

船舶群集搜救模擬系統

作者姓名

2025 年 9 月 21 日

摘要

海上搜救任務面臨著範圍廣闊、海象險惡、時間緊迫等嚴峻挑戰。為應對此一難題，本專案建構了一套「船舶群集搜救模擬系統」。系統核心旨在模擬並最佳化真實的搜救作業流程：首先，依據目標可能區域進行高效的網格化分割；接著，指揮調度多艘船隻構成的搜救群集，對各區塊展開平行搜索，以最大化覆蓋率並縮短黃金救援時間。我們在 Unity 與 Crest 物理引擎打造的擬真海洋環境中，採用 SAC 深度強化學習演算法，賦予每艘搜救船隻在複雜風浪中自主執行精密搜索路徑、並規避動態障礙物的能力。本專案旨在評估此 AI 驅動的搜救群集，在不同搜救情境下，對於提升目標發現成功率、縮短搜救時間的實際成效，為未來智慧化海上應急響應系統提供關鍵的模擬驗證。

關鍵詞：船舶群集、搜救系統、深度強化學習、多智慧體系統、海洋模擬

目錄

1	緒論	3
1.1	研究背景與動機	3
1.2	問題陳述	3
1.3	研究目的	3
1.4	專題架構	4
2	文獻回顧與討論	5
2.1	海上搜救相關研究	5
2.1.1	傳統海上搜救方法	5
2.1.2	傳統方法的限制與挑戰	5
2.1.3	技術發展	5
2.2	自主船舶系統現代應用	6
2.3	深度強化學習於自主導航領域之研究	6
2.3.1	傳統演算法與限制	6
2.3.2	深度強化學習的突破	7
2.3.3	核心演算法應用	8
2.4	模擬平台與方法比較	8
2.5	代理人系統	9
2.6	文獻總結與研究方向	9
2.7	文獻總結與研究方向	9
3	相關使用技術介紹	10
4	系統設計與技術實作	10
5	實驗設計與結果分析	10
6	結論與未來發展	10

1 緒論

1.1 研究背景與動機

海洋覆蓋地球表面超過七成，是全球貿易、資源開發與休閒活動的核心場域。然而，隨著海上交通與作業日益頻繁，船舶事故、惡劣氣候與人員落水的風險持續上升。一旦發生事故，搜救（Search and Rescue, SAR）行動成為攸關人命的即時挑戰，其中「黃金救援時間」決定了受困者的生存率。

傳統搜救模式仰賴人員經驗與指揮調度，在大範圍海域與高風險環境下常受限於人力與效率。隨著人工智慧（AI）、自主系統（Autonomous Systems）與高擬真模擬技術的成熟，發展基於智慧化與自主化的搜救系統已成為突破現有困境的契機。自主船舶群集可藉由耐航性、即時協作與精確導航，提升搜救任務的速度與覆蓋範圍，進而增加受困人員的獲救機率。本研究即在此背景下展開。

1.2 問題陳述

雖然自主船舶與強化學習的應用展現巨大潛力，但在搜救場景中仍面臨多重挑戰：

1. **搜索效率不足：**傳統平行線搜索在大範圍海域下難以兼顧效率與覆蓋率。
2. **環境動態與不確定性：**風浪與洋流使船隻航行與感測受干擾，增加搜尋難度。
3. **群集協同複雜性：**多艘船隻需避免重複搜索、確保安全並即時共享資訊。
4. **時間壓力與決策挑戰：**有限時間內需快速分配資源並做出最佳判斷，錯誤可能導致錯失救援時機。

因此，有必要建構一個智慧化模擬系統，以驗證不同策略並最佳化搜救行動。

1.3 研究目的

本研究的主要目標在於建立一個「智慧化船舶群集搜救模擬系統」，具體目的如下：

- **建立高擬真虛擬環境：**以 Unity 與 Crest 套件模擬真實海象與物理效果，作為測試平台。
- **開發自主搜救智慧體：**利用深度強化學習演算法（SAC 為核心，並比較 PPO 等方法），訓練船舶於動態環境中進行自主導航與避障。
- **設計群集協同策略：**透過分區搜尋與任務分配，提升多船協同效率，避免重複與衝突。
- **效能評估與驗證：**以模擬實驗檢驗系統在搜尋成功率、平均搜救時間與協同效率上的成效。

1.4 專題架構

本專題共分為七章，內容安排如下：

- **第一章 緒論：**說明研究背景、問題陳述、研究目的與章節安排。
- **第二章 文獻回顧與討論：**探討海上搜救、強化學習、多代理人系統與模擬相關研究。
- **第三章 相關使用技術介紹：**介紹研究所採用之深度強化學習演算法(PPO/SAC)、Unity3D、ML-Agents 與 Crest 模擬套件。
- **第四章 系統設計與技術實作：**說明系統硬體與軟體環境、系統架構設計、強化學習架構與套件整合方法。
- **第五章 實驗設計與結果分析：**呈現實驗設計、數據收集與結果分析，驗證系統效能。
- **第六章 結論與未來發展：**總結研究成果，並提出研究限制與未來可能發展。
- **第七章 參考資料：**列出研究所參考之文獻與資料來源。

2 文獻回顧與討論

2.1 海上搜救相關研究

2.1.1 傳統海上搜救方法

Expanding square search (擴展方形搜尋) 適用於目標位置大致已知、中等範圍的搜尋。搜尋點從基準點開始搜尋，每次往前一段距離後轉向 90 度，每次轉向航段都會逐漸加長。需要準確的導航系統。

Sector search (扇形搜尋) 適用於目標位置明確、小範圍的搜尋。搜尋方式由基準點為圓心，進行放射狀的搜尋。最多只能由一艘船與一架飛機分別進行搜尋。

Parallel sweep search (平行航線搜尋) 適用於目標位置未知、大範圍的搜尋。搜尋區域被劃分為多個子區域，由不同的船舶分工搜尋，每個子區域的搜尋航線互相平行，並與海流方向一致。由於派出的單位較多，因此需要消耗大量的資源。

2.1.2 傳統方法的限制與挑戰

- **安全風險：**傳統的搜救方式需要出動大量的人員與船舶，如在極端天候可能會造成額外的風險。
- **人力與資源消耗：**以平行航線為例，雖然能夠覆蓋較大的範圍，但同時也需要使用大量的船舶及人員，而搜救成本也隨之增加。
- **搜尋效率受限：**擴展正方形、扇形搜尋雖然成本相較為低廉，然而其搜尋範圍相對有限，並且在海流及海風的影響下，航線容易偏移，降低搜尋效率。
- **時效性不足：**當目標位置未知且搜尋範圍過大，傳統搜尋方法往往很難在黃金救援期間完成全面搜尋。

2.1.3 技術發展

隨著科技進步，傳統搜救方式的限制逐漸被新技術所補足：

- **無人機：**具備快速部署及高機動性，能在短時間內對大範圍的海域進行空中偵查。
- **自主船舶：**可執行長時間、低成本的搜尋，降低人員風險與油料消耗。使用群集作業可以補足平行航線搜尋的缺點，在維持大範圍的情況下同時減少搜尋成本。
- **混和搜救系統：**結合有人、無人船舶及無人機，形成「立體化」的搜尋網路。有人單位可以集中精力於高價值決策或特殊任務，無人單位負責長時間及大範圍的搜尋。

2.2 自主船舶系統現代應用

自主船舶（USV）的發展：隨著無人化技術的推進，USV 在海洋產業中逐漸成熟並投入實際應用。主要集中在以下的面向：

- **任務自動化與導航精準度：**透過高精度 GPS 與自主導航演算法，使船舶能在無人操控下完成大範圍的搜尋與調查。
- **能源與續航力優化：**積極推動電力及太陽能的使用，用以滿足長時間海上作業的需求。
- **安全與可靠性：**增設船體健康監控、故障預警與各種感測器，以即時偵測船體外部環境進行自主避障。
- **應用多元化：**涵蓋貨運、離岸風電運維、海洋調查與急難救助等。

相關應用案例

- **Yara Birkeland：**全球首艘全電動無人貨櫃船，展現大型自主船舶的商轉潛力。
- **日本 MEGURI 2040 計畫：**推動多艘無人渡輪與貨船運行，測試長距離自主航行能力。
- **英國 Rolls-Royce、韓國現代重工：**積極投入智慧船舶與自主航行技術。

2.3 深度強化學習於自主導航領域之研究

2.3.1 傳統演算法與限制

在自主導航（Autonomous Navigation）領域中，傳統的路徑規劃方法如 A*、Dijkstra 與快速隨機樹（Rapidly-exploring Random Tree, RRT），一直是最為基礎且廣泛使用的演算法。

- **Dijkstra：**以圖論為基礎，透過計算從起點到所有節點的最短距離來確保最短路徑的正確性。此方法在靜態地圖或事先已知環境中具備嚴謹性，但計算複雜度高，且在動態情境下缺乏快速更新能力，難以應對環境中即時出現的障礙物或突發狀況。
- **A*：**結合啟發式函數與 Dijkstra 的最短路徑搜尋概念，能在靜態環境下有效找到近似最優路徑。其優點在於搜尋效率高，且能保證找到全域最優解。然而在動態環境中，當障礙物或目標位置發生變化時，A* 必須重新進行全域規劃，導致即時性不足。

- **RRT**: 屬於取樣式 (sampling-based) 的規劃方法，能在高維空間中迅速探索可行路徑，特別適合處理複雜的路線規劃。然而其生成的路徑往往並非最優，且需要額外優化程序。同時，RRT 在面對動態障礙物時也需頻繁重新生成樹狀結構，導致計算負擔增加。

綜觀而言，傳統演算法的主要限制包括：

- **缺乏即時適應性**：當環境發生變化（如動態障礙物、移動目標）時，需重新規劃路徑，反應速度不足。
- **計算負擔大**：在高維、複雜或大規模環境下，演算法的計算時間與記憶體需求急遽增加。
- **難以處理不確定性**：傳統規劃多依賴完整或靜態的環境資訊，在感測器噪音、動態行人或其他不確定因素下，效能顯著下降。

因此，雖然傳統方法在靜態場景中表現穩健，但在動態且不確定的自主導航環境中，往往無法滿足即時決策與適應性需求，這正是深度強化學習 (Deep Reinforcement Learning, DRL) 開始受到重視的原因。

2.3.2 深度強化學習的突破

為克服傳統演算法在動態環境下的不足，深度強化學習 (Deep Reinforcement Learning, DRL) 成為自主導航研究中的重要突破。與 A*、Dijkstra、RRT 等需要完整環境模型並重新規劃的方式不同，DRL 採用 trial-and-error (嘗試錯誤) 學習機制，透過與環境的交互不斷更新策略 (policy)，進而實現動態決策與即時反應。

(1) 自主學習與即時決策 DRL 將強化學習 (Reinforcement Learning, RL) 的價值函數或策略函數，結合深度神經網路的表徵能力，使智能體能在高維感知輸入（如 LiDAR、相機影像）下直接學習導航策略。這種方式無需依賴精確的地圖建模或完整環境資訊，而是透過即時觀測與回饋，逐步形成能適應不同情境的決策能力。

(2) 處理動態與不確定性 相較於傳統演算法須頻繁重新規劃路徑，DRL 在訓練過程中即已接觸到各種動態障礙物與隨機擾動，因而具備在未知或變化環境中快速調整的能力。例如，當遇到突然出現的障礙物時，智能體能即時採取繞行或減速等動作，而不必從頭運算整條路徑。

(3) 泛化與適應性 透過大量訓練資料與模擬環境，DRL 模型能學會在不同場景間泛化。例如，同一策略可在室內走廊、室外道路或不同地圖配置中應用，具備比傳統演算法更強的靈活性。這使得 DRL 特別適合應用於具有高度不確定性的場景，如自駕車或自主移動機器人。

綜合而言，DRL 透過嘗試錯誤式的學習框架，彌補了傳統演算法在動態性、即時性與不確定性上的不足，為自主導航帶來全新的解決方案。這些優勢使其在自駕車、無人機以及服務型機器人等領域展現出廣泛的應用潛力。

2.3.3 核心演算法應用

- **DQN (Deep Q-Network)**: 為傳統 Q-Learning 的延伸，利用深度神經網路來近似 Q-Value，解決傳統 Q-Table 無法應付大型或連續狀態空間的問題。
- **PPO (Proximal Policy Optimization)**: 一種在策略空間進行優化的演算法，核心概念是在保證新的策略與舊的策略差異不會太大的前提下，尋找一個性能更好的策略。
- **SAC (Soft Actor-Critic)**: 基於 Actor-Critic 的演算法，融合最大熵強化學習，在學習高回報策略的同時，鼓勵策略保持隨機性以提升探索能力，適合高維度與連續動作空間。

案例分析

- **無人車模擬環境中的 DQN 應用**: 一項研究探討了 DQN 在無人車模擬環境中的應用，特別是在安全、正常與激進駕駛模式下的表現。結果顯示，DQN 能夠有效學習並適應不同駕駛模式。
- **無人機應急導航**: 斯坦福大學的研究團隊開發了一個基於 DQN 和 SAC 的無人機導航系統，用於應急情境中的快速部署與導航。

2.4 模擬平台與方法比較

- **模擬平台比較**: 為了模擬現實自主船舶在大範圍海域的搜救能力，本專案需一個能夠模擬大範圍海域、高擬真波浪、同時支援運行自主航行演算法的測試平台。主要平台比較如下：
 - **Unity**: 跨平台、視覺效果強、支援 Crest 波浪插件。限制在物理模擬精度相較專業模擬器稍差。適用於大規模海洋場景、波浪及執行群集航行策略演算法。
 - **Gazebo**: 與 ROS 深度整合、演算法測試方便。限制在大規模海洋場景支援有限，難以呈現複雜海況。
 - **MORSE (Modular OpenRobots Simulation Engine)**: 研究導向，支援機器人學術模擬與感測器模擬。限制為社群小、更新頻率低、擴充性較差，僅適合學術性演算法測試。
 - **Webots**: 教育與研究常用，內建機器人模型與控制介面。限制在大範圍海洋模擬上表現不足，適合小型場景。

- **Unity 與 Crest 的優勢:**

- **真實感佳:** Crest 基於 FFT 波譜法生成海浪，模擬效果逼真。
- **即時渲染:** 支援 GPU 加速，可進行大規模的波浪實時模擬。
- **無縫整合:** Crest 作為 Unity 插件，不需要額外轉換資料或外部軟體支援。

綜合比較：Unity + Crest 能夠同時滿足海洋擬真、模擬規模及自主船舶的控制測試需求，因此我們選擇其作為首選模擬環境。

2.5 代理人系統

- **單代理人系統 (Single-Agent Systems, SAS):** 單代理人系統是指整個任務由一個代理人獨立完成。適用於任務範圍小、環境單純的情境，成本較低廉，但在大範圍及複雜環境下效率受限。
- **多代理人系統 (Multi-Agent Systems, MAS):** MAS 由多個自主代理人組成，每個代理人能獨立運作，並透過協作、競爭等方式完成各自或共同的任務目標。常應用於大規模、分散且動態的環境。其訓練難度較高，主要挑戰包括：
 - **動態環境:** 每個代理人在學習中會改變策略，導致環境不斷變化，難以捉摸。
 - **部分觀測與不確定性:** 每個代理人只能感知局部環境資訊，需要推斷其他代理人的狀態及意圖。
 - **協作與衝突:** 代理人需要學習如何協作及分工，避免互相干擾。

2.6 文獻總結與研究方向

- **研究缺口:** 缺乏針對「群集自主船舶」在惡劣環境下進行搜救的高擬真模擬平台。
- **本研究貢獻:**
 - 建立結合 Unity 與 Crest 的海洋高擬真測試平台。
 - 開發基於 SAC 的自主船舶智慧體，並對比 PPO 等方法。
 - 提出可行的群集協同策略，並透過模擬驗證效能。

2.7 文獻總結與研究方向

研究缺口、本研究貢獻。

- 3 相關使用技術介紹
- 4 系統設計與技術實作
- 5 實驗設計與結果分析
- 6 結論與未來發展

參考文獻

- [1] 作者姓名, “論文標題,” 期刊名稱, vol. 1, no. 1, pp. 1–10, 月份年份.
- [2] 作者姓名, “書籍標題,” 出版社名稱, 年份.