	86.07	90.57	93.70	95.00
wknn	59.31 (11.52)	72.91 (8.16)	82.98 (4.44)	88.82 (2.75)	92.27 (1.70)	94.82 (1.12)	95.85 (0.85)
wknn	59.30 (11.51)	72.86 (8.11)	82.94 (4.40)	88.79 (2.72)	92.27 (1.70)	94.83 (1.13)	95.85 (0.85)

Note: unit—%.

Table 5. Average accuracy of different  $k$  values in Type-2.

Classification \ Size	2	4	8	16	32	64	128
knn	51.88	62.53	72.62	79.30	83.64	87.56	91.20
wknn	59.21 (7.33)	68.11 (5.58)	76.17 (3.55)	81.85 (2.55)	85.98 (2.34)	89.77 (2.21)	92.84 (1.64)
awknn	59.20 (7.32)	68.11 (5.58)	76.17 (3.55)	81.84 (2.54)	85.98 (2.34)	89.77 (2.21)	92.77 (1.57)

Note: unit—%.

## 五、結論

研究成功提出一個能在疫情管理情境下快速分類 GNSS 座標的演算法。

- 優點：
  - 有效降低分類時間；
  - 保持高準確率；
  - 適合即時大量人員位置的分區追蹤。

## 心得：

目前我正在閱讀有關「分類問題」的相關論文，而這次的演講剛好介紹了 PIP 演算法的定位建立資料集與 KNN (K-Nearest Neighbors) 分類方法。透過此演講的說明，我對 KNN 與 PIP 演算法的原理與應用有了初步且具體的了解。在這篇論文中，KNN 不僅只介紹他的原理，更結合 GNSS 座標分類，展現出極高的實用價值。

## 參考文獻

<https://medium.com/@SCU.Datascientist/python學習筆記-knn-k-nearest-neighbor-531a95336f71>

<https://medium.com/vortechsa/whats-the-point-in-polygon-8e67ded323a2>

<https://scitechvista.nat.gov.tw/Article/C000003/detail?ID=3b9b0da8-f3a9-4b78-9d5c-b7903b2bca44>