

智慧誘捕籠判定邏輯之改良：以證據充分性取代固定門檻

朝陽科技大學 [學號] [姓名]

[組員 2 / 學校 / 學號 / 姓名] [組員 3] [組員 4]

摘要

TNR (捕捉—絕育—回置) 以剪除單側耳尖標記已完成絕育之個體。現行誘捕籠不具判別能力，凡進入者一律捕獲；於已絕育比例約八成之場域，多數捕獲屬重複捕獲，除耗費人力外，亦可能使貓隻習得迴避行為。本團隊已部署一套於微控制器上執行剪耳辨識、並自主決定是否關門之誘捕籠，取得 116 筆現場判定紀錄。分析顯示問題不在辨識模型，而在其上之決策層：69% 之判定在無任何有效證據幀的情況下作成，34 次捕獲中有 24 次 (71%) 並無支持證據，與系統設計時「不確定即不關門」之原則相違。本專題以該系統為基準線，改以「證據是否充分」作為判定依據：先將偵測器之信心值校準為可用之概似度，於觀察窗內逐幀累積，再依誤捕與誤放之成本差異決定行動，並允許輸出「不確定」此一結果。感測與辨識層視為既有條件，不在本專題範圍內。由於既有紀錄已完整保存逐幀信心值與當時生效之門檻，新策略可直接以離線回放方式開發與驗證，無須重新採集現場資料。預期成果為消除零證據捕獲、維持未絕育個體之捕獲率，並使最終策略得以在現有硬體上直接執行。

1. 前言

研究動機。臺灣自 2017 年停止以安樂死作為族群控制手段後，收容所容量即成為主要限制 [1]，降低繁殖率因而成為主要管理途徑。TNR 為現有文獻中研究最完整、對族群規模影響最明確之介入方式 [2]。其成效取決於能否捕獲未絕育個體，而現場唯一可用之辨識依據為耳尖是否被剪除 [3]。現行誘捕籠僅具備觸發關門之機構，不具判別能力，凡進入籠內之動物均會被捕獲。於持續實施 TNR 之區域，已絕育個體之比例隨時間累積；以本研究之實測場域為例，約八成個體已完成絕育。在此情形下，捕獲對象多為已剪耳之個體，須由人員逐一檢視後釋放，除耗費人力外，亦使動物承受不必要之緊迫；且因關門以鏈條驅動、關閉時聲響明顯，鄰近貓隻可能因此習得迴避行為，反而降低日後接觸真正目標個體之機會。

問題定義。本專題所處理者並非「辨識畫面中是否有貓」。實際需要決定的是：在籠內固定相機所產生之一連串斷續且含雜訊的逐幀偵測結果之下，何時應關門捕獲、何時應放行、何時應繼續觀察。此決定須於無網路保證之裝置端完成，且受限於短暫之觀察窗；其成本結構高度不對稱——誤捕之代價高且部分不可

逆 (動物緊迫、習得迴避行為、人力浪費)，誤放之代價則相對低廉，因同一個體通常會再度造訪。此類任務之特徵為：狀態無法直接觀測、觀測結果隨機且斷續、決定需分多個時點作成。在此條件下，合理之目標應為整體成本之期望值，而非逐幀之分類準確率。

現有方法與其不足。既有智慧誘捕籠之研究著眼於物種層級之區分：Besala 等人所提出之 AI 箱型陷阱，判斷畫面中之動物是否屬於目標物種 [5]。本專題之任務與之不同——待區分之兩類為同一物種之兩種狀態，其差異僅在數公分之耳廓輪廓，且具決定性之類別 (剪耳) 在資料中嚴重不足。運算位置配置 (邊緣或雲端) 已有延遲與能耗方面之研究 [4]，惟該類文獻多假設偵測器之輸出可直接據以行動，未處理裝置本身證據不足時應如何反應此一問題。

本專題之範圍。上述量測來自本團隊於研究場域實際運作之原型系統。該系統提供完整之感測與辨識層，包含量化部署於裝置端神經網路加速器上之剪耳偵測器、門控機構與逐幀證據記錄；此部分視為既有條件，不在本專題範圍內。本專題處理其上一層，即將不確定之偵測結果轉換為實體動作之決策邏輯。現行決策邏輯為固定門檻規則，其診斷價值明確——該規則使我們得以確認約四分之三之結構檢查拒絕屬結構性因素 (相機安裝位置) 而非門檻設定，此發現本身即有價值——惟作為決策機制則有三項缺陷：門檻為人工設定之常數；證據累積器並無「累積至何種程度方為足夠」之概念；以及「未觀察到剪耳」被逕行視為「未絕育」。第三項缺陷即為 71% 之捕獲在零證據下作成之直接原因。

預期採用之方法。本專題以信念與效用之明確表述，取代現行之固定門檻累積器。偵測器輸出之信心值先經校準轉換為概似度，再據以在觀察窗內更新對 {已絕育, 未絕育} 之後驗信念。每一時點比較三種行動之期望成本——捕獲 (CAPTURE)、放行 (RELEASE) 與繼續觀察 (OBSERVE)——並選擇成本最低者；其中繼續觀察本身亦有代價，因觀察窗長度有限。此作法使第三種結果——不確定 (UNCERTAIN)——首次得以被明確表達，而非如現行規則般被歸入「未絕育」。最終策略將回編為精簡之決策表，以維持現有韌體之結構不變。

2. 方法

2.1. 問題邊界之界定。本專題先明確界定系統之輸入、輸出與評量方式 [6]：評量以捕獲與放行之期望成

本為準，而非原始準確率；作用範圍為籠內空間，一次一隻貓，其他貓隻可透過網格看見；可執行之動作為開門開關與遠端通知；可用之輸入為相機影像與兩組紅外線感測。此界定說明逐幀分類器在結構上何以不足——其輸出為單一時點之類別機率，而本任務所需者為跨時點之行動選擇。

2.2. 信心值校準。偵測器輸出之原始信心值並非機率，不可直接作為概似度使用。本專題於保留集上擬合單參數之溫度縮放[7]，使剪耳類別之信心值成為可用之概似度，並以期望校準誤差與可靠度圖評估校準品質。此步驟為後續之前提：信念更新會將這些數值相乘，校準偏差將直接放大為錯誤之動作。

2.3. 觀察窗內之信念更新。觀察窗被視為一連串觀測。未通過結構檢查之幀視為「遺漏」而非負面證據；僅此一項改動即可消除「沒有證據等同於證據不存在」之缺陷，亦即現行系統零證據捕獲之成因。通過檢查之有效幀則用以更新後驗。本專題將比較兩種作法：獨立概似度更新，以及雙狀態隱藏馬可夫模型——後者反映「單次造訪內底層狀態固定不變、但可觀測性隨時間變化」此一事實。

2.4. 效用導向之動作選擇。本專題定義一成本矩陣，其非對稱項次反映前述之場域現實，並於每一時點選擇期望效用最大之動作。由於繼續觀察雖可行但有時間代價，且觀察窗上限為6秒（依實測703毫秒之幀間隔中位數計算約為九幀），此構成一最佳停止問題，以剩餘觀察窗之反向歸納求解。

2.5. 以離線回放進行策略評估。既有之每筆判定紀錄皆保存逐幀信心值、各項結構檢查之拒絕計數與當時生效之門檻值，因此任何候選策略皆可於已記錄之116筆判定與1,125幀上直接評分，無須重新至現場採集資料。此特性使單一學期內之快速迭代成為可能，亦為本專題可行性之主要依據。

2.6. 部署限制。最終策略將量化為以（累積信念，剩餘幀數）為索引之查找表，以符合既有之RTL8735B韌體；任何無法如此編譯之策略即予排除。此限制並非假設，而是本團隊先前選型時已實際遭遇之情形：RT-DETR-L之mAP僅損失0.087，量化後卻完全失去決策層覆蓋率。

3. 預期結果



圖1. 一次已記錄之觀察窗（九幀，0.6 – 6.3秒）。其中僅f02成為有效證據幀，其餘皆未通過結構檢查。於現行規則下，此觀察窗以捕獲作結，而其依據幾近於無；所提策略預期將其歸為不確定（UNCERTAIN）。

指標	現行固定門檻規則	本專題目標
零證據捕獲	24 / 34 (71%)	0
零證據判定	69%	列為 UNCERTAIN
未絕育召回率	尚無法計算	逐類別 + 信賴區間

裝置端策略 人工設定常數 查找表

表1. 相對於現行規則之目標值。

本專題將回報逐類別召回率，而非整體準確率：在已絕育個體佔八成之場域中，一個「一律判為已絕育」之退化策略即可達到約80%之準確率，此數字不具參考價值。主要產出為一條決策成本曲線，於一系列成本比值下比較所提策略與現行規則，說明效益來自何處、又於何處不成立。負面結果仍屬可能：若剪耳類別經校準後之信心值本身即過弱，任何決策策略皆無法補救，屆時結論將轉為一項量化陳述——瓶頸在於感測與辨識層而非決策邏輯。能將此二成因明確分離，本身即為一項結果。

參考文獻

- [1] Yan, T.-Y., and Teng, K. T.-y. Trends in animal shelter management, adoption, and animal death in Taiwan from 2012 to 2020. *Animals*, 13:1451, 2023.
- [2] Smith, L. M., Hartmann, S., Munteanu, A. M., Dalla Villa, P., Quinnell, R. J., and Collins, L. M. The effectiveness of dog population management: A systematic review. *Animals*, 9:1020, 2019.
- [3] Agriculture Knowledge Portal, Taiwan. Introduction to TNR. 2020.
- [4] Koubaa, A., Ammar, A., Alahdab, M., Kanhouh, A., and Azar, A. T. DeepBrain: Experimental evaluation of cloud-based computation offloading and edge computing in the Internet-of-Drones for deep learning applications. *Sensors*, 20:5240, 2020.
- [5] Besala, F. I., Niimoto, R., Lee, J. H., and Okamoto, S. Development of AI-based smart box trap system for capturing a harmful wild boar. *ROBOMECH Journal*, 12:4, 2025.
- [6] Russell, S., and Norvig, P. Artificial Intelligence: A Modern Approach. Pearson, 4th edition, 2020.
- [7] Guo, C., Pleiss, G., Sun, Y., and Weinberger, K. Q. On calibration of modern neural networks. In *ICML*, 2017.