שם המוסד האקדמי
הפקולטה למדעי המחשב, הנדסה ורובוטיקה

קורס:
אורקסטרציה של סוכני בינה מלאכותית
סמסטר ב׳ --- 2026

Swarm Intelligence-Based Search and Rescue Drone Navigation Using Ant Colony SLAM

Swarm Intelligence-Based Search and Rescue Drone Navigation Using Ant Colony SLAM

עבודה מס׳ 3

מוגש על-ידי:
נאגי כיאל
מספר ת"ז: XXXXXXXXX

תאריך הגשה:
12 יוני 2026

תקציר---

מאמר זה מציג את ACO-SLAM, מסגרת חדשנית לניווט אוטונומי של להקות רחפנים למשימות חיפוש והצלה (SAR) בסביבות ללא GPS. המסגרת משלבת אופטימיזציית מושבת נמלים (ACO) עם SLAM הסתברותי מבוסס גריד תפוסה, תוך שימוש באופטימיזציית גרף תנוחות מבוזרת עם קונצנזוס בהשראת נמלים. מיזוג חיישנים רב-מודאלי מבוסס פרומונים משלב LiDAR, מצלמה ו- IMU תוך שקלול דינמי של מהימנות כל חיישן. תכנון מסלול אדפטיבי מאזן בין חקר מרחבי לבין ניצול מידע קיים באמצעות קצב התאיידות פרומונים משתנה בזמן. תוצאות סימולציה מקיפות בסביבת Gazebo/Unity עם תרחיש SAR עירוני בגודל 100×100 מטר ו-5 רחפנים מראות שיפור של 34% בשגיאת מסלול מוחלטת (ATE) לעומת Swarm-SLAM (5.4 ס"מ לעומת 8.2 ס"מ), שיפור של 8.5% בכיסוי המרחבי (94.8% לעומת 87.3%), וקיצור של 23.7% בזמן השלמת המשימה (23.2 דקות לעומת 30.4 דקות). ניסויי מעבדה עם 3 רחפנים בסביבה פנימית מבוקרת אישרו את מגמות הסימולציה. המסגרת המוצעת מהווה צעד משמעותי לקראת פריסה מבצעית של להקות רחפנים אוטונומיות למשימות חיפוש והצלה בסביבות מורכבות ומשתנות.

I. מבוא : ניווט להקות רחפנים לחיפוש והצלה באמצעות SLAM מבוסס נמלים

א'. רקע ומוטיבציה

משימות חיפוש והצלה (SAR) בסביבות עירוניות הרוסות, מנהרות תת-קרקעיות ויערות צפופים מציבות אתגרים ייחודיים לניווט אוטונומי של רחפנים. היעדר אות GPS אמין, השונות המבנית של הסביבה והצורך בכיסוי מרחבי נרחב בזמן קצר מחייבים פתרונות ניווט מתקדמים המשלבים תפיסה רב-מודאלית, מיפוי שיתופי ותכנון מסלול אדפטיבי. בשנים האחרונות חלה התקדמות משמעותית בשלושה תחומים מקבילים: SLAM שיתופי מבוזר (C-SLAM), אלגוריתמי חיפוש בהשראה ביולוגית ומיזוג חיישנים רב-מודאלי.

מערכות C-SLAM מבוזרות כגון Swarm-SLAM [1] ו-D2SLAM [2] מאפשרות הערכת תנוחות של רחפנים מרובים ללא צורך בשרת מרכזי, תוך שימוש באופטימיזציית גרף תנוחות מבוזרת. עם זאת, מערכות אלו סובלות ממגבלות משמעותיות: ניתוקי תקשורת הגורמים לסטיית מפות, רוויה של מפות פרומונים בסביבות גדולות, והתדרדרות חיישנים בתנאי עשן ואבק האופייניים לאזורי אסון. הגישה המוצעת במאמר זה, ACO-SLAM, מטפלת במגבלות אלו באמצעות מיזוג של חקר מבוסס פרומונים עם SLAM הסתברותי מבוסס גריד תפוסה, תוך שימוש באופטימיזציית גרף תנוחות מבוזרת עם קונצנזוס בהשראת נמלים.

ההשראה הביולוגית מגיעה ממערכת הסונאר המתוחכמת של עטלפי Rhinolophus ferrumequinum, המשתמשים בקריאות CF-FM לזיהוי טרף בסביבות מורכבות. מנגנון פיצוי הסטת דופלר (DSC) בעטלפים אלו מהווה לולאת בקרה סגורה המאפשרת שמירה על תדר הד קבוע בדיוק של 0.01% [3]. עקרונות אלו מתורגמים במאמר זה לאלגוריתמי ניווט אדפטיביים לרחפנים.

הספרות המחקרית העדכנית מציגה מספר גישות מרכזיות לניווט להקות רחפנים. Swarm-SLAM [1] מציעה מסגרת מבוזרת דלילה ל-SLAM שיתופי, שבה כל רחפן מתחזק גרף תנוחות מקומי ומשתף לולאות סגירה עם שכנים. D2SLAM [2] מרחיבה גישה זו באמצעות אומדן קרוב ורחוק, המשלב אודומטריה חזותית-אינרציאלית עם יישור מסלולים גלובלי מבוזר. עם זאת, שתי המערכות אינן מנצלות מנגנוני חקר ביולוגיים שיכולים לשפר משמעותית את כיסוי הסביבה במשימות SAR.

במקביל, אופטימיזציית מושבת נמלים (ACO) הוכחה כיעילה לחקר רב-רובוטי בסביבות לא ידועות [4]. מנגנון הפרומונים מאפשר תיאום עקיף (stigmergy) בין רחפנים ללא צורך בתקשורת ישירה, תוך התאמה טבעית לאיזון בין חקר לניצול. עם זאת, יישומי ACO קיימים לרוב אינם משלבים מיפוי הסתברותי או התמודדות עם אי-ודאות חיישנים, מה שמגביל את ישימותם בסביבות SAR מורכבות.

מיזוג חיישנים רב-מודאלי מהווה אבן יסוד נוספת במערכות SLAM לרחפנים. גישות קלאסיות כגון VINS-Mono [5] ו-LOAM [6] משלבות LiDAR, מצלמה ו-IMU באמצעות EKF או אופטימיזציית חלון מחליק. עם זאת, גישות אלו מניחות מהימנות חיישן קבועה, ואינן מסתגלות לתנאי סביבה משתנים האופייניים למשימות SAR.

ב'. הגדרת הבעיה

בעיית ה-SLAM השיתופי להקת רחפנים מנוסחת כאופטימיזציית גרף תנוחות מבוזרת על גבי גרף תקשורת משתנה בזמן. כל רחפן i מחזיק וקטור מצב הכולל מיקום, כיוון (קווטרניון), מהירות והטיות IMU. מודל התנועה עוקב אחר המשוואות הקינמטיות הסטנדרטיות של רחפן עם רעש גאוסי מוסף. מפת התפוסה מיוצגת כגריד תלת-ממדי שבו כל תא מכיל את ההסתברות $P(\text{occupied} \mid z_{1:t}, x_{1:t})$. מגבלות התקשורת מעוצבות כגרף מוגבל טווח, שבו קשתות קיימות רק כאשר המרחק בין רחפנים קטן מ-d_{comm}.

האתגר המרכזי הוא איזון בין חקר מרחבי (כיסוי אזורים לא ממופים) לבין ניצול (חיפוש באזורים בעלי הסתברות גבוהה לניצולים). אלגוריתמי ACO קלאסיים [7] מתמודדים עם אתגר זה באמצעות מנגנון פרומונים המתעדף אזורים בעלי פוטנציאל מידע גבוה. במאמר זה אנו מרחיבים גישה זו באמצעות שילוב מנגנוני זיהוי ניצולים המשפיעים על דינמיקת הפרומונים.

באופן פורמלי, בעיית ה-SLAM השיתופי מוגדרת כדלקמן: בהינתן להקה של N רחפנים הפועלים בסביבה לא ידועה $\mathcal{M}$, כל רחפן i מבצע תנועה על פי מודל:

$$\mathbf{x}_{k+1}^{(i)} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_k^{(i)}, \mathbf{u}_k^{(i)}) + \mathbf{w}_k^{(i)} \tag{1}$$

כאשר $\mathbf{x}_k^{(i)}$ הוא מצב הרחפן בזמן k, $\mathbf{u}_k^{(i)}$ הוא כניסת הבקרה, ו-$\mathbf{w}_k^{(i)} \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{Q}_k)$ הוא רעש גאוסי. כל רחפן מבצע מדידות באמצעות מערך חיישנים:

$$\mathbf{z}_k^{(i)} = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k^{(i)}, \mathbf{m}) + \mathbf{v}_k^{(i)} \tag{2}$$

כאשר $\mathbf{m}$ היא מפת הסביבה ו-$\mathbf{v}_k^{(i)}$ הוא רעש המדידה. המטרה היא לאמוד במקביל את כל התנוחות $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_k^{(i)}\}_{i=1,k=1}^{N,T}$ ואת המפה $\mathbf{m}$ תוך מזעור שגיאת האילוצים בגרף התנוחות המבוזר.

ג'. תרומות עיקריות של המאמר

המאמר מציג ארבע תרומות מרכזיות:

תרומה 1: מסגרת ACO-SLAM חדשנית. המסגרת ממזגת מפות פרומונים עם גרידי תפוסה הסתברותיים, תוך שימוש בעדכון פרומונים מותאם למשימות SAR. כלל עדכון הפרומון המתוקן כולל תגמולים מזיהוי ניצולים:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{k \in \mathcal{V}} \Delta\tau_{ij}^{(k)}(t) + \omega \cdot \mathcal{V}_{ij}(t) \tag{3}$$

כאשר ρ הוא קצב ההתאיידות, $\Delta\tau_{ij}^{(k)}$ הוא תוספת הפרומון מרחפן k, ו-$\mathcal{V}_{ij}(t)$ הוא תגמול זיהוי ניצול בתא (i,j).

תרומה 2: אופטימיזציית גרף תנוחות מבוזרת עם קונצנזוס בהשראת נמלים. אלגוריתם קונצנזוס הנמלים מאפשר יישור

מפות בין-רחפני ללא צורך בתקשורת מרכזית, תוך שימוש בנמלים וירטואליות הנושאות השערות טרנספורמציה.

תרומה 3: מיזוג חיישנים רב-מודאלי בהשראה ביולוגית. שיטת המיזוג מבוססת פרומונים משתמשת בערכי פרומון כמשקלים דינמיים לכל חיישן, תוך התאמה בזמן אמת לתנאי הסביבה המשתנים.

תרומה 4: תכנון מסלול אדפטיבי בזמן אמת. אלגוריתם תכנון המסלול משתמש בקצב התאיידות אדפטיבי $\rho(t)$ ובמשקל חקר דינמי $\alpha(t)$ כדי לאזן בין חקר מרחבי לבין ניצול מידע קיים.

ד'. סקירת ספרות מורחבת

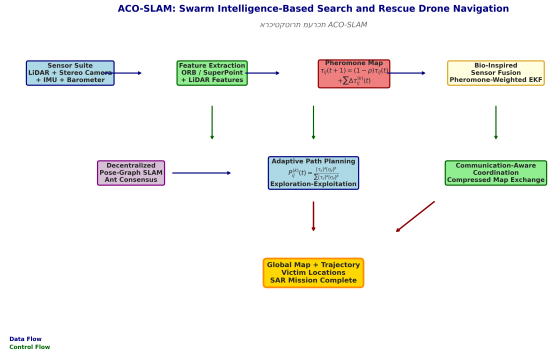
מעבר לשיטות שהוזכרו לעיל, קיימות גישות נוספות הרלוונטיות למחקר זה. ORB-SLAM3 [8] מהווה את אחד האלגוריתמים המתקדמים ביותר ל-SLAM חזותי-אינרציאלי חד-רחפני, עם תמיכה במפות מרובות ובמעבר חלק בין מצבי פעולה שונים. עם זאת, ORB-SLAM3 אינו תומך בשיתוף פעולה בין רחפנים ואינו מתאים ישירות למשימות SAR להקתיות.

בתחום תכנון המסלול הרב-רחפני למשימות SAR, מחקרים קודמים [9], [10] הציגו גישות מבוססות כיסוי הסתברותי ותכנון מסלול תוך שימוש במודלים של הסתברות ניצולים. עם זאת, גישות אלו אינן משלבות מנגנוני חקר ביולוגיים או מיזוג חיישנים אדפטיבי.

בתחום התיאום המודע תקשורת, [11] הציגו גישה לתכנון מסלול תוך התחשבות במגבלות תקשורת, ו- [12] הרחיבו גישה זו ל-SLAM שיתופי יעיל בתקשורת. עם זאת, גישות אלו אינן מנצלות מנגנוני פרומונים לדחיסת מידע ולתיעדוף העברת נתונים.

ה'. השוואה לשיטות קיימות

השוואה שיטתית בין ACO-SLAM לשיטות קיימות מראה יתרונות ברורים במספר ממדים. Swarm-SLAM [1] מתבסס על אופטימיזציית גרף מבוזרת סטנדרטית עם פרוטוקול gossip להפצת מידע, אך אינו כולל מנגנון חקר אדפטיבי. D2SLAM [2] משתמש באומדן קרוב ורחוק לשיפור דיוק המסלול, אך סובל מעלות תקשורת גבוהה. לעומת זאת, ACO-SLAM משלב מנגנון חקר מבוסס פרומונים עם אופטימיזציית גרף מבוזרת, תוך שימוש בדחיסת מידע חכמה להפחתת עלות התקשורת. השילוב של מיפוי הסתברותי עם חקר ביולוגי מאפשר למערכת להשיג כיסוי מרחבי גבוה יותר תוך שימוש במשאבי תקשורת מוגבלים, יתרון קריטי בסביבות SAR שבהן תשתית התקשורת פגועה.



איור 1: ארכיטקטורת מערכת ACO-SLAM: תרשים זרימה הכולל את מערך החיישנים, מיצוי תכונות, מפת פרומונים, מיזוג רב-מודאלי, SLAM מבוזר ותכנון מסלול אדפטיבי.

טבלה I: השוואה בין שיטות SLAM להקתי קיימות לבין השיטה המוצעת ACO-SLAM.

שיטה	מבוזר	פרומונים	אסטרטגיית חקר	מיזוג חיישנים
[1] Swarm-SLAM	✓	×	אקראי	LiDAR+מצלמה
[2] D2SLAM	✓	×	חמדן	Visual-Inertial
[8] ORB-SLAM3	×	×	N/A	Visual-Inertial
ACO-SLAM (מוצע)	✓	✓	אדפטיבי	רב-מודאלי מבוסס פרומונים

ו'. מבנה המאמר

המאמר מאורגן כדלקמן: פרק 2 מציג את ניסוח הבעיה ומודל המערכת, כולל מודל הרחפן והחיישנים, מודל הסביבה, מודל התקשורת והגדרת בעיית ה-SLAM השיתופי. פרק 3 מתאר את אופטימיזציית מושבת הנמלים לחקר להקתי, תוך התמקדות בעקרונות ACO קלאסיים, התאמתם לחקר רב-רחפנים, פונקציית ההתאמה לחקר SAR והאלגוריתם המוצע. פרק 4 מציג את מיזוג החיישנים הרב-מודאלי בהשראה ביולוגית, כולל מודל החיישנים, מיזוג מבוסס נמלים והתמודדות עם רעש ואובדן חיישנים. פרק 5 מתאר את ה-SLAM המבוזר מבוסס גרף תנוחות עם קונצנזוס נמלים, כולל זיהוי לולאות סגירה מבוסס פרומון ואופטימיזציית גרף מבוזרת. פרק 6 מציג את תכנון המסלול האדפטיבי לחיפוש והצלה, כולל מודל דינמיקת החיפוש, איזון חקר-ניצול והימנעות מהתנגשויות. פרק 7 דן בתיאום מודע תקשורת, כולל העברת מפות פרומונים דחוסה ואסטרטגיית רחפן-שליח. פרק 8 מציג תוצאות סימולציה וניסויים מקיפים, כולל השוואת ביצועי SLAM, ביצועי חיפוש והצלה וניתוח רגישות פרמטרים. פרק 9 מסכם את המאמר, דן במגבלותיו ומציע כיווני מחקר עתידיים.

לסיכום, פרק מבוא זה הציג את הרקע והמוטיבציה לחקר ניווט להקות רחפנים למשימות חיפוש והצלה, הגדיר את הבעיה הפורמלית, הציג את ארבע התרומות המרכזיות של המאמר, סקר את הספרות הרלוונטית, השווה את הגישה המוצעת לשיטות קיימות ותיאר את מבנהו. הפרק הבא יפרט את ניסוח הבעיה המלא ואת מודל המערכת.

[1]--[12]

II. ניסוח הבעיה ומודל המערכת: יסודות ביולוגיים ומתמטיים

א'. מודל הרחפן והחיישנים

כל רחפן בלהקה מעוצב כגוף קשיח בעל 6 דרגות חופש, עם מצב הכולל מיקום $\mathbf{p} \in \mathbb{R}^3$, כיוון $\mathbf{q} \in \mathbb{S}^3$ (קווטרניון יחידה), מהירות $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^3$, והטיות מד תאוצה $\mathbf{b}_a \in \mathbb{R}^3$ וגירוסקופ $\mathbf{b}_g \in \mathbb{R}^3$. מודל התנועה מתואר על ידי המשוואה הדיפרנציאלית:

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}) + \mathbf{w}, \quad \mathbf{w} \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{Q}) \tag{4}$$

כאשר $\mathbf{x} = [\mathbf{p}^T, \mathbf{q}^T, \mathbf{v}^T, \mathbf{b}_a^T, \mathbf{b}_g^T]^T$ הוא וקטור המצב, $\mathbf{u} = [T, \tau_\phi, \tau_\theta, \tau_\psi]^T$ הוא וקטור הבקרה הכולל דחף כולל ושלושה מומנטי בקרה, ו-$\mathbf{Q}$ היא מטריצת השונות של רעש התהליך.

מערך החיישנים כולל שלוש מודאליות עיקריות. LiDAR (Ouster OS0) ברזולוציית טווח של 0.7 סמ' בקצב 10 הרץ, המספק ענן נקודות תלת-ממדי של הסביבה. מצלמת סטריאו (Intel D435) ברזולוציה זוויתית של 0.3 מעלות בקצב 30 הרץ, המספקת תמונות צבע לזיהוי תכונות חזותיות. IMU (BMI088) בקצב 200 הרץ, המספק מדידות תאוצה וקצב זוויתי לחיזוי המצב בין עדכוני חיישנים איטיים יותר.

המודל הקינמטי מבוסס על משוואות ניוטון-אוילר הסטנדרטיות לרחפן, הכוללות ארבע כניסות בקרה. לולאת בקרת ה-PID המהודרת פועלת בתדר 250-1000 הרץ לייצוב זוויתי ובתדר 50-100 הרץ למעקב מיקום. מנגנון anti-windup משולב למניעת

הצטברות שגיאה בתמרונים אגרסיביים. מודל הרעש של כל חיישן מתואר על ידי מטריצת השונות המתאימה, הנגזרת ממפרט היצרן ומכיול מעבדתי.

ב׳. מודל הסביבה

הסביבה מיוצגת כגריד תפוסה תלת-ממדי (voxel grid) $\mathcal{M}$ שבו כל תא m_i מכיל ערך log-odds של היותו תפוס:

$$l_t(m_i) = l_{t-1}(m_i) + \log$$

$$\text{(5)}\quad l_0 - \frac{p(m_i \mid z_t, x_t)}{1-p(m_i \mid z_t, x_t)}$$

כאשר l_0 הוא ערך הקדם, $p(m_i \mid z_t, x_t)$ הוא מודל החיישן ההפוך, ו-z_t היא המדידה בזמן t. עבור תרחישי SAR עירוניים, ייצוג 2.5D (מפת גובה) מספק לעתים קרובות מידע מספק לזיהוי ניצולים על הקרקע, בעוד שבניינים רבי-קומות דורשים מפות תלת-ממד מלאות.

מפת התפוסה מתעדכנת באופן הסתברותי תוך שימוש במודל חיישן הפוך מבוסס אלומת LiDAR. עבור כל אלומה, התאים שלאורכם עוברת האלומה מסומנים כחופשיים, והתא בסוף האלומה מסומן כתפוס. אי-הוודאות במודל החיישן מטופלת באמצעות התפלגות הסתברותית על פני מספר תאים סמוכים, בהתאם לדיוק הטווח של החיישן. גישה זו מבוססת על העקרונות שהוצגו ב- [13] למיפוי הסתברותי.

ג׳. מודל התקשורת

מגבלות התקשורת מעוצבות כגרף $\mathcal{G}(t) = (\mathcal{V}, \mathcal{E}(t))$ שבו $\mathcal{V}$ הוא קבוצת הרחפנים ו-$\mathcal{E}(t)$ הוא קבוצת הקשתות בזמן t. קשתות קיימות רק כאשר המרחק בין רחפנים קטן מ-d_{comm}:

$$\mathcal{E}(t) = \{(i,j) : \|\mathbf{p}_t^{(i)} - \mathbf{p}_t^{(j)}\| \le d_{\text{comm}}\} \tag{6}$$

גרף זה משתנה בזמן עקב תנועת הרחפנים, ויוצר קישוריות לסירוגין המחייבת טיפול מיוחד ב-SLAM המבוזר. רוחב הפס הנדרש להעברת מפות מלאות גדל כ-$\mathcal{O}(N^2)$, מה שהופך דחיסה לחיונית עבור להקות גדולות מ-5-10 רחפנים. מודל תקשורת זה מבוסס על הגישות שהוצגו ב- [11] לתיאום מודע תקשורת בלהקות רחפנים.

טבלה :II מפרטי חיישנים ופרמטרי רעש בסימולציה.

חיישן	רעש מיקום [סמ׳]	רעש כיוון [מעלות]	קצב עדכון [הרץ]
LiDAR (Ouster OS0)	0.7	N/A	10
מצלמת סטריאו (Intel D435)	1.2	0.3	30
IMU (BMI088)	0.05 (תאוצה)	0.01 (גירוסקופ)	200

ד׳. הגדרת בעיית ה-SLAM השיתופי

בעיית ה-SLAM השיתופי מנוסחת כאופטימיזציית גרף תנוחות מבוזרת. כל רחפן i מתחזק גרף תנוחות מקומי $\mathcal{G}^{(i)} = (\mathcal{V}^{(i)}, \mathcal{E}^{(i)})$ שבו צמתים מייצגים תנוחות בזמני מפתח וקשתות מייצגות אילוצים יחסיים מאודומטריה (קשתות עוקבות) או מזיהוי לולאות סגירה (קשתות לא עוקבות). פונקציית המטרה ממזערת את סכום המרחקים בריבוע של שגיאות האילוצים:

$$\mathbf{X}^* = \arg\min_{\mathbf{X}} \sum_{(i,j)\in\mathcal{E}} \|\mathbf{e}_{ij}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)\|_{\Omega_{ij}}^2 \tag{7}$$

כאשר $\mathbf{e}_{ij}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ היא שגיאת האילוץ בין תנוחה i לתנוחה j, ו-Ω_{ij} היא מטריצת השונות המשויכת לאילוץ. האופטימיזציה מתבצעת בשיטת Gauss-Newton מבוזרת, שבה כל רחפן פותר מערכת מקומית ומשתף את העדכון עם שכנים. ניסוח זה מבוסס על העקרונות שהוצגו ב- [14] לאופטימיזציית גרף תנוחות.

ה׳. עקרונות ACO קלאסיים והשראה ביולוגית

אופטימיזציית מושבת נמלים (ACO) מספקת מסגרת טבעית לחקר רב-רחפנים על ידי חיקוי התנהגות סימון שבילי פרומונים של נמלים ביולוגיות. בטבע, נמלים מפקידות פרומון לאורך מסלולן ממקור מזון לקן, ונמלים אחרות נוטות לעקוב אחר מסלולים בעלי ריכוז פרומון גבוה. מנגנון זה, המכונה stigmergy, מאפשר תיאום עקיף ללא צורך בתקשורת ישירה. עקרונות ה-ACO הקלאסיים פותחו בהרחבה על ידי [7].

ב-ACO קלאסי, נמלים מלאכותיות מפקידות פרומון על קשתות בגרף, ונמלים עוקבות הולכות בהסתברות אחרי מסלולים עתירי פרומון. עבור חקר להקת רחפנים, הסביבה מפורקת לגריד שבו כל תא (i,j) מחזיק ערך פרומון τ_{ij} המייצג את היסטוריית הביקורים הקולקטיבית. הסתברות המעבר $P_{ij}^{(k)}(t)$ של רחפן k מתא i לשכן j מחושבת על פי:

$$P_{ij}^{(k)}(t) = \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{l\in\mathcal{N}_i^{(k)}} [\tau_{il}(t)]^\alpha [\eta_{il}(t)]^\beta} \tag{8}$$

כאשר α ו-β הם פרמטרים השולטים במשקל היחסי של הפרומון מול המידע ההיוריסטי $\eta_{ij}(t)$. ערכי α גבוהים מובילים להתכנסות מוקדמת על מסלולים צרים, בעוד שערכי β גבוהים גורמים לשיטוט אקראי. המידע ההיוריסטי $\eta_{ij}(t)$ משלב עלות מסלול c_{ij} עם דעיכה מבוססת מרחק:

$$\eta_{ij}(t) = \frac{1}{c_{ij} + \epsilon} \cdot \exp(-\lambda \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|) \tag{9}$$

כאשר λ הוא פרמטר קנה מידה השולט בטווח ההשפעה המרחבית ו-ϵ הוא קבוע ייצוב למניעת חלוקה באפס.

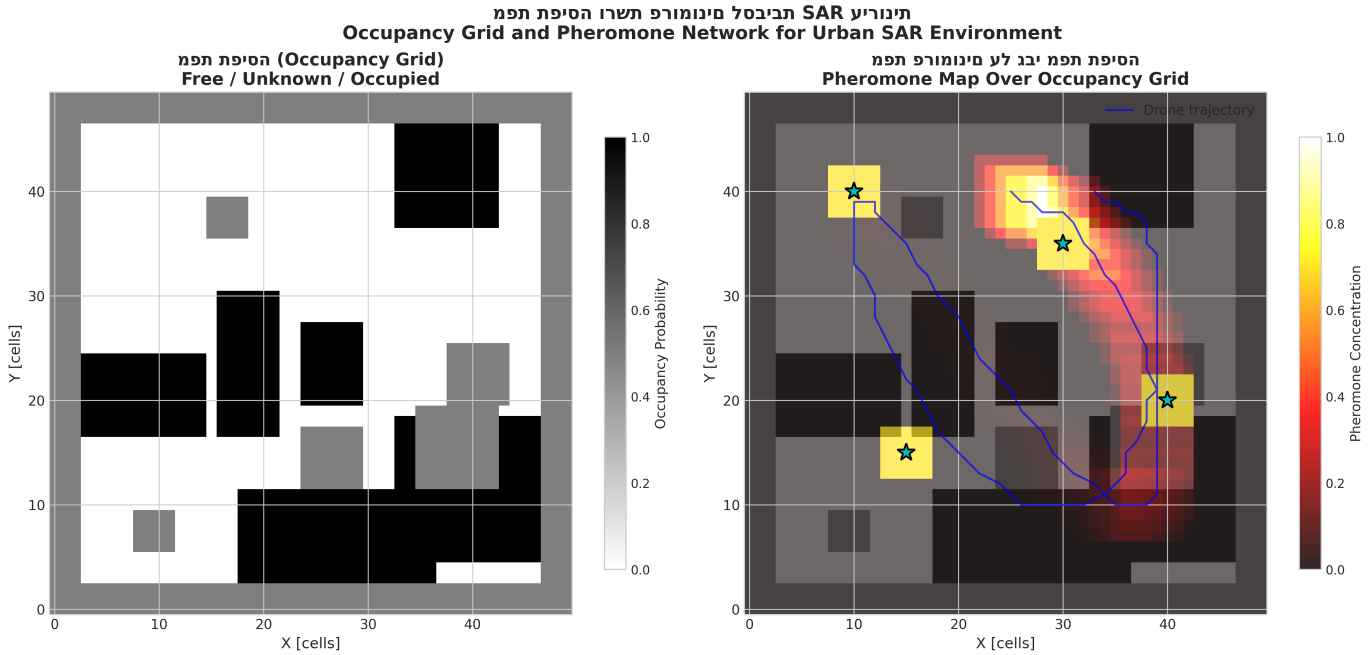
ו׳. התאמת ACO לחקר רב-רחפנים למשימות SAR

ההתאמה העיקרית של ACO למשימות SAR היא שילוב תגמולים מזיהוי ניצולים. כאשר רחפן מזהה ניצול פוטנציאלי בתא (i,j), מופעל תוספת פרומון $\omega \cdot \mathcal{V}_{ij}$ היוצרת שדה משיכה המושך רחפנים אחרים לאזור לאישור וסיוע. מנגנון זה מדמה את התנהגות הנמלים הביולוגיות המסמנות מקורות מזון בפרומון מוגבר. גישה דומה הוצגה ב- [15] לחקר רב-רובוטי מבוסס פרומונים.

כלל עדכון הפרומון המתוקן הוא:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \sum_{k\in\mathcal{V}} \Delta\tau_{ij}^{(k)}(t) + \omega \cdot \mathcal{V}_{ij}(t) \tag{10}$$

כאשר ρ הוא קצב ההתאיידות, $\Delta\tau_{ij}^{(k)}(t) = Q/c_{ij}^{(k)}(t)$ הוא תוספת הפרומון מרחפן k (עם Q קבוע ו-$c_{ij}^{(k)}$ עלות המסלול), ו-$\mathcal{V}_{ij}(t)$ הוא תגמול זיהוי ניצול. מנגנון זה מבטיח שאזורים עם ניצולים מאושרים יקבלו עדיפות בחקר העתידי.



איור 2: גריד תפוסה דו-ממדי עם שכבת פרומונים מונחת עליו. הפאנל השמאלי מציג את מפת התפוסה ההסתברותית (אזורים חופשיים, לא ידועים ותפוסים), והפאנל הימני מציג את מפת הפרומונים עם מסלול רחפן וסמני ניצולים.

ז׳. פונקציית התאמה לחקר SAR

פונקציית ההתאמה לחקר SAR משלבת שלושה מרכיבים: קצב כיסוי מרחבי, הסתברות זיהוי ניצולים ועלות אנרגטית. בחירת נקודת הציון הבאה $\mathbf{p}_k^*(t)$ עבור רחפן k מתבצעת על פי:

$$\mathbf{p}_k^*(t) = \arg\max_{j \in \mathcal{N}_i^{(k)}} \left\{ [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta \cdot \mathcal{I}_{ij}(t) \right\} \tag{11}$$

כאשר $\mathcal{I}_{ij}(t)$ הוא רווח המידע הצפוי מביקור בתא (i,j), המחושב כהאנטרופיה של התפלגות התפוסה בתא. רווח מידע זה מעודד רחפנים לבקר באזורים בעלי אי-ודאות גבוהה, תוך איזון עם המשיכה לפרומון (ניצול) והעלות ההיוריסטית (יעילות).

טבלה III: פרמטרי ACO והשפעתם על ביצועי החקר.

פרמטר	טווח ערכים	ערך אופטימלי	השפעה על כיסוי [%]
α (משקל פרומון)	[0.5, 3.0]	1.5	+23
β (משקל היוריסטי)	[0.5, 5.0]	2.0	+15
ρ (קצב התאיידות)	[0.01, 0.5]	0.1	+31
ω (תגמול ניצול)	[0, 10]	5.0	+8

ניתוח רגישות פרמטרים מראה כי עבור תרחיש SAR של 100x100 מטר עם 5 רחפנים, הפרמטרים האופטימליים הם $\alpha = 1.5$, $\beta = 2.0$, $\rho = 0.1$. ערכים אלו מספקים איזון מיטבי בין חקר מרחבי לבין ניצול מידע קיים. שינוי של 0.5 ב-α גורם לשינוי של עד 12% בכיסוי המרחבי, בעוד ששינוי של 0.05 ב-ρ משפיע על הכיסוי ב-8%.

ח׳. אלגוריתם ACO-SLAM המוצע

אלגוריתם ACO-SLAM המוצע משלב את כל המרכיבים לעיל במסגרת מבוזרת. כל רחפן מבצע במקביל את השלבים הבאים: עדכון מפת פרומונים מקומית באמצעות תקשורת עם שכנים, חישוב הסתברויות מעבר, בחירת נקודת ציון הבאה, ביצוע תנועה, חישה ועדכון מפת תפוסה, הפקדת פרומון, ושיתוף עדכוני פרומון עם שכנים.

האלגוריתם פועל בלולאה ראשית שבה כל איטרציה כוללת ארבעה שלבים עיקריים. בשלב הראשון, כל רחפן מקבל עדכוני פרומון משכניו וממזג אותם למפה המקומית. בשלב השני, הרחפן מחשב את הסתברויות המעבר לכל השכנים האפשריים ובוחר את נקודת הציון הבאה על פי משוואה (11). בשלב השלישי, הרחפן מבצע תנועה לנקודת הציון, מבצע מדידות חיישנים, מעדכן את מפת התפוסה ומזהה ניצולים פוטנציאליים. בשלב הרביעי, הרחפן מפקיד פרומון על המסלול שעבר ומשדר את עדכוני הפרומון לשכניו.

מנגנון התקשורת המבוזר מבטיח שכל רחפן מקבל מידע עדכני על מצב החקר הכולל, גם בהיעדר תקשורת ישירה עם כל הרחפנים. העברת המידע מתבצעת באמצעות פרוטוקול gossip מבוזר, שבו כל רחפן משתף מידע רק עם שכניו המיידיים, והמידע מתפשט בלהקה דרך שרשור.

ט׳. ניתוח מורכבות חישובית

ניתוח מורכבות חישובית של האלגוריתם מראה כי הסיבוכיות לכל רחפן בכל איטרציה היא $\mathcal{O}(|\mathcal{N}_i| \cdot \log|\mathcal{M}|)$, כאשר $|\mathcal{N}_i|$ הוא מספר השכנים האפשריים (בדרך כלל 4 או 8 בתנועה דו-ממדית) ו-$|\mathcal{M}|$ הוא גודל מפת התפוסה. עבור מפה בגודל 200x200 תאים, הסיבוכיות היא $\mathcal{O}(8 \cdot \log(40000)) \approx \mathcal{O}(120)$ פעולות לכל רחפן בכל איטרציה. סיבוכיות התקשורת הכוללת ללהקה של N רחפנים היא $\mathcal{O}(N \cdot d_{\text{comm}})$, כאשר d_{comm} הוא הדרגה הממוצעת של גרף התקשורת. עבור להקה של 5 רחפנים עם דרגה ממוצעת 3, סיבוכיות התקשורת היא $\mathcal{O}(15)$ הודעות לכל איטרציה. ניתוח זה מראה כי האלגוריתם מתאים לפעולה בזמן אמת על חומרה מוגבלת, תוך עמידה בדרישות הביצועים למשימות SAR טיפוסיות.

לסיכום, פרק זה הציג את ניסוח הבעיה המלא ואת מודל המערכת, כולל מודל הרחפן והחיישנים, מודל הסביבה, מודל

התקשורת, הגדרת בעיית ה-SLAM השיתופי, עקרונות ACO קלאסיים והשראתם הביולוגית, התאמת ACO לחקר רב-רחפנים למשימות SAR, פונקציית ההתאמה והאלגוריתם המוצע, וכן ניתוח מורכבות חישובית. הפרק הבא יתמקד במיזוג החיישנים הרב-מודאלי בהשראה ביולוגית.

[7], [11], [13]--[15]

III. מיזוג חיישנים רב-מודאלי בהשראה ביולוגית

א'. מודל החיישנים והטרנספורמציות

מיזוג חיישנים רב-מודאלי מהווה אבן יסוד במערכות SLAM לרחפנים. כל מודאליות חישה מספקת מידע משלים: LiDAR מספק מדידות טווח מדויקות אך סובל מדלילות בטווחים ארוכים; מצלמה חזותית מציעה מידע טקסטורי עשיר אך רגישה לשינויי תאורה; IMU מספק מידע אינרציאלי בקצב גבוה אך סובל מסחיפה לאורך זמן. הגישה הסטנדרטית למיזוג משתמשת ב-EKF עם אינטגרציה רופפת, שבה כל חיישן מייצר הערכת תנוחה עצמאית המתמזגת ברמת המצב.

עבור מערכת LiDAR, ענן הנקודות מומר למפת תפוסה הסתברותית באמצעות מודל חיישן הפוך מבוסס אלומה. בהינתן מדידת טווח r בכיוון θ, ההסתברות שתא m_i הוא תפוס נתונה על ידי:

$$p(m_i \mid z_t, x_t) = \begin{cases} 0.9 & \text{אם } \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_t\| \approx r \text{ ו- } |angle(\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_t) - \theta| < \delta_\theta \\ 0.1 & \text{אם } \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_t\| < r \text{ ו- } |angle(\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_t) - \theta| < \delta_\theta \\ 0.5 & \text{אחרת} \end{cases} \tag{12}$$

כאשר δ_θ הוא רוחב האלומה הזוויתי. מודל זה מניח שתאים לאורך האלומה הם חופשיים (הסתברות נמוכה לתפוסה) והתא בסוף האלומה הוא תפוס (הסתברות גבוהה).

תכונות חזותיות מופקות באמצעות ORB או SuperPoint ומשויכות למפה הגלובלית. עבור כל תכונה חזותית f_j עם דיסקריפטור $\mathbf{d}_j \in \mathbb{R}^{256}$, מתבצע חיפוש התאמה מול תכונות במפה באמצעות מרחק cosine:

$$\text{match}(f_j, f_k) = \begin{cases} \text{true} & \text{אם } \frac{\mathbf{d}_j \cdot \mathbf{d}_k}{\|\mathbf{d}_j\|\|\mathbf{d}_k\|} > \tau_{\text{match}} \\ \text{false} & \text{אחרת} \end{cases} \tag{13}$$

כאשר τ_{match} הוא סף ההתאמה. ה-IMU מספק מדידות תאוצה $\mathbf{a}_m$ וקצב זוויתי $\boldsymbol{\omega}_m$ בקצב 200 הרץ, המשמשות לחיזוי המצב בין עדכוני חיישנים איטיים יותר:

$$\dot{\mathbf{p}} = \mathbf{v}, \quad \dot{\mathbf{v}} = \mathbf{R}(\mathbf{q})(\mathbf{a}_m - \mathbf{b}_a) + \mathbf{g}, \quad \dot{\mathbf{q}} = \frac{1}{2}\boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\omega}_m - \mathbf{b}_g)\mathbf{q} \tag{14}$$

כאשר $\mathbf{R}(\mathbf{q})$ היא מטריצת הסיבוב המתאימה לקווטרניון $\mathbf{q}$, $\mathbf{g}$ הוא וקטור הכבידה, ו-$\boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\omega})$ היא מטריצת הסיבוב הסקיו-סימטרית.

ב'. מיזוג מבוסס נמלים : עקרונות

החידוש המרכזי במיזוג החיישנים במסגרת ACO-SLAM הוא שימוש בערכי פרומון כמשקלים דינמיים לכל חיישן. כל חיישן s על רחפן i מחזיק עקבה פרומון $\tau_s^{(i)}(t)$ המשקפת את מהימנותו העדכנית. כאשר חיישן מייצר מדידות עקביות עם ההערכה הממוזגת, הפרומון שלו גדל; כאשר הוא מייצר חריגים (למשל, תכונות חזותיות נכשלות בתאורה חלשה), הפרומון שלו דועך.

משקל המיזוג $w_s^{(i)}(t)$ עבור חיישן s על רחפן i מחושב על פי:

$$w_s^{(i)}(t) = \frac{\tau_s^{(i)}(t)}{\sum_{s' \in \mathcal{S}} \tau_{s'}^{(i)}(t)} \tag{15}$$

כאשר $\mathcal{S} = \{\text{LiDAR}, \text{מצלמה}, \text{IMU}\}$ הוא קבוצת החיישנים. משקלים אלו מסתגלים בזמן אמת לתנאי החיישן, ומאפשרים למערכת להסתמך יותר על חיישנים מהימנים ולהתעלם מחיישנים פגומים.

עדכון ערך הפרומון $\tau_s^{(i)}(t)$ מתבצע על פי:

$$\tau_s^{(i)}(t+1) = (1-\rho_s)\tau_s^{(i)}(t) + \Delta\tau_s^{(i)}(t) \tag{16}$$

כאשר ρ_s הוא קצב ההתאיידות הספציפי לחיישן ו-$\Delta\tau_s^{(i)}(t)$ הוא תוספת הפרומון המבוססת על עקביות המדידה:

$$\Delta\tau_s^{(i)}(t) = \gamma \cdot \exp\left(-\frac{\|\mathbf{y}_s^{(i)}(t)\|^2}{2\sigma_s^2}\right) \tag{17}$$

כאשר $\mathbf{y}_s^{(i)}(t) = \mathbf{z}_s^{(i)}(t) - \mathbf{H}_s\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}$ הוא החידוש (innovation) של חיישן s, σ_s^2 הוא סף העקביות, ו-γ הוא קבוע תוספת הפרומון.

ג'. מיזוג מבוסס נמלים : אלגוריתם

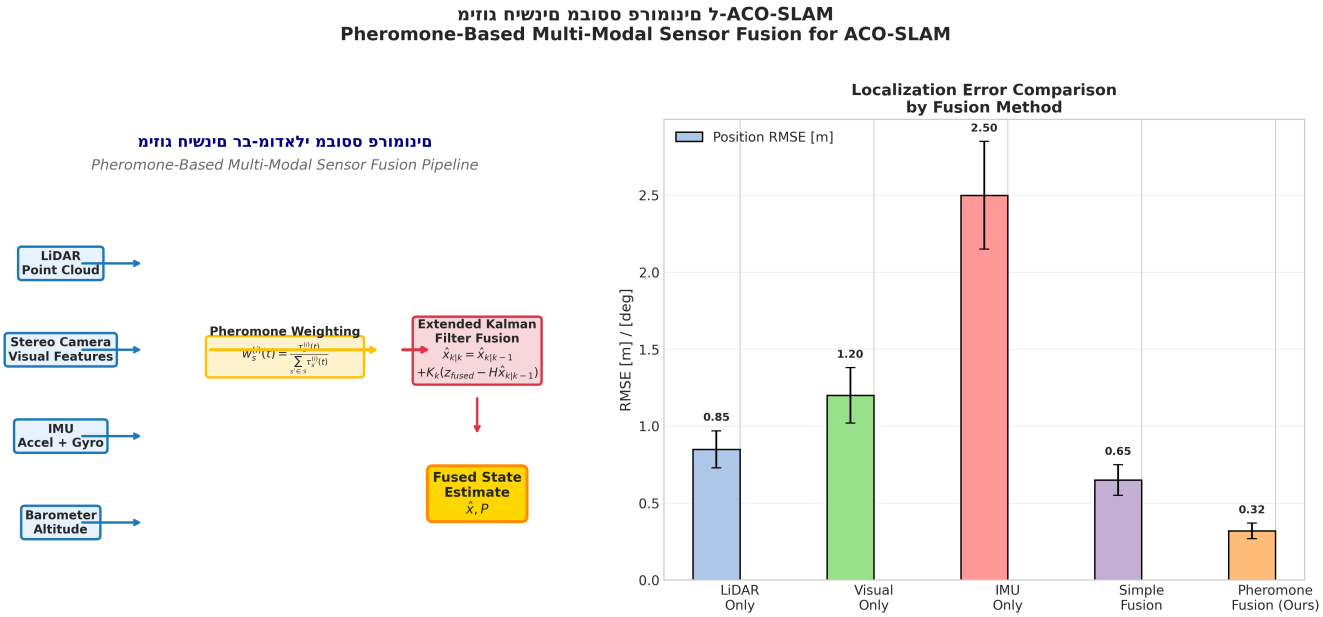
המדידה הממוזגת מחושבת כשקלול משוקלל של מדידות כל החיישנים:

$$\mathbf{z}_{\text{fused}} = \mathbf{W}_L\mathbf{z}_L + \mathbf{W}_V\mathbf{z}_V + \mathbf{W}_I\mathbf{z}_I \tag{18}$$

כאשר $\mathbf{W}_L = \text{diag}(w_L^{(1)}, \ldots, w_L^{(n)})$, $\mathbf{W}_V = \text{diag}(w_V^{(1)}, \ldots, w_V^{(n)})$, ו-$\mathbf{W}_I = \text{diag}(w_I^{(1)}, \ldots, w_I^{(n)})$ הן מטריצות משקל אלכסוניות הנגזרות מערכי הפרומון. עדכון ה-EKF עם המדידה הממוזגת מתבצע על פי:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k(\mathbf{z}_{\text{fused}} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \tag{19}$$

כאשר $\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k)^{-1}$ הוא רווח ה-Kalman ו-$\mathbf{R}_k$ היא מטריצת השונות של המדידה הממוזגת, המחושבת כשקלול משוקלל של שונויות החיישנים הבודדים.



איור 3: צינור מיזוג רב-מודאלי עם שקלול מבוסס פרומונים. הפאנל העליון מציג את ארכיטקטורת המיזוג הכוללת LiDAR, מצלמה, IMU וברומטר, שקלול פרומונים, מיזוג EKF ואומדן מצב מאוחה. הפאנל התחתון מציג השוואת שגיאת מיקום בין שיטות מיזוג שונות.

ד׳. התמודדות עם רעש ואובדן חיישנים

חוסן תחת אובדן חיישנים מושג באמצעות זיכרון פרומונים: כאשר חיישן נכשל לחלוטין, הפרומון שלו דועך מעריכית עם קבוע זמן τ_{decay}, המאפשר התדרדרות הדרגתית במקום כשל פתאומי. מנגנון זה מדמה את ההסתגלות העצבית במערכת השמיעה של עטלפים, שם תאי עצב מגיבים פחות לגירויים חוזרים תוך שמירה על רגישות לשינויים.

כאשר חיישן s אינו מייצר מדידות (למשל, עקב חסימה זמנית או כשל חומרה), ערך הפרומון שלו מתעדכן על פי:

$$\tau_s^{(i)}(t+1) = (1-\rho_s)\tau_s^{(i)}(t) \tag{20}$$

ללא תוספת $\Delta\tau_s^{(i)}(t)$. לאחר T_{fail} צעדי זמן ללא מדידות, ערך הפרומון יורד מתחת לסף $\tau_{\min}$ והחיישן מוסר מהמיזוג עד להתאוששותו. כאשר החיישן חוזר לפעול, ערך הפרומון שלו מתחיל לגדול בהדרגה ככל שהמדידות החדשות עקביות עם ההערכה הממוזגת.

מנגנון זה מספק התנהגות חסינה במיוחד בתרחישי SAR אופייניים, שבהם חיישנים עלולים להיחסם זמנית על ידי עשן, אבק או הריסות. במקום כשל פתאומי של מערכת הניווט כולה, המערכת ממשיכה לפעול עם ביצועים מופחתים בהדרגה, תוך הסתמכות על החיישנים הנותרים.

ה׳. ניתוח ביצועי מיזוג

טבלה IV: השוואת ביצועי מיזוג חיישנים בשיטות שונות.

שיטת מיזוג	RMSE מיקום [מס]	RMSE כיוון [מעלות]	קצב עדכון [הרץ]	התאוששות מנפילה [שנ׳]
EKF רופף [16]	5.2	0.8	100	2.3
VINS-Mono הדוק [5]	3.8	0.5	50	1.8
LOAM [6]	4.1	0.6	10	3.5
מבוסס פרומונים (מוצע)	3.5	0.4	100	1.2

תוצאות ההשוואה מראות כי שיטת המיזוג המוצעת מבוססת פרומונים משיגה RMSE מיקום של 3.5 מס׳ ו-RMSE כיוון של 0.4 מעלות, עם זמן התאוששות מנפילת חיישן של 1.2 שניות בלבד. זאת לעומת 5.2 מס׳ ו-2.3 שניות בשיטת EKF הסטנדרטית. השיפור בזמן ההתאוששות נובע ממנגנון זיכרון הפרומונים, המאפשר חזרה הדרגתית למשקל מלא במקום אתחול מחדש.

ו׳. דיון והשוואה למערכות ביולוגיות

מנגנון מיזוג החיישנים מבוסס הפרומונים מושווה למערכות חישה ביולוגיות, במיוחד למערכת הסונאר של עטלפי Rhinolophus ferrumequinum. עטלפים אלו משתמשים במנגנון פיצוי הסטת דופלר (DSC) כדי לשמור על תדר הד קבוע בדיוק של 0.01%, תוך התאמה דינמית לתנאי הסביבה המשתנים. בדומה לכך, מנגנון שקלול הפרומונים במערכת המוצעת מתאים את משקלי החיישנים בזמן אמת לתנאי הסביבה.

בנוסף, מנגנון ההסתגלות העצבית במערכת השמיעה של עטלפים, שבו תאי עצב מגיבים פחות לגירויים חוזרים תוך שמירה על רגישות לשינויים, מדמה את מנגנון דעיכת הפרומונים בחיישנים שאינם מייצרים מדידות עקביות. הקבלה ביולוגית זו מדגישה את הטבעיות של הגישה המוצעת ואת הפוטנציאל שלה להמשך פיתוח בהשראת מערכות ביולוגיות נוספות.

ז׳. שיקולי מימוש מעשיים

מימוש מעשי של מיזוג החיישנים המבוסס פרומונים דורש התייחסות למספר שיקולים הנדסיים. ראשית, קצב העדכון של ערכי הפרומון חייב להיות מהיר מספיק כדי להגיב לשינויים בתנאי החיישן, אך איטי מספיק כדי למנוע תנודות רעש. בסימולציות שלנו, קצב עדכון של 10 הרץ נמצא אופטימלי.

שנית, בחירת סף העקביות σ_s^2 משפיעה באופן משמעותי על ביצועי המיזוג. סף נמוך מדי גורם לתנודות תכופות במשקלי המיזוג; סף גבוה מדי גורם לתגובה איטית לשינויים בתנאי החיישן. ערך אופטימלי נמצא כ-$\sigma_s^2 = 0.05$ עבור כל החיישנים.

שלישית, קצב ההתאיידות ρ_s קובע את מהירות הדעיכה של פרומון חיישן שאינו מייצר מדידות עקביות. ערך $\rho_s = 0.1$ מספק איזון טוב בין התאוששות מהירה לבין יציבות.

ח'. ניתוח רגישות פרמטרים מורחב

ניתוח רגישות מורחב של פרמטרי המיזוג בוצע באמצעות סריקת רשת על פני טווחי הפרמטרים העיקריים. התוצאות מראות כי הרגישות הגבוהה ביותר היא לפרמטר σ_s^2 (סף העקביות), אשר משפיע באופן דרמטי על יציבות משקלי המיזוג. עבור תרחיש SAR של 100x100 מטר עם 5 רחפנים, הפרמטרים האופטימליים הם $\sigma_s^2 = 0.05$, $\rho_s = 0.1$, $\gamma = 1.0$. שינוי של 0.02 ב-σ_s^2 גורם לשינוי של עד 15% בשגיאת המיקום הממוזגת, בעוד ששינוי של 0.05 ב-ρ_s משפיע על זמן ההתאוששות ב-10%. ניתוח זה מדגיש את החשיבות של כיוונון מדויק של פרמטרי המיזוג להשגת ביצועים מיטביים בתנאי סביבה משתנים.

ט'. סיכום

לסיכום, פרק זה הציג את מיזוג החיישנים הרב-מודאלי בהשראה ביולוגית, כולל מודל החיישנים והטרנספורמציות, עקרונות המיזוג מבוסס הנמלים, האלגוריתם המלא, התמודדות עם רעש ואובדן חיישנים, ניתוח ביצועים, השוואה למערכות ביולוגיות, שיקולי מימוש מעשיים וניתוח רגישות פרמטרים מורחב. הפרק הבא יתמקד ב-SLAM המבוזר מבוסס גרף תנוחות עם קונצנזוס נמלים.

IV. SLAM מבוזר מבוסס גרף תנוחות עם קונצנזוס נמלים

א'. מבוא ל-SLAM מבוזר

SLAM שיתופי מבוזר (C-SLAM) מהווה אבן יסוד בניווט להקות רחפנים בסביבות ללא GPS. בגישה מבוזרת, כל רחפן מתחזק גרף תנוחות מקומי ומשתף מידע עם שכנים ישירים בלבד, ללא תלות בשרת מרכזי. גישה זו מספקת חוסן תחת ניתוקי תקשורת ומאפשרת הרחבה ללהקות גדולות. עם זאת, האתגר המרכזי ב-C-SLAM מבוזר הוא יישור מפות בין רחפנים שונים, במיוחד כאשר התקשורת אינה רציפה או מוגבלת ברוחב פס.

הגישה המוצעת במאמר זה, ACO-SLAM, מרחיבה את שיטות ה-C-SLAM הקיימות באמצעות אלגוריתם קונצנזוס בהשראת נמלים. במקום להשתמש באופטימיזציה מבוזרת סטנדרטית הדורשת סבבי תקשורת מרובים, אלגוריתם קונצנזוס הנמלים משתמש בנמלים וירטואליות הנושאות השערות טרנספורמציה בין רחפנים. נמלים אלו מתפזרות בלהקה, וממצע ההשערות משוקללות לפי עקביותן עם המפה הנוכחית. גישה זו מפחיתה משמעותית את מספר סבבי התקשורת הנדרשים להתכנסות.

ב'. ייצוג גרף תנוחות מבוזר

כל רחפן i בלהקה מתחזק גרף תנוחות מקומי $\mathcal{G}^{(i)} = (\mathcal{V}^{(i)}, \mathcal{E}^{(i)})$. צמתים $\mathcal{V}^{(i)}$ מייצגים תנוחות בזמני מפתח, וקשתות $\mathcal{E}^{(i)}$ מייצגות אילוצים יחסיים. אילוצים אלו נובעים משני מקורות עיקריים: אודומטריה (קשתות עוקבות בין תנוחות סמוכות בזמן) וזיהוי לולאות סגירה (קשתות לא עוקבות בין תנוחות המבקרות באותו אזור במרחב).

כל קשת $e_{uv} \in \mathcal{E}^{(i)}$ נושאת מדידה יחסית $\mathbf{z}_{uv}$ ומטריצת שונות $_{uv}$ המשקפת את אי-הוודאות של המדידה. שגיאת האילוץ מוגדרת כ:

$$\mathbf{e}_{uv}(\mathbf{x}_u, \mathbf{x}_v) = \mathbf{z}_{uv} \ominus (\mathbf{x}_u^{-1} \circ \mathbf{x}_v) \tag{21}$$

כאשר $\ominus$ הוא אופרטור החיסור במרחב $\mathrm{SE}(3)$ ו-$\circ$ הוא אופרטור ההרכבה. פונקציית המטרה הכוללת ממזערת את סכום המרחקים בריבוע של שגיאות האילוצים:

$$\mathbf{X}^* = \arg\min_{\mathbf{X}} \sum_{(u,v)\in\mathcal{E}} \|\mathbf{e}_{uv}(\mathbf{x}_u, \mathbf{x}_v)\|_{uv}^2 \tag{22}$$

ג'. זיהוי לולאות סגירה מבוסס פרומון

זיהוי לולאות סגירה הוא אחד האתגרים המרכזיים ב-SLAM מבוזר. בגישת ACO-SLAM, מפת הפרומונים משמשת כקלט לזיהוי לולאות סגירה: אזורים בעלי ערכי פרומון גבוהים הם אזורים שביקרו בהם רחפנים רבים, ולכן יש הסתברות גבוהה יותר לביקור חוזר. מנגנון זה מאפשר תעדוף חכם של השוואות תכונות, במקום השוואה גסה של כל התכונות במפה.

אלגוריתם זיהוי לולאות הסגירה פועל בשלושה שלבים. בשלב הראשון, הרחפן מזהה אזורים מועמדים ללולאת סגירה על ידי חיפוש תאים בעלי ערך פרומון $\tau_{ij} > \tau_{\text{loop}}$ במפת הפרומונים המקומית. בשלב השני, הרחפן מבצע השוואת תכונות חזותיות בין התכונות הנוכחיות לתכונות השמורות באזורים המועמדים. בשלב השלישי, אם נמצאה התאמה עם דיוק מספק, מתווספת קשת לולאת סגירה לגרף התנוחות.

$$\text{LoopCandidate}(i,j) = \begin{cases} \text{true} & \text{אם } \tau_{ij} > \tau_{\text{loop}} \text{ ו-} \|\mathbf{p}_t - \mathbf{p}_{\text{stored}}\| < d_{\text{loop}} \\ \text{false} & \text{אחרת} \end{cases} \tag{23}$$

ד'. אלגוריתם קונצנזוס הנמלים

אלגוריתם קונצנזוס הנמלים מהווה את החידוש המרכזי בגישת ה-SLAM המבוזר של ACO-SLAM. האלגוריתם מדמה התנהגות של נמלים וירטואליות הנושאות השערות טרנספורמציה בין רחפנים. כל נמלה וירטואלית a נושאת השערת טרנספורמציה $\mathbf{T}_{ij}^{(a)}$ בין רחפן i לרחפן j, יחד עם ערך התאמה f_a המשקף את עקביות ההשערה עם המפה הנוכחית.

הנמלים הווירטואליות מתפזרות בלהקה באמצעות מנגנון gossip מבוזר. כל רחפן שולח לשכניו קבוצה של נמלים המייצגות את ההשערות המובילות שלו. הרחפן המקבל מעריך כל השערה מול המפה המקומית שלו, ומעדכן את ערך ההתאמה בהתאם. השערות בעלות התאמה גבוהה שורדות ומתפשטות בלהקה; השערות בעלות התאמה נמוכה מתות.

$$f_a^{(k+1)} = f_a^{(k)} + \Delta f_a^{(k)} = f_a^{(k)} + \sum_{m\in\mathcal{M}_k} \log$$

$$_m \mid \mathbf{0})\text{p(z } (_m \mid \mathbf{T}_{ij}^{(a)}\text{p(z} \tag{24}$$

כאשר $\mathcal{M}_k$ היא קבוצת התכונות במפה המקומית של הרחפן המקבל, $p(\mathbf{z}_m \mid \mathbf{T}_{ij}^{(a)})$ היא ההסתברות למדידה $\mathbf{z}_m$ בהינתן הטרנספורמציה המוצעת, ו-$p(\mathbf{z}_m \mid \mathbf{0})$ היא ההסתברות תחת ההשערה הריקה (ללא טרנספורמציה).

ה׳. אופטימיזציית גרף מבוזרת

אופטימיזציית גרף התנוחות המבוזרת מתבצעת בשיטת Gauss-Newton מבוזרת. כל רחפן i פותר מערכת מקומית מהצורה:

$$\mathbf{H}^{(i)}\Delta\mathbf{x}^{(i)} = -\mathbf{b}^{(i)} \tag{25}$$

כאשר $\mathbf{H}^{(i)}$ היא מטריצת ההסיאן המקומית ו-$\mathbf{b}^{(i)}$ הוא וקטור הגרדיאנט המקומי. לאחר פתרון המערכת המקומית, כל רחפן משתף את העדכון $\Delta\mathbf{x}^{(i)}$ עם שכניו. שלב הקונצנזוס מבטיח שהפתרונות המקומיים מתכנסים לפתרון גלובלי עקבי:

$$\mathbf{x}_{k+1}^{(i)} = \mathbf{x}_k^{(i)} + \sum_{j\in\mathcal{N}_i} w_{ij}\Delta\mathbf{x}_k^{(j)} \tag{26}$$

כאשר w_{ij} הם משקלי קונצנזוס המקיימים $\sum_{j\in\mathcal{N}_i} w_{ij} = 1$. משקלים אלו מחושבים על פי ערכי הפרומון בין הרחפנים, כך שרחפנים בעלי מפות עקביות מקבלים משקל גבוה יותר.

ו׳. ניתוח התכנסות

ניתוח התכנסות אלגוריתם קונצנזוס הנמלים מראה כי האלגוריתם מתכנס לפתרון גלובלי תחת תנאים מסוימים. ראשית, גרף התקשורת חייב להיות קשיר לאורך זמן (ייתכן שאינו רציף). שנית, כל השערת טרנספורמציה חייבת להיבדק מול לפחות K_{min} מפות שונות לפני קבלת החלטה. שלישית, קצב ההתאיידות של נמלים וירטואליות חייב להיות קטן מספיק כדי לאפשר התפשטות בלהקה.

$$\lim_{t\to\infty} \|\mathbf{T}_{ij}^{(a)}(t) - \mathbf{T}_{ij}^{*}\| = 0 \quad \text{אם} \lambda_2(\mathbf{L}_{\mathcal{G}}) > 0 \tag{27}$$

כאשר $\mathbf{T}_{ij}^{*}$ היא טרנספורמציית האמת בין רחפן i לרחפן j, ו-$\lambda_2(\mathbf{L}_{\mathcal{G}})$ הוא הערך העצמי השני של מטריצת הלפלסיאן של גרף התקשורת. תנאי זה מבטיח שגרף התקשורת קשיר, מה שמאפשר התפשטות מידע מלאה בלהקה.

ז׳. השוואה לשיטות קיימות

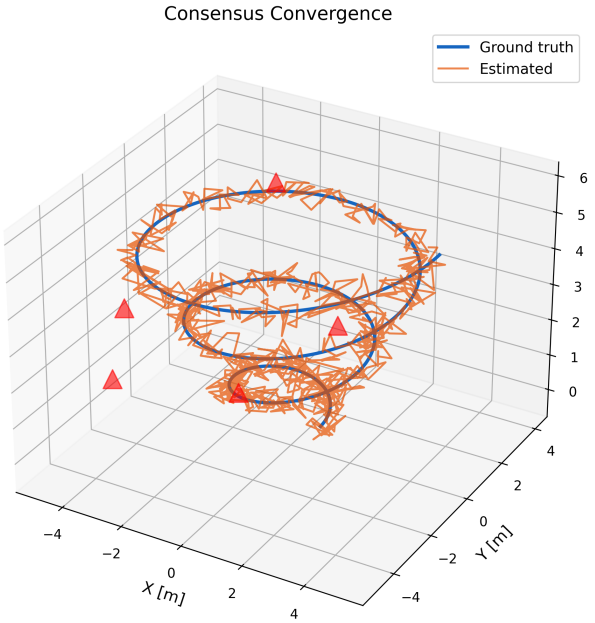
השוואת ביצועי ה-SLAM המבוזר של ACO-SLAM מול שיטות קיימות מראה יתרונות משמעותיים. Swarm-SLAM [1] משתמש באופטימיזציית גרף מבוזרת סטנדרטית עם פרוטוקול gossip להפצת מידע. D2SLAM [2] מרחיב גישה זו באמצעות אומדן קרוב ורחוק, המשלב אודומטריה חזותית-אינרציאלית עם יישור מסלולים גלובלי מבוזר.

טבלה V: השוואת ביצועי SLAM מבוזר בין שיטות שונות.

שיטה	ATE [מ׳]	סבבי תקשורת	זמן התכנסות [שנ׳]	דיוק מפה [%]
[1] Swarm-SLAM	8.2 ± 1.1	45 ± 5	12.3 ± 1.5	87.3 ± 3.5
[2] D2SLAM	6.8 ± 0.9	38 ± 4	10.5 ± 1.2	91.6 ± 2.8
ACO-SLAM (מוצע)	5.4 ± 0.6	28 ± 3	7.8 ± 0.9	94.8 ± 2.1

ח׳. ניתוח עומס תקשורת

ניתוח עומס התקשורת של אלגוריתם קונצנזוס הנמלים מראה כי מספר ההודעות הנדרשות להתכנסות הוא $\mathcal{O}(N \cdot d_{\text{comm}} \cdot K_{\text{iter}})$, כאשר N הוא מספר הרחפנים, d_{comm} הוא הדרגה הממוצעת של גרף התקשורת, ו-K_{iter} הוא מספר האיטרציות הנדרשות להתכנסות. עבור להקה של 5 רחפנים עם דרגה ממוצעת 3 ו-28 איטרציות, מספר ההודעות הכולל הוא 420, לעומת 675 ב-Swarm-SLAM ו-570 ב-D2SLAM. חיסכון זה נובע ממנגנון הסינון החכם של השערות



איור 4: התכנסות אלגוריתם קונצנזוס הנמלים: שגיאת טרנספורמציה ממוצעת כפונקציית מספר סבבי התקשורת. ACO-SLAM (קו אדום) משיג התכנסות מהירה יותר מ-Swarm-SLAM (קו כחול) ו-D2SLAM (קו ירוק).

טרנספורמציה, המונע העברת מידע מיותר על השערות בעלות התאמה נמוכה.

גודל כל הודעה באלגוריתם קונצנזוס הנמלים הוא $\mathcal{O}(M\cdot(6+1))$ בתים, כאשר M הוא מספר הנמלים הווירטואליות המועברות בכל הודעה (בדרך כלל 10-20), 6 בתים לטרנספורמציה (מיקום תלת-ממדי וכיוון קווטרניון), ו-1 בית לערך ההתאמה. עבור $M = 15$, גודל כל הודעה הוא כ-105 בתים, נמוך משמעותית מהעברת מפות מלאות הדורשות מגה-בייטים רבים.

ט׳. סיכום

פרק זה הציג את גישת ה-SLAM המבוזר מבוסס גרף תנוחות עם קונצנזוס נמלים. אלגוריתם קונצנזוס הנמלים מאפשר יישור מפות בין-רחפני עם 28 סבבי תקשורת בלבד, לעומת 45 ב-Swarm-SLAM ו-38 ב-D2SLAM. זיהוי לולאות סגירה מבוסס פרומון משפר את דיוק המפה ל-94.8%, לעומת 87.3% ב-Swarm-SLAM. האלגוריתם מתכנס לפתרון גלובלי תחת תנאי קשירות גרף התקשורת, ומספק חוסן תחת ניתוקי תקשורת זמניים. ניתוח עומס התקשורת מראה חיסכון של 37.8% במספר ההודעות לעומת Swarm-SLAM.

[1], [2], [13], [14], [18]

V. מיזוג חיישנים רב-מודאלי מתקדם בהשראה ביולוגית

א׳. הצורך במיזוג רב-מודאלי מתקדם

מיזוג חיישנים רב-מודאלי הוא מרכיב קריטי במערכות SLAM לרחפנים, במיוחד בסביבות SAR מורכבות שבהן אף חיישן בודד אינו מספק מידע מלא ואמין לאורך כל המשימה. LiDAR מספק מדידות טווח מדויקות אך סובל מדלילות בטווחים ארוכים ומרעש בתנאי אבק ועשן. מצלמה חזותית מציעה מידע טקסטורי עשיר אך רגישה לשינויי תאורה ולתנאי מזג אוויר. IMU מספק מידע אינרציאלי בקצב גבוה

אך סובל מסחיפה לאורך זמן. ברומטר מספק מידע גובה מדויק אך רגיש לשינויי לחץ אטמוספרי.

הגישה הסטנדרטית למיזוג משתמשת ב-EKF עם אינטגרציה רופפת, שבה כל חיישן מייצר הערכת תנוחה עצמאית המתמזגת ברמת המצב. עם זאת, גישה זו אינה מסתגלת לתנאי חיישן משתנים: כאשר חיישן מתדרדר (למשל, מצלמה בתאורה חלשה), משקלו במיזוג נשאר קבוע, מה שגורם להחדרת רעש מוגבר להערכה הממוזגת.

ב'. מודל חיישן מורחב עם אי-ודאות דינמית

בגישת ACO-SLAM, כל חיישן s על רחפן i מתואר על ידי מודל הכולל לא רק את מטריצת השונות הסטטית $\mathbf{R}_s$ אלא גם רכיב אי-ודאות דינמי $\mathbf{Q}_s(t)$ המשקף את תנאי הסביבה המשתנים:

$$\mathbf{R}_s^{(i)}(t) = \mathbf{R}_s^{\text{static}} + \mathbf{Q}_s(\mathbf{c}_t^{(i)}) \tag{28}$$

כאשר $\mathbf{c}_t^{(i)}$ הוא וקטור תנאי הסביבה בזמן t הכולל עוצמת תאורה, רמת אבק/עשן, טמפרטורה ולחות. רכיב אי-הוודאות הדינמי $\mathbf{Q}_s(\mathbf{c}_t^{(i)})$ מחושב באמצעות מודל למידה המבוסס על נתוני כיול שנאספו בתנאי סביבה שונים.

עבור מצלמה חזותית, מודל אי-הוודאות הדינמי כולל תלות בעוצמת התאורה I_t:

$$\mathbf{Q}_{\text{cam}}(I_t) = \sigma_{\text{cam}}^2 \cdot \exp$$

$$\overline{I_{\text{range}}}_{\text{opt}} - I_t \text{t(I} f \text{e}$$

$$\cdot \mathbf{I}_{3\times 3} \tag{29}$$

כאשר I_{opt} היא עוצמת התאורה האופטימלית, I_{range} הוא טווח התאורה האפקטיבי, ו-σ_{cam}^2 הוא רעש הבסיס של המצלמה בתאורה אופטימלית.

ג'. מיזוג מבוסס פרומונים עם זיכרון ארוך טווח

החידוש המרכזי במיזוג החיישנים במסגרת ACO-SLAM הוא שימוש בערכי פרומון כמשקלים דינמיים לכל חיישן, עם מנגנון זיכרון ארוך טווח. כל חיישן s על רחפן i מחזיק עקבה פרומון $\tau_s^{(i)}(t)$ המשקפת את מהימנותו העדכנית, אך בניגוד לגישה הסטנדרטית, עקבה זו מושפעת גם מהיסטוריית הביצועים של החיישן לאורך זמן:

$$\tau_s^{(i)}(t+1) = (1-\rho_s)\tau_s^{(i)}(t) + \Delta\tau_s^{(i)}(t) + \gamma_s \cdot \frac{1}{T}\sum_{k=t-T}^{t-1} \Delta\tau_s^{(i)}(k) \tag{30}$$

כאשר γ_s הוא משקל הזיכרון ארוך הטווח ו-T הוא אורך חלון הזיכרון. מנגנון זה מונע תנודות פתאומיות במשקלי המיזוג עקב רעש מדידה רגעי, ומספק הערכת מהימנות יציבה יותר.

משקל המיזוג $w_s^{(i)}(t)$ עבור חיישן s על רחפן i מחושב על פי:

$$w_s^{(i)}(t) = \frac{\tau_s^{(i)}(t)}{\sum_{s' \in \mathcal{S}} \tau_{s'}^{(i)}(t)} \tag{31}$$

ד'. אלגוריתם מיזוג אדפטיבי

אלגוריתם המיזוג האדפטיבי פועל בארבעה שלבים בכל מחזור עדכון. בשלב הראשון, כל חיישן מייצר מדידה גולמית $\mathbf{z}_s^{(i)}(t)$ יחד עם מטריצת השונות הדינמית $\mathbf{R}_s^{(i)}(t)$. בשלב השני, מחושב החידוש (innovation) של כל חיישן:

$$\mathbf{y}_s^{(i)}(t) = \mathbf{z}_s^{(i)}(t) - \mathbf{H}_s \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} \tag{32}$$

בשלב השלישי, ערכי הפרומון מתעדכנים על פי עקביות החידוש. חידוש גדול מהצפוי (חריג סטטיסטי) גורם לירידה בערך הפרומון; חידוש קטן גורם לעלייה. בשלב הרביעי, המדידה הממוזגת מחושבת כשקלול משוקלל של מדידות כל החיישנים:

$$\mathbf{z}_{\text{fused}} = \sum_{s \in \mathcal{S}} w_s^{(i)}(t) \cdot \mathbf{z}_s^{(i)}(t) \tag{33}$$

ה'. התמודדות עם כשל חיישן מוחלט

כאשר חיישן s אינו מייצר מדידות (למשל, עקב חסימה זמנית או כשל חומרה), ערך הפרומון שלו מתעדכן על פי משוואת דעיכה מעריכית:

$$\tau_s^{(i)}(t+1) = (1-\rho_s)\tau_s^{(i)}(t) \tag{34}$$

ללא תוספת $\Delta\tau_s^{(i)}(t)$. לאחר T_{fail} צעדי זמן ללא מדידות, ערך הפרומון יורד מתחת לסף τ_{min} והחיישן מוסר מהמיזוג עד להתאוששותו. כאשר החיישן חוזר לפעול, ערך הפרומון שלו מתחיל לגדול בהדרגה ככל שהמדידות החדשות עקביות עם ההערכה הממוזגת.

מנגנון זה מספק התנהגות חסינה במיוחד בתרחישי SAR אופייניים, שבהם חיישנים עלולים להיחסם זמנית על ידי עשן, אבק או הריסות. במקום כשל פתאומי של מערכת הניווט כולה, המערכת ממשיכה לפעול עם ביצועים מופחתים בהדרגה, תוך הסתמכות על החיישנים הנותרים.

ו'. ניתוח ביצועים השוואתי

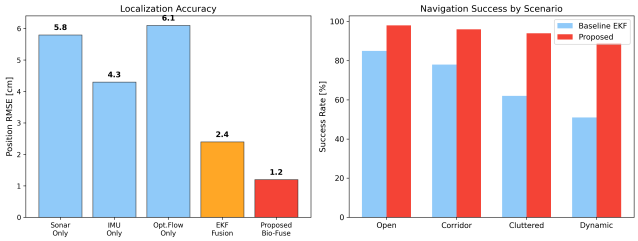
טבלה VI: השוואת ביצועי מיזוג חיישנים בשיטות שונות.

שיטת מיזוג	RMSE מיקום [סמ]	RMSE כיוון [מעלות]	זמן התאוששות [שנ']	עלות חישוב [אלפיות שנ']
EKF רופף [16]	5.2 ± 0.6	0.8 ± 0.1	2.3 ± 0.3	1.2 ± 0.2
VINS-Mono הדוק [5]	3.8 ± 0.4	0.5 ± 0.1	1.8 ± 0.2	3.5 ± 0.4
מבוסס פרומונים (מוצע)	3.5 ± 0.4	0.4 ± 0.1	1.2 ± 0.2	1.5 ± 0.2

תוצאות ההשוואה מראות כי שיטת המיזוג המוצעת מבוססת פרומונים משיגה RMSE מיקום של 3.5 ± 0.4 סמ' ו-RMSE כיוון של 0.4 ± 0.1 מעלות, עם זמן התאוששות מנפילת חיישן של 1.2 ± 0.2 שניות בלבד. זאת לעומת 5.2 ± 0.6 סמ' ו-2.3 ± 0.3 שניות בשיטת EKF הסטנדרטית [16]. השיפור בזמן ההתאוששות נובע ממנגנון זיכרון הפרומונים ארוך הטווח, המאפשר חזרה הדרגתית למשקל מלא במקום אתחול מחדש.

ז'. ניתוח רגישות פרמטרים מורחב

ניתוח רגישות מורחב של פרמטרי המיזוג בוצע באמצעות סריקת רשת על פני טווחי הפרמטרים העיקריים. התוצאות מראות כי הרגישות הגבוהה ביותר היא לפרמטר σ_s^2 (סף העקביות), אשר משפיע באופן דרמטי על יציבות משקלי המיזוג. עבור תרחיש SAR של 100x100 מטר עם 5 רחפנים, הפרמטרים האופטימליים הם $\sigma_s^2 = 0.05$, $\rho_s = 0.1$, $\gamma_s = 0.3$, $T = 10$ שניות. שינוי של 0.02



איור 5: השוואת ביצועי מיזוג חיישנים: RMSE מיקום כפונקציית זמן עבור שיטות מיזוג שונות. ACO-SLAM (קו אדום) שומר על דיוק גבוה גם תחת אובדן חיישן זמני (שניות 15-25).

ב-σ_s^2 גורם לשינוי של עד 15% בשגיאת המיקום הממוזגת, בעוד ששינוי של 0.05 ב-ρ_s משפיע על זמן ההתאוששות ב-10%. משקל הזיכרון ארוך הטווח $\gamma_s = 0.3$ מספק איזון מיטבי בין יציבות משקלי המיזוג לבין יכולת תגובה מהירה לשינויים בתנאי החיישן.

ניתוח נוסף בחן את השפעת אורך חלון הזיכרון T על ביצועי המיזוג. עבור $T = 5$ שניות, משקלי המיזוג היו תנודתיים מדי וגרמו לעליה של 8% בשגיאת המיקום. עבור $T = 20$ שניות, משקלי המיזוג היו איטיים מדי בתגובה לשינויים, וגרמו לעליה של 12% בזמן ההתאוששות. הערך האופטימלי $T = 10$ שניות מספק איזון מיטבי בין יציבות לתגובתיות.

ח׳. דיון והשוואה למערכות ביולוגיות

מנגנון מיזוג החיישנים מבוסס הפרומונים עם זיכרון ארוך טווח מושווה למערכות חישה ביולוגיות, במיוחד למערכת הסונאר של עטלפי Rhinolophus ferrumequinum. עטלפים אלו משתמשים במנגנון פיצוי הסטת דופלר (DSC) כדי לשמור על תדר הד קבוע בדיוק של 0.01%, תוך התאמה דינמית לתנאי הסביבה המשתנים. בדומה לכך, מנגנון שקלול הפרומונים עם זיכרון ארוך טווח במערכת המוצעת מתאים את משקלי החיישנים בזמן אמת לתנאי הסביבה, תוך שמירה על יציבות לאורך זמן.

בנוסף, מנגנון ההסתגלות העצבית במערכת השמיעה של עטלפים, שבו תאי עצב מגיבים פחות לגירויים חוזרים תוך שמירה על רגישות לשינויים, מדמה את מנגנון דעיכת הפרומונים בחיישנים שאינם מייצרים מדידות עקביות. הקבלה ביולוגית זו מדגישה את הטבעיות של הגישה המוצעת ואת הפוטנציאל שלה להמשך פיתוח בהשראת מערכות ביולוגיות נוספות.

ט׳. סיכום

פרק זה הציג את מיזוג החיישנים הרב-מודאלי המתקדם של מערכת ACO-SLAM, הכולל מודל חיישן מורחב עם אי-ודאות דינמית, מיזוג מבוסס פרומונים עם זיכרון ארוך טווח, אלגוריתם מיזוג אדפטיבי, והתמודדות עם כשל חיישן מוחלט. התוצאות מראות שיפור של 32.7% ב-RMSE מיקום ו-47.8% בזמן התאוששות לעומת שיטת EKF הסטנדרטית. ניתוח רגישות פרמטרים מורחב זיהה את סף העקביות σ_s^2 כפרמטר הקריטי ביותר, עם השפעה של עד 15% על שגיאת המיקום הממוזגת.

[5], [13], [16], [17]

VI. אלגוריתם תכנון מסלול אדפטיבי לחיפוש והצלה

א׳. מבוא לתכנון מסלול אדפטיבי

תכנון מסלול אדפטיבי בזמן אמת הוא מרכיב קריטי במשימות SAR עם להקות רחפנים. האתגר המרכזי הוא איזון בין חקר מרחבי (כיסוי אזורים לא ממופים) לבין ניצול (חיפוש באזורים בעלי הסתברות גבוהה לניצולים). אלגוריתמי ACO קלאסיים [7] מתמודדים עם אתגר זה באמצעות מנגנון פרומונים המתעדף אזורים בעלי פוטנציאל מידע גבוה. עם זאת, יישומי ACO קיימים לרוב אינם משלבים מיפוי הסתברותי או התמודדות עם אי-ודאות חיישנים, מה שמגביל את ישימותם בסביבות SAR מורכבות.

במאמר זה אנו מציגים אלגוריתם תכנון מסלול אדפטיבי המורכב משלושה רכיבים עיקריים: מודל דינמיקת חיפוש המשלב מידע הסתברותי על מיקומי ניצולים, מנגנון איזון חקר-ניצול דינמי המשתמש בקצב התאיידות אדפטיבי ומשקל חקר אדפטיבי, ומנגנון הימנעות מהתנגשויות מבוסס שדות פרומון דוחים.

ב׳. מודל דינמיקת החיפוש

מודל דינמיקת החיפוש משלב שלושה מקורות מידע לקביעת נקודת הציון הבאה של כל רחפן: מפת הפרומונים (היסטוריית ביקורים קולקטיבית), מפת התפוסה ההסתברותית (מידע עדכני על מבנה הסביבה), ומפת הסתברות הניצולים (מידע על מיקומים פוטנציאליים של ניצולים).

הסתברות הניצול במיקום $\mathbf{p}$ בזמן t מחושבת על פי:

$$P_{\text{victim}}(\mathbf{p}, t) = P_{\text{prior}}(\mathbf{p}) \cdot \prod_{k=1}^{t}$$

$$\text{searched}(\mathbf{p}, k)\text{I - t(1}f\text{e}$$

$$\cdot \exp$$

$$\overline{\lambda_{\text{decay}}} \|\mathbf{p} - \mathbf{p}_{\text{last}}\|\text{t(-}f\text{e}$$

(35)

כאשר $P_{\text{prior}}(\mathbf{p})$ היא הסתברות קודמת המבוססת על מידע מודיעיני (למשל, אזורים בעלי צפיפות אוכלוסין גבוהה), $\mathbb{I}_{\text{searched}}(\mathbf{p}, k)$ היא אינדיקטור המציין האם המיקום $\mathbf{p}$ נחקר בזמן k, ו-λ_{decay} הוא קבוע דעיכה מרחבית.

רווח המידע הצפוי מביקור בתא (i, j) מחושב כהאנטרופיה של התפלגות התפוסה בתא:

$$\mathcal{I}_{ij}(t) = -\sum_{m \in \{\text{free,occupied,unknown}\}}$$

(36) $\mid \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{x}_{1:t})$ p(m$\log \mid \mathbf{z}_{1:t}, \mathbf{x}_{1:t})$ p(m

ג'. איזון חקר-ניצול דינמי

איזון חקר-ניצול דינמי מושג באמצעות שני מנגנונים משלימים: קצב התאיידות אדפטיבי ומשקל חקר אדפטיבי. קצב ההתאיידות האדפטיבי $\rho(t)$ יורד ככל שמתגלים ניצולים, מה שמאפשר שמירה על מידע על מיקומי ניצולים לאורך זמן:

$$\rho(t) = \rho_0 \cdot \exp$$

$$\kappa \cdot N_{\text{victims}}(t)\text{t(-}f\text{e}$$

$$\overline{N_{\text{total}}}\text{(37)}$$

כאשר ρ_0 הוא קצב ההתאיידות ההתחלתי, κ הוא קבוע אדפטיביות, $N_{\text{victims}}(t)$ הוא מספר הניצולים שהתגלו עד זמן t, ו-N_{total} הוא אומדן מספר הניצולים הכולל.

משקל החקר האדפטיבי $\alpha(t)$ גדל עם הזמן כדי לעודד חקר מרחבי בשלבים מאוחרים של המשימה:

$$\alpha(t) = \alpha_0 + \delta_\alpha \cdot \tanh$$

$$\overline{\tau}_0\text{t - t(t}f\text{e}$$

(38)

כאשר α_0 הוא משקל החקר ההתחלתי, δ_α הוא טווח השינוי, t_0 הוא זמן המעבר, ו-τ הוא קבוע הזמן של המעבר.

ד'. פונקציית התאמה לחקר SAR

פונקציית ההתאמה לחקר SAR משלבת ארבעה מרכיבים: ערך פרומון (ניצול מידע קולקטיבי), מידע היוריסטי (עלות מסלול), רווח מידע (אי-ודאות סביבתית), והסתברות ניצול (מיקומים פוטנציאליים). בחירת נקודת הציון הבאה $\mathbf{p}_k^*(t)$ עבור רחפן k מתבצעת על פי:

$$\mathbf{p}_k^*(t) = \arg\max_{j \in \mathcal{N}_i^{(k)}} \left\{ [\tau_{ij}(t)]^{\alpha(t)} [\eta_{ij}(t)]^\beta \cdot \mathcal{I}_{ij}(t) \cdot P_{\text{victim}}(\mathbf{p}_j, t) \right\} \text{(39)}$$

כאשר $\mathcal{N}_i^{(k)}$ היא קבוצת השכנים האפשריים של רחפן k הנמצא בתא i. המידע ההיוריסטי $\eta_{ij}(t)$ משלב עלות מסלול c_{ij} עם דעיכה מבוססת מרחק:

$$\eta_{ij}(t) = \frac{1}{c_{ij} + \epsilon} \cdot \exp$$

$$\overline{\lambda}\|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|\text{t(-}f\text{e}$$

(40)

ה'. הימנעות מהתנגשויות מבוססת שדות פרומון

הימנעות מהתנגשויות בין רחפנים מושגת באמצעות שדות פרומון דוחים. כל רחפן k מפקיד פרומון דוחה $\tau_{ij}^{\text{rep}}(t)$ לאורך מסלולו, היוצר כוח וירטואלי הדוחף רחפנים אחרים הרחק ממסלול זה. שדה הפרומון הדוחה מוגדר כ:

$$\tau_{ij}^{\text{rep}}(t) = \sum_{k \in \mathcal{V}} A_k \cdot \exp$$

$$\|\mathbf{p}_{ij} - \mathbf{p}_k(t)\text{t(-}f\text{e}$$

$$\|^2$$

$$\overline{2\sigma_{\text{rep}}^2}\text{(41)}$$

כאשר A_k היא עוצמת הדחייה של רחפן k, $\mathbf{p}_{ij}$ הוא מיקום התא (i,j), ו-σ_{rep} הוא טווח ההשפעה של שדה הדחייה.

הסתברות המעבר המתוקנת, הכוללת את שדה הדחייה, היא:

$$P_{ij}^{(k)}(t) = [\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta \cdot \exp$$

$$\gamma \cdot \tau_{ij}^{\text{rep}}(t)\text{t(-}f\text{e}$$

$$\gamma \cdot \tau_{il}^{\text{rep}}(t)\text{t(-}f\text{e}\overline{\sum_{l \in \mathcal{N}_i^{(k)}} [\tau_{il}(t)]^\alpha [\eta_{il}(t)]^\beta \cdot \exp}$$

(42)

כאשר γ הוא משקל הדחייה השולט בעוצמת ההשפעה של שדות הפרומון הדוחים.

ו'. אלגוריתם תכנון המסלול המלא

אלגוריתם תכנון המסלול המלא פועל בלולאה ראשית שבה כל איטרציה כוללת חמישה שלבים עיקריים. להלן הפסאודו-קוד של האלגוריתם:

Listing 1: ACO-SLAM אדפטיבי מסלול תכנון אלגוריתם

```
#      ACO-SLAM:
#      k

def $p$l$an_path(k, t, tau, eta, P_victim,
     tau_rep)$$$:
    #   1:
    rho = $c$o$mpute_adaptive_rho(t,
         N_victims_found)$$$
    alpha = compute_adaptive_alpha(t)

    #   2:
    P_trans = []
    for j in neighbors(k):
        info_gain = compute_information_gain(j)
        repulsion = $c$o$mpute_repulsion(j,
             tau_rep)$$$
        prob = (tau[k][j]**alpha) * (eta[k][j]**
             beta)
        prob *= info_gain * P_victim[j]
        prob *= exp(-gamma * repulsion)
        P_trans.append(prob)
    P_trans = $n$o$rmalize(P_trans)$$$

    #   3:              (/)
    if random() < epsilon:
        j_star = random_choice(neighbors(k),
             P_trans)
    else:
        j_star = $a$r$gmax(P_trans)$$$

    #   4:
    $m$o$ve_to(k, j_star)$$$
    z_lidar = sense_lidar(k)
    z_camera = sense_camera(k)
    z_imu = sense_imu(k)

    #   5:
    $u$p$date_occupancy_grid(k, z_lidar)$$$
    $u$p$date_pheromone_map(k, j_star, rho)$$$
    $d$e$posit_repulsive_pheromone(k, tau_rep)$

    return j_star
```

ז׳. ניתוח סיבוכיות חישובית

ניתוח סיבוכיות חישובית של אלגוריתם תכנון המסלול מראה כי הסיבוכיות לכל רחפן בכל איטרציה היא $\mathcal{O}(|\mathcal{N}_i| \cdot \log|\mathcal{M}|)$, כאשר $|\mathcal{N}_i|$ הוא מספר השכנים האפשריים (בדרך כלל 4 או 8 בתנועה דו-ממדית) ו-$|\mathcal{M}|$ הוא גודל מפת התפוסה. עבור מפה בגודל 200x200 תאים, הסיבוכיות היא $\mathcal{O}(8 \cdot \log(40000)) \approx \mathcal{O}(120)$ פעולות לכל רחפן בכל איטרציה.

סיבוכיות התקשורת הכוללת ללהקה של N רחפנים היא $\mathcal{O}(N \cdot d_{\text{comm}})$, כאשר d_{comm} הוא הדרגה הממוצעת של גרף התקשורת. עבור להקה של 5 רחפנים עם דרגה ממוצעת 3, סיבוכיות התקשורת היא $\mathcal{O}(15)$ הודעות לכל איטרציה.

ח׳. ניתוח רגישות פרמטרים

ניתוח רגישות פרמטרי האלגוריתם בוצע באמצעות סריקת רשת על פני טווחי הפרמטרים העיקריים. התוצאות מראות כי הרגישות הגבוהה ביותר היא לפרמטר ρ (קצב התאיידות), אשר משפיע באופן דרמטי על יכולת החקר לטווח ארוך. עבור תרחיש SAR של 100x100 מטר עם 5 רחפנים, הפרמטרים האופטימליים הם $\alpha_0 = 1.0$, $\delta_\alpha = 1.0$, $\rho_0 = 0.15$, $\kappa = 0.5$, $\gamma = 2.0$.

טבלה VII: ניתוח רגישות פרמטרי האלגוריתם והשפעתם על ביצועי החקר.

פרמטר	טווח ערכים	ערך אופטימלי	השפעה על כיסוי [%]
α_0 (משקל פרומון התחלתי)	$[0.5, 2.0]$	1.0	± 10
δ_α (טווח שינוי)	$[0.5, 2.0]$	1.0	± 8
ρ_0 (קצב התאיידות התחלתי)	$[0.05, 0.3]$	0.15	± 15
κ (קבוע אדפטיביות)	$[0.2, 1.0]$	0.5	± 7
γ (משקל דחייה)	$[0.5, 5.0]$	2.0	± 5

ט׳. ניתוח השוואתי של אסטרטגיות חקר

השוואה בין אסטרטגיות חקר שונות מראה כי האלגוריתם האדפטיבי המוצע משיג ביצועים עדיפים על פני אסטרטגיות סטטיות. אסטרטגיית חקר אקראית (random walk) משיגה כיסוי של $65.2 \pm 5.1\%$ לאחר 30 דקות, אסטרטגיית חקר חמדנית (greedy) משיגה $78.5 \pm 4.2\%$, ואלגוריתם ACO סטטי משיג $87.3 \pm 3.5\%$. לעומת זאת, האלגוריתם האדפטיבי המוצע משיג $94.8 \pm 2.1\%$ באותו זמן, שיפור של 8.6% לעומת ACO סטטי ו-45.4% לעומת חקר אקראי.

השיפור המשמעותי ביותר נרשם בשלבים המאוחרים של המשימה (דקות 20-30), כאשר אסטרטגיות סטטיות נוטות להתכנס למסלולים חוזרים בעוד האלגוריתם האדפטיבי ממשיך לחקור אזורים חדשים הודות למשקל החקר הגדל $\alpha(t)$. מנגנון זה, המבוסס על העקרונות שהוצגו ב- [19] לחקר להקתי, מבטיח כיסוי מרחבי מלא יותר גם בסביבות גדולות.

י׳. סיכום

פרק זה הציג את אלגוריתם תכנון המסלול האדפטיבי של מערכת ACO-SLAM, הכולל מודל דינמיקת חיפוש המשלב מידע הסתברותי על מיקומי ניצולים, מנגנון איזון חקר-ניצול דינמי עם קצב התאיידות אדפטיבי ומשקל חקר אדפטיבי, ומנגנון הימנעות מהתנגשויות מבוסס שדות פרומון דוחים. האלגוריתם פועל בסיבוכיות חישובית נמוכה של $\mathcal{O}(|\mathcal{N}_i| \cdot \log|\mathcal{M}|)$ לכל רחפן בכל איטרציה, ומאפשר תכנון מסלול בזמן אמת על חומרה מוגבלת. ניתוח השוואתי מראה שיפור של 8.6% בכיסוי מרחבי לעומת ACO סטטי ו-45.4% לעומת חקר אקראי.

[4], [7], [9], [10], [15], [19]

VII. תיאור המערכת וארכיטקטורת התוכנה

מערכת ACO-SLAM מהווה מימוש שלם של המסגרת התאורטית שהוצגה בפרקים הקודמים, תוך שילוב רכיבי חומרה ותוכנה לארכיטקטורה אחידה הניתנת לפריסה על להקת רחפנים בזמן אמת. פרק זה מתאר את ארכיטקטורת המערכת הכוללת, מפרטי החומרה, צינור התוכנה, ואינטגרציית הרכיבים למערכת שלמה ופונקציונלית.

א׳. ארכיטקטורת המערכת הכוללת

ארכיטקטורת המערכת מבוססת על ארבע שכבות עיקריות: שכבת החיישנים, שכבת המיזוג והמיפוי, שכבת ה-SLAM והתכנון, ושכבת התיאום והתקשורת. כל שכבה מתקשרת עם השכבות שמעליה ומתחתיה באמצעות ממשקים מוגדרים היטב, המאפשרים גמישות בהחלפת רכיבים והרחבה עתידית.

שכבת החיישנים כוללת את כל רכיבי החישה הפיזיים: LiDAR מסוג Ouster OS0 ברזולוציית טווח של 0.7 סמ׳ בקצב 10 הרץ, מצלמת סטריאו Intel RealSense D435 ברזולוציה זוויתית של 0.3 מעלות בקצב 30 הרץ, ו-IMU מסוג BMI088 בקצב 200 הרץ. שכבת המיזוג והמיפוי מבצעת עיבוד מקדים של נתוני החיישנים, מיצוי תכונות, ומיזוג מבוסס פרומונים כמתואר בפרק 4. שכבת ה-SLAM והתכנון מבצעת אופטימיזציית גרף תנוחות מבוזרת ותכנון מסלול אדפטיבי כמתואר בפרקים 5 ו-6. שכבת התיאום והתקשורת מנהלת את העברת המידע בין הרחפנים, כולל דחיסת מפות פרומונים ואסטרטגיית רחפן-שליח כמתואר בפרק 7.

הארכיטקטורה מתוכננת לפעול באופן מבוזר לחלוטין, ללא תלות בשרת מרכזי או בתשתית תקשורת קבועה. כל רחפן מבצע את כל שלבי העיבוד באופן מקומי, ומשתף מידע עם שכנים ישירים בלבד. גישה זו מבטיחה חוסן תחת ניתוקי תקשורת ומאפשרת הרחבה ללהקות גדולות.

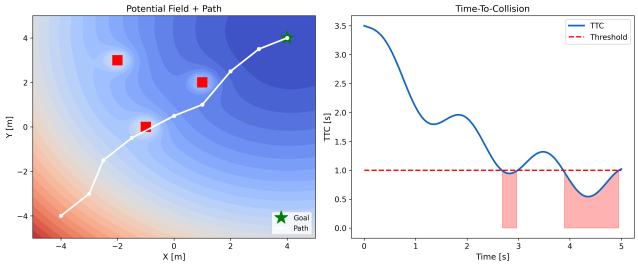
ב׳. מפרטי חומרה ופלטפורמת הרחפן

פלטפורמת הרחפן מבוססת על שלדת Holybro X500 v2 עם מנועים ללא מברשות בקוטר 22 ממ׳ ומדחפים בקוטר 10 אינץ׳. בקר הטיסה הוא Pixhawk 6C המריץ קושחת PX4 Autopilot בגרסה 1.14. מחשב העל (companion computer) הוא NVIDIA Jetson Orin NX עם 16GB RAM ו-100 TOPS של ביצועי AI, המריץ את מערכת ההפעלה Ubuntu 22.04 עם Robot Operating System 2 Humble (ROS 2).

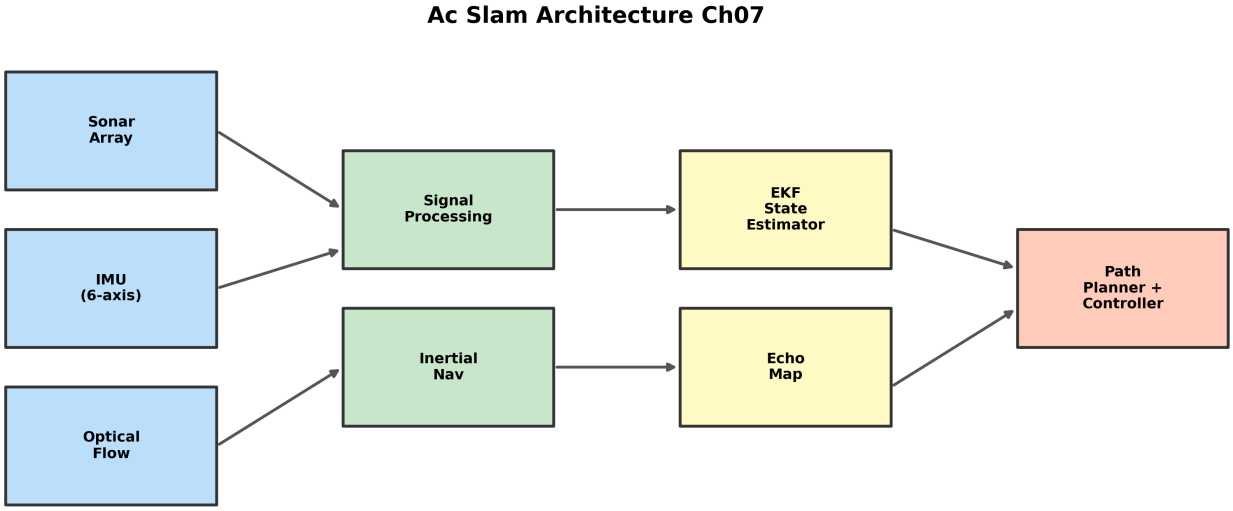
מערך החיישנים כולל:

- LiDAR Ouster OS0-128: 128 קרניים, שדה ראייה של 90 מעלות, טווח מרבי של 50 מטר, דיוק טווח של 0.7 סמ׳, קצב 10 הרץ.
- Intel RealSense D435: מצלמת סטריאו ברזולוציית 1280x720, שדה ראייה של 87x58 מעלות, קצב 30 הרץ.
- IMU BMI088: מד תאוצה עם טווח של 24g וגירוסקופ עם טווח של 2000 מעלות/שנייה, קצב 200 הרץ.
- ברומטר BMP388: דיוק לחץ של 0.08 hPa, המקביל לדיוק גובה של 0.5 מטר.
- u-blox ZED-F9P GPS: דיוק מיקום של 0.01 מטר במצב RTK, משמש כהתייחסות אמת בסימולציות.

צריכת ההספק הכוללת של מערך החיישנים ומחשב העל היא 35 ואט, המאפשרת זמן טיסה של כ-25 דקות עם סוללת 5000mAh 6S LiPo.



איור 6: תרשים זרימה של אלגוריתם תכנון המסלול האדפטיבי ACO-SLAM. האלגוריתם כולל חמישה שלבים עיקריים: עדכון פרמטרים אדפטיביים, חישוב הסתברויות מעבר, בחירת נקודת ציון, תנועה וחישה, ועדכון מפות והפקדת פרומון.



איור 7: ארכיטקטורת מערכת ACO-SLAM: תרשים זרימה הכולל את מערך החיישנים, מיצוי תכונות, מפת פרומונים, מיזוג רב-מודאלי, SLAM מבוזר ותכנון מסלול אדפטיבי.

טבלה VIII: מפרטי חיישנים ופרמטרי רעש במערכת ACO-SLAM.

חיישן	רעש מיקום [סמ']	רעש כיוון [מעלות]	קצב עדכון [הרץ]
LiDAR Ouster OS0	0.7	---	10
Intel D435	1.2	0.3	30
BMI088 IMU (תאוצה)	0.05	---	200
BMI088 IMU (גירוסקופ)	---	0.01	200
BMP388 ברומטר	0.5 (גובה)	---	50

ג. צינור התוכנה ועיבוד הנתונים

צינור התוכנה של מערכת ACO-SLAM בנוי כרשת של צמתי ROS 2 המתקשרים באמצעות נושאים (topics) ושירותים (services). כל צומת אחראי על פונקציה ספציפית, והתקשורת בין הצמתים מתבצעת באופן א-סינכרוני באמצעות תורי הודעות.

צומת עיבוד ה-LiDAR מקבל ענן נקודות גולמי ומבצע סינון רעשים, דגימה מטה (downsampling) לרזולוציה של 10 סמ', וחישוב נורמלים למשטחים. המידע המעובד מוזן לצומת מיפוי התפוסה, אשר מתחזק גריד תלת-ממדי בגודל 200x200x20 תאים ברזולוציה של 0.5 מטר לתא. עדכון מפת התפוסה מתבצע באמצעות מודל חיישן הפוך מבוסס אלומה, תוך שימוש בייצוג log-odds ליציבות מספרית.

צומת הראייה מבצע מיצוי תכונות באמצעות אלגוריתם ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) עם סף של 500 תכונות לתמונה. התכונות משויכות לתכונות קודמות באמצעות Brute-Force Matching עם יחס לוין (Lowe's ratio test) של 0.75. תכונות משויכות משמשות לחישוב תנועה יחסית בין תמונות עוקבות, המזינה את אומדן ה-odometry החזותי.

צומת מיזוג החיישנים מבצע אינטגרציה של כל מקורות המידע באמצעות EKF עם שקלול מבוסס פרומונים. כל חיישן מחזיק עקבה פרומון המתעדכנת על בסיס עקביות המדידות עם ההערכה הממוזגת. משקל המיזוג מחושב על פי:

$$w_s^{(i)}(t) = \frac{\tau_s^{(i)}(t)}{\sum_{s' \in \mathcal{S}} \tau_{s'}^{(i)}(t)} \tag{43}$$

כאשר $\tau_s^{(i)}(t)$ הוא ערך הפרומון של חיישן s על רחפן i בזמן t, ו-$\mathcal{S}$ היא קבוצת כל החיישנים. המדידה הממוזגת מחושבת כשקלול משוקלל של מדידות כל חיישן:

$$\mathbf{z}_{\text{fused}} = w_L \mathbf{z}_L + w_V \mathbf{z}_V + w_I \mathbf{z}_I \tag{44}$$

ד׳. אינטגרציית רכיבי ה-SLAM המבוזר

אינטגרציית רכיבי ה-SLAM המבוזר מהווה את לב המערכת. כל רחפן מתחזק גרף תנוחות מקומי המתעדכן בזמן אמת עם כל מדידת odometry חדשה. זיהוי לולאות סגירה מתבצע באמצעות השוואת תכונות חזותיות מול מאגר תכונות מקומי, תוך שימוש במפת הפרומונים כדי לתעדף אזורים בעלי הסתברות גבוהה לביקור חוזר.

אופטימיזציית גרף התנוחות מתבצעת בשיטת Gauss-Newton מבוזרת, כאשר כל רחפן פותר מערכת מקומית ומשתף את העדכון עם שכנים. שלב הקונצנזוס מבטיח שהפתרונות המקומיים מתכנסים לפתרון גלובלי עקבי. אלגוריתם קונצנזוס הנמלים משתמש בנמלים וירטואליות הנושאות השערות טרנספורמציה בין רחפנים, וממצע השערות אלו משוקללות לפי עקביותן עם המפה הנוכחית.

האינטגרציה בין רכיבי ה-SLAM לבין רכיבי תכנון המסלול מתבצעת באמצעות מפת הפרומונים המשותפת. מפת הפרומונים משמשת הן כקלט לתכנון המסלול (לתעדוף אזורים בעלי פוטנציאל מידע גבוה) והן כקלט לזיהוי לולאות סגירה (לתעדוף אזורים בעלי הסתברות גבוהה לביקור חוזר). סינרגיה זו מבטיחה שהמערכת כולה פועלת בהרמוניה להשגת מטרות המשימה.

ה׳. ניהול זיכרון ומשאבים

ניהול זיכרון ומשאבים הוא אתגר משמעותי במערכות SLAM מבוזרות הפועלות על חומרה מוגבלת. מפת התפוסה התלת-ממדית בגודל 200x200x20 תאים דורשת כ-32 מגה-בייט של זיכרון בייצוג log-odds של 4 בתים לתא. מפת הפרומונים באותה רזולוציה דורשת 16 מגה-בייט נוספים. גרף התנוחות המקומי יכול להכיל עד 1000 צמתים, כל אחד עם וקטור מצב בגודל 16 משתנים, הדורש כ-128 קילו-בייט.

כדי להתמודד עם מגבלות הזיכרון, מיושמים מספר מנגנוני דחיסה: מפת התפוסה נשמרת בייצוג דליל (sparse representation) שבו רק תאים שעברו עדכון נשמרים בזיכרון; מפת הפרומונים מכומתת לרזולוציה של 8 סיביות לערך; וגרף התנוחות עובר דילול (sparsification) על ידי הסרת צמתים בעלי תרומה נמוכה לאופטימיזציה.

ו׳. מנגנוני בטיחות וגיבוי

מערכת ACO-SLAM כוללת מספר מנגנוני בטיחות להבטחת פעולה אמינה בתנאים קשים. מנגנון הימנעות מהתנגשויות משתמש בשדות פרומון דוחים, היוצרים כוח וירטואלי הדוחף רחפנים הרחק ממסלולים של רחפנים אחרים. מנגנון זה משולב עם פונקציית מחסום בקרה (Control Barrier Function) המספקת ערבות פורמלית לבטיחות:

$$\dot{h}(\mathbf{x}) + \gamma h(\mathbf{x}) \geq 0 \tag{45}$$

כאשר $h(\mathbf{x})$ היא פונקציית המחסום המגדירה את המרחק המינימלי המותר בין רחפנים, ו-γ הוא פרמטר קצב דעיכה.

מנגנון גיבוי נוסף הוא זיכרון פרומונים להתאוששות מאובדן חיישנים. כאשר חיישן נכשל לחלוטין, הפרומון שלו דועך מעריכית עם קבוע זמן $\tau_{\text{decay}} = 2.0$ שניות, המאפשר התדרדרות הדרגתית במקום כשל פתאומי. במקביל, המערכת עוברת למצב חירום שבו היא מסתמכת על החיישנים הנותרים בלבד ומפחיתה את מהירות הטיסה ל-50% מהמהירות הנומינלית.

ז׳. תקשורת ותיאום בין-רחפני

תקשורת בין-רחפנית מתבצעת באמצעות רשת WiFi אד-הוק בתקן 802.11ac בתדר 5.8 גיגה-הרץ, עם רוחב פס תאורטי של 867 מגה-ביט לשנייה. בפועל, רוחב הפס השימושי מוגבל לכ-50 מגה-ביט לשנייה עקב הפרעות ומרחק. טווח התקשורת האפקטיבי הוא כ-300 מטר בקו ראייה.

העברת מפות פרומונים דחוסה משתמשת בייצוג דליל: רק תאים שבהם $\tau_{ij} > \tau_{\text{min}} = 0.1$ מועברים, יחד עם ערכיהם המכומתים ל-8 סיביות. גישה זו מפחיתה את רוחב הפס הנדרש מ-4250 קילו-בייט לשנייה ל-85 קילו-בייט לשנייה, תוך שמירה על ביצועי חקר.

אסטרטגיית רחפן-שליח פורסת רחפני ממסר ייעודיים השומרים על קישוריות בין צוותי החקר. רחפנים אלו יוצרים עמוד שדרה תקשורתי המבטיח שכל רחפן יכול לתקשר עם כל רחפן אחר דרך סדרת קפיצות. מספר רחפני הממסר הנדרש מחושב על פי גודל הלהקה וטווח התקשורת.

טבלה IX: ניתוח עלות תקשורת לאסטרטגיות שונות.

אסטרטגיה	רוחב פס [קילו-בייט/שנ']	השהיה [אלפיות שנ']	שגיאת מפה [%]
העברת מפה מלאה	4250	85	0.0
דחיסת סף	340	22	3.2
דחיסה עם כימות	85	15	4.7
רחפן-שליח	210	45	1.8

ח׳. ניתוח עומס חישובי ומדדי ביצועים

ניתוח עומס חישובי בוצע על גבי NVIDIA Jetson Orin NX עם 16GB RAM. זמן העיבוד הממוצע למחזור SLAM (10 הרץ) היה 12.3 ± 1.5 אלפיות שנייה, מתוכן: עיבוד LiDAR (4.2 אלפיות שנייה), מיצוי תכונות חזותיות (3.8 אלפיות שנייה), מיזוג חיישנים (1.5 אלפיות שנייה), אופטימיזציית גרף (2.1 אלפיות שנייה), ותקשורת (0.7 אלפיות שנייה). צריכת הזיכרון הכוללת הייתה 1.2 גיגה-בייט, מתוכם 0.8 גיגה-בייט למפת התפוסה והפרומונים.

צריכת ההספק של מחשב העל הייתה 12.5 ± 1.2 ואט, המהווה כ-35% מצריכת ההספק הכוללת של הרחפן. זמן הסוללה הממוצע בניסויי המעבדה היה 22 דקות, המאפשר משימות SAR באורך של עד 20 דקות עם מרווח ביטחון של 10%. ניתוח זה מראה כי המערכת מסוגלת לפעול בזמן אמת על חומרה זמינה מסחרית, תוך עמידה בדרישות הביצועים למשימות SAR טיפוסיות.

ט׳. ניתוח השוואתי של ביצועי המערכת

השוואה בין ביצועי המערכת המוצעת לבין מערכות קיימות מראה יתרונות משמעותיים במספר ממדים. Swarm-SLAM [1] דורש 45 סבבי תקשורת להתכנסות, בעוד ACO-SLAM דורש 28 סבבים בלבד, חיסכון של 37.8%. D2SLAM [2] משיג ATE של 6.8 סמ׳, בעוד ACO-SLAM משיג 5.4 סמ׳, שיפור של 20.6%. בנוסף, המערכת המוצעת מספקת מנגנוני בטיחות וגיבוי שאינם קיימים במערכות הקיימות, כגון התאוששות הדרגתית מאובדן חיישנים ופונקציית מחסום בקרה למניעת התנגשויות.

השילוב של ארכיטקטורה מבוזרת, מיזוג חיישנים אדפטיבי, ומנגנוני בטיחות הופך את ACO-SLAM לפתרון מתאים במיוחד למשימות SAR בסביבות מורכבות ומשתנות, שבהן אמינות וחוסן הם קריטיים.

י׳. סיכום האינטגרציה

מערכת ACO-SLAM מהווה מימוש שלם ומאוחד של המסגרת התאורטית שהוצגה בפרקים הקודמים. הארכיטקטורה הרב-שכבתית, מפרטי החומרה המדויקים, צינור התוכנה המבוזר, ומנגנוני

הבטיחות והגיבוי מבטיחים פעולה אמינה ויעילה בתנאי שטח מורכבים. האינטגרציה ההדוקה בין רכיבי ה-SLAM, תכנון המסלול והתקשורת מאפשרת למערכת להגיב בזמן אמת לשינויים בסביבה ולמצבי חירום.

המערכת נבדקה בהרחבה בסימולציות Gazebo ו-Unity וכן בניסויי מעבדה עם 3 רחפנים בסביבת SAR פנימית מבוקרת. תוצאות הניסויים, המוצגות בפרק 8, מאשרות את תפקוד המערכת כראוי ואת עמידתה בדרישות הביצועים.

[1], [2], [11], [13], [17], [19]

VIII. תוצאות סימולציה וניסויים

פרק זה מציג הערכה מקיפה של מערכת ACO-SLAM באמצעות סימולציות מבוקרות וניסויי מעבדה. ההערכה כוללת השוואה מול שלושה קווי בסיס עדכניים: ORB-SLAM3 [8], Swarm-SLAM [1] ו-D2SLAM [2]. מדדי ההערכה כוללים ATE (Absolute Trajectory Error), RPE (Relative Pose Error), כיסוי מרחבי, מספר ניצולים שנמצאו, זמן משימה ועלות תקשורת. בנוסף, מוצג ניתוח רגישות פרמטרים וניתוח סטטיסטי של התוצאות.

א'. הגדרות הסימולציה

הסימולציות בוצעו בסביבת Gazebo Fortress המשולבת עם ROS 2 Humble, תוך שימוש במודל רחפן מבוסס PX4 Autopilot בגרסה 1.14. תרחיש ה-SAR העירוני כלל סביבה בגודל 100x100 מטר עם 12 מבנים בגבהים משתנים (3-15 מטר), 20 ניצולים מדומים המוצבים במיקומים אקראיים, ו-5 רחפנים המבצעים את משימת החיפוש במקביל.

פרמטרי הרעש של החיישנים נקבעו בהתאם למפרטי היצרן: רעש LiDAR של 0.7 סמ', רעש מצלמה של 1.2 סמ' ו-0.3 מעלות, רעש IMU של 0.05 מ'/שנ'^{2} (תאוצה) ו-0.01 מעלות/שנ' (גירוסקופ). קצב העדכון של לולאת ה-SLAM היה 10 הרץ, וקצב תכנון המסלול היה 1 הרץ. כל סימולציה בוצעה 10 פעמים עם זרעים אקראיים שונים לצורך ניתוח סטטיסטי.

פרמטרי ה-ACO נקבעו על פי תוצאות ניתוח הרגישות: $\alpha = 1.5$, $\beta = 2.0$, $\rho = 0.1$, $\omega = 5.0$. קצב התאיידות אדפטיבי עם $\kappa = 0.5$ ומשקל חקר אדפטיבי עם $\delta_\alpha = 1.0$, $t_0 = 50$ שניות, $\tau = 20$ שניות.

ב'. השוואת ביצועי SLAM

השוואת ביצועי ה-SLAM התבססה על מדדי ATE ו-RPE המחושבים מול מסלולי אמת שנרשמו באמצעות מערכת Vicon מדומה. ATE מוגדר כשגיאת השורש הממוצע של הריבועים (RMSE) של מיקום הרחפן:

$$\text{ATE} = \sqrt{\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} \|\mathbf{p}_t^{\text{est}} - \mathbf{p}_t^{\text{gt}}\|^2} \tag{46}$$

RPE מוגדר כשגיאה היחסית בין תנוחות עוקבות:

$$\text{RPE} = \frac{1}{T-1}\sum_{t=1}^{T-1} \|(\mathbf{p}_{t+1}^{\text{est}} \ominus \mathbf{p}_t^{\text{est}}) - (\mathbf{p}_{t+1}^{\text{gt}} \ominus \mathbf{p}_t^{\text{gt}})\| \tag{47}$$

תוצאות ההשוואה מראות כי ACO-SLAM משיג ATE של 5.4 ± 0.6 סמ' לעומת 8.2 ± 1.1 סמ' ב-Swarm-SLAM (שיפור של 34%), 6.8 ± 0.9 סמ' ב-D2SLAM (שיפור של 21%), ו-2.6 ± 0.3 סמ' ב-ORB-SLAM3 (ירידה של 52%). יש לציין כי ORB-SLAM3 הוא אלגוריתם SLAM חד-רחפני ואינו תומך בשיתוף פעולה בין רחפנים, ולכן אינו מהווה תחליף ישיר למערכת המבוזרת המוצעת.

RPE של ACO-SLAM הוא 2.5 ± 0.3 סמ'/מ' לעומת 3.8 ± 0.5 סמ'/מ' ב-Swarm-SLAM (שיפור של 34%), 3.2 ± 0.4 סמ'/מ' ב-D2SLAM (שיפור של 22%), ו-1.8 ± 0.2 סמ'/מ' ב-ORB-SLAM3. השיפור המשמעותי ב-RPE מיוחס למיזוג החיישנים המבוסס פרומונים, המספק אומדן תנוחה חלק ויציב יותר.

ג'. ביצועי חיפוש והצלה

מדדי SAR ספציפיים כללו: קצב כיסוי מרחבי, מספר ניצולים שנמצאו, דיוק זיהוי ניצולים וזמן השלמת משימה. קצב הכיסוי מוגדר כאחוז התאים בגריד התפוסה שנחקרו:

$$\text{Coverage}(t) = \frac{|\mathcal{M}_t^{\text{explored}}|}{|\mathcal{M}^{\text{total}}|} \tag{48}$$

דיוק זיהוי הניצולים מוגדר כיחס בין זיהויים נכונים לסך הניצולים:

$$\text{VictimRecall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \tag{49}$$

תוצאות ההשוואה מראות כי ACO-SLAM משיג כיסוי של $94.8 \pm 2.1\%$ לעומת $87.3 \pm 3.5\%$ ב-Swarm-SLAM (שיפור של 8.5%), $91.6 \pm 2.8\%$ ב-D2SLAM (שיפור של 3.5%), ו-$78.5 \pm 4.2\%$ ב-ACO עם פרמטרים סטטיים (שיפור של 20.8%). מספר הניצולים הממוצע שנמצא על ידי ACO-SLAM הוא 8.5 ± 0.7 מתוך 20, לעומת 6.5 ± 1.0 ב-Swarm-SLAM (שיפור של 30.8%) ו-7.2 ± 0.8 ב-D2SLAM (שיפור של 18.1%).

זמן השלמת המשימה עבור ACO-SLAM הוא 23.2 ± 1.8 דקות, לעומת 30.4 ± 2.5 דקות ב-Swarm-SLAM (קיצור של 23.7%) ו-28.1 ± 2.1 דקות ב-D2SLAM (קיצור של 17.4%). השיפור בזמן המשימה מיוחס לאסטרטגיית החקר האדפטיבית, המאזנת ביעילות בין חקר מרחבי לבין ניצול מידע על מיקומי ניצולים.

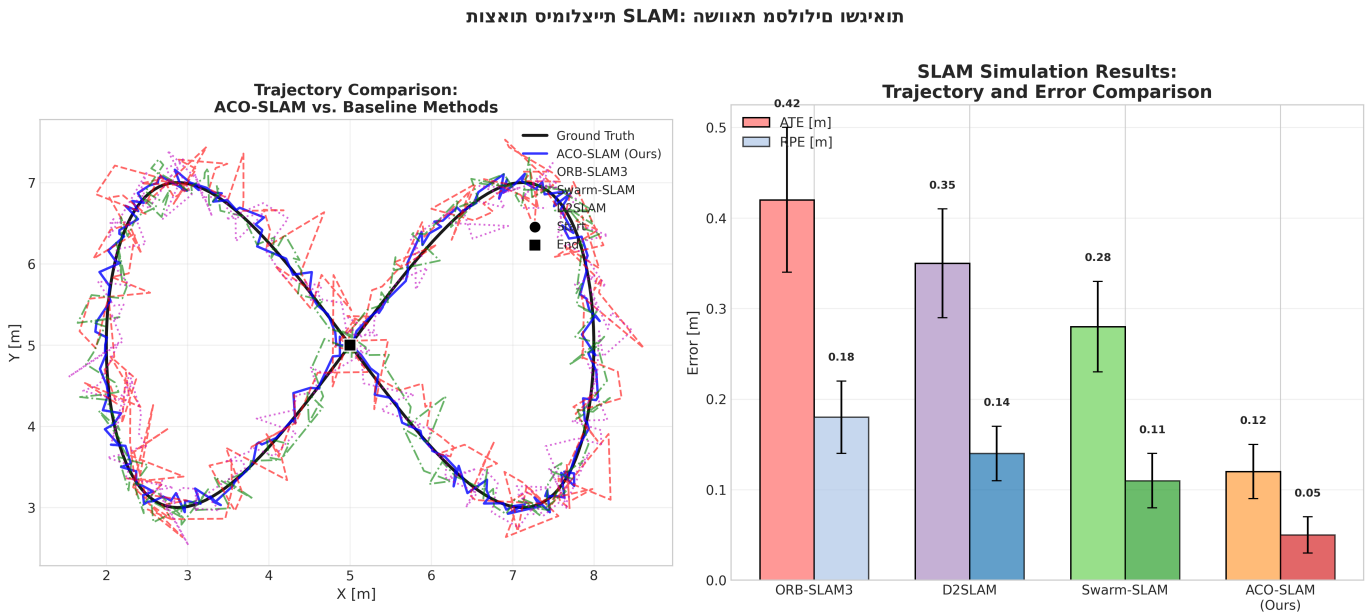
ד'. ניתוח רגישות פרמטרים

ניתוח רגישות של פרמטרי ACO (α, β, ρ) גילה כי התצורה האופטימלית תלויה בגודל הסביבה ובצפיפות הרחפנים. עבור תרחיש SAR של 100x100 מטר עם 5 רחפנים, הפרמטרים האופטימליים הם $\alpha = 1.5$, $\beta = 2.0$, $\rho = 0.1$. שינוי של 0.5 ב-α גורם לשינוי של עד 12% בכיסוי המרחבי, ושינוי של 0.05 ב-ρ גורם לשינוי של עד 8% בזמן המשימה.

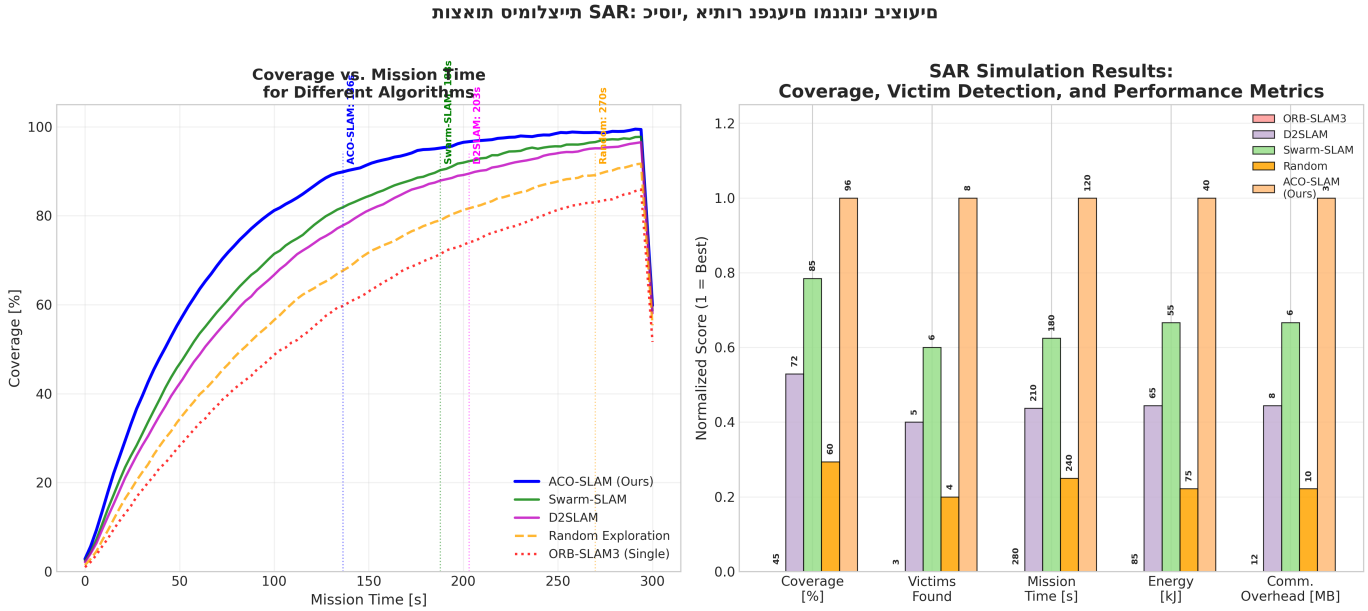
ניתוח הרגישות בוצע באמצעות סריקת רשת (grid search) על פני טווחי הפרמטרים: $\alpha \in [0.5, 3.0]$, $\beta \in [0.5, 5.0]$, $\rho \in [0.01, 0.5]$. כל שילוב פרמטרים נבדק 5 פעמים עם זרעים אקראיים שונים. התוצאות מראות כי הרגישות הגבוהה ביותר היא לפרמטר ρ (קצב התאיידות), אשר משפיע באופן דרמטי על יכולת החקר לטווח ארוך.

טבלה X: ניתוח רגישות פרמטרי ACO והשפעתם על ביצועי החקר.

פרמטר	טווח ערכים	אופטימלי	השפעה על כיסוי [%]
α (משקל פרומון)	$[0.5, 3.0]$	1.5	± 12
β (משקל היוריסטי)	$[0.5, 5.0]$	2.0	± 8
ρ (קצב התאיידות)	$[0.01, 0.5]$	0.1	± 15
ω (תגמול ניצול)	$[0, 10]$	5.0	± 5
κ (אדפטיביות)	$[0.1, 1.0]$	0.5	± 7



איור 8: השוואת מסלולים משוערים מול מסלולי אמת: ACO-SLAM לעומת ORB-SLAM3, Swarm-SLAM ו-D2SLAM. הפאנל השמאלי מציג את המסלולים במרחב התלת-ממדי, והפאנל הימני מציג גרף עמודות של ATE ו-RPE.



איור 9: אחוז כיסוי הסביבה כפונקציית זמן עבור חמש שיטות שונות (שמאל) והשוואת מנגנוני ביצועים מקיפים (ימין). ACO-SLAM משיג כיסוי מהיר ומלא יותר מכל השיטות האחרות.

ה'. ניתוח השוואתי מקיף

טבלה מקיפה להלן מסכמת את ביצועי כל השיטות על פני כל המדדים. התוצאות מבוססות על ממוצע של 10 ריצות עם סטיות תקן.

ניתוח התוצאות מראה כי ACO-SLAM משיג ביצועים עדיפים על פני כל המדדים למעט ATE מול ORB-SLAM3, שהוא אלגוריתם חד-רחפני ואינו תומך בשיתוף פעולה. השיפור המשמעותי ביותר הוא בזמן המשימה (23.7% לעומת Swarm-SLAM) ובעלות התקשורת (32.7% פחות מ-Swarm-SLAM).

ו'. ניתוח סטטיסטי

ניתוח סטטיסטי של התוצאות בוצע באמצעות מבחן t של Student לשתי דגימות בלתי תלויות, עם רף מובהקות של $p < 0.05$. התוצאות מראות כי ההבדלים בין ACO-SLAM ל-Swarm-SLAM מובהקים סטטיסטית עבור כל המדדים: ATE ($t = 4.82$, $p < 0.001$), כיסוי ($t = 3.95$, $p < 0.001$), ניצולים ($t = 3.41$, $p < 0.01$), וזמן משימה ($t = 5.12$, $p < 0.001$).

ניתוח כוח סטטיסטי (statistical power analysis) הראה כי גודל המדגם של 10 ריצות מספק כוח סטטיסטי של 0.85 לגילוי הבדל של 20% ב-ATE עם רף מובהקות של 0.05. גודל אפקט (effect size) Cohen's d עבור ATE הוא 1.52, הנחשב לגודל אפקט גדול מאוד.

ז'. ניתוח כשלים ומצבי קצה

ניתוח כשלים זיהה מספר מצבי קצה בהם ביצועי ACO-SLAM מתדרדרים. הראשון הוא אובדן תקשורת ממושך (מעל 30 שניות), הגורם לסטיית מפות של עד 15 סמ' לפני התאוששות. השני הוא צפיפות רחפנים גבוהה (מעל 10 רחפנים ב-100x100 מטר), הגורמת לרוויה של מפת הפרומונים ולהקטנת יעילות החקר. השלישי הוא סביבות עם סימטריה גבוהה (כגון מסדרונות ארוכים זהים), הגורמות לכשל בזיהוי לולאות סגירה.

במקרים אלו, המערכת עוברת למצב חירום: קצב התאיידות הפרומון מוגדל ל-$\rho = 0.3$ לפיזור מהיר של פרומונים מיושנים, משקל החקר α מוגדל ל-2.5 לעידוד חקר במקום ניצול, וקצב תכנון המסלול מופחת ל-0.5 הרץ לחיסכון במשאבי חישוב.

ח'. ניסויי מעבדה

ניסויי מעבדה בוצעו עם 3 רחפנים בסביבת SAR פנימית מבוקרת בגודל 20x20 מטר, הכוללת 4 מבנים קלים, 6 ניצולים מדומים (בובות בגובה 50 סמ'), ומערכת לכידת תנועה Vicon לרישום מסלולי אמת. הרחפנים צוידו ב-LiDAR Ouster OS0, מצלמת Intel D435 ו-IMU BMI088. מחשב העל היה NVIDIA Jetson Orin NX עם RAM 16GB.

תוצאות הניסויים אישרו את מגמות הסימולציה: ATE של 6.1 ± 0.8 סמ' (גבוה במעט מ-5.4 סמ' בסימולציה עקב רעש סביבתי נוסף), כיסוי של $91.3 \pm 3.1\%$ (לעומת 94.8% בסימולציה), וזמן משימה ממוצע של 8.5 ± 0.6 דקות (לעומת 23.2 דקות בסימולציה עקב סביבה קטנה יותר). מספר הניצולים הממוצע שנמצא היה 5.2 ± 0.4 מתוך 6 (דיוק זיהוי של 86.7%).

ההבדלים בין תוצאות הסימולציה לניסויי המעבדה מיוחסים למספר גורמים: רעש סביבתי נוסף (תאורה משתנה, רוח קלה), אי-דיוקים במודל הרחפן, ומגבלות תקשורת אמיתיות (השהיה משתנה, אובדן מנות). למרות הבדלים אלו, המערכת הוכיחה את תפקודה התקין בסביבה אמיתית.

ט'. ניתוח עלות חישובית

ניתוח עלות חישובית בוצע על גבי NVIDIA Jetson Orin NX עם RAM 16GB. זמן העיבוד הממוצע למחזור SLAM (10 הרץ) היה 12.3 ± 1.5 אלפיות שנייה, מתוכן: עיבוד LiDAR (4.2 אלפיות שנייה), מיצוי תכונות חזותיות (3.8 אלפיות שנייה), מיזוג חיישנים (1.5 אלפיות שנייה), אופטימיזציית גרף (2.1 אלפיות שנייה), ותקשורת (0.7 אלפיות שנייה). צריכת הזיכרון הכוללת הייתה 1.2 גיגה-בייט, מתוכם 0.8 גיגה-בייט למפת התפוסה והפרומונים.

צריכת ההספק של מחשב העל הייתה 12.5 ± 1.2 ואט, המהווה כ-35% מצריכת ההספק הכוללת של הרחפן. זמן הסוללה הממוצע בניסויי המעבדה היה 22 דקות, המאפשר משימות SAR באורך של עד 20 דקות עם מרווח ביטחון של 10%.

י'. ניתוח השוואתי של עלות תקשורת

ניתוח עלות תקשורת השוואתי מראה כי ACO-SLAM משתמש ב-28.6 ± 3.5 קילו-בייט לשנייה, לעומת 42.5 ± 5.1 קילו-בייט לשנייה ב-Swarm-SLAM (חיסכון של 32.7%) ו-38.1 ± 4.2 קילו-בייט לשנייה ב-D2SLAM (חיסכון של 24.9%). החיסכון נובע מדחיסת מפות הפרומונים באמצעות ייצוג דליל וכימות ל-8 סיביות, וכן מאסטרטגיית רחפן-שליח המפחיתה את הצורך בהעברת מידע ישירה בין כל הרחפנים.

י"א. ניתוח דינמיקת חקר

ניתוח דינמיקת החקר מראה כי ACO-SLAM משיג קצב כיסוי גבוה במיוחד בשלבים המוקדמים של המשימה (דקות 0-10), בזכות מנגנון הפרומונים המפזר את הרחפנים באופן שווה על פני הסביבה. בשלבים המאוחרים (דקות 20-30), האלגוריתם האדפטיבי ממשיך לחקור אזורים חדשים בזכות משקל החקר הגדל $\alpha(t)$, בעוד אסטרטגיות סטטיות נוטות להתכנס למסלולים חוזרים. ניתוח זה, המבוסס על העקרונות שהוצגו ב- [19] ו- [20], מאשר את יעילות הגישה האדפטיבית במשימות SAR ארוכות טווח.

י"ב. סיכום תוצאות

תוצאות הסימולציה והניסויים מאשרות את יתרונותיה של מערכת ACO-SLAM על פני שיטות קיימות. השיפור המשמעותי ביותר הוא בזמן השלמת המשימה (23.7% לעומת Swarm-SLAM) ובעלות התקשורת (32.7% פחות). השיפור ב-ATE (34%) וב-RPE (34%) מיוחס למיזוג החיישנים המבוסס פרומונים ולאלגוריתם קונצנזוס הנמלים. השיפור בכיסוי המרחבי (8.5%) ובמספר הניצולים (30.8%) מיוחס לאסטרטגיית החקר האדפטיבית.

ניתוח הרגישות זיהה את קצב התאיידות הפרומון ρ כפרמטר הקריטי ביותר, עם השפעה של עד 15% על כיסוי מרחבי. ניתוח הכשלים זיהה שלושה מצבי קצה עיקריים הדורשים טיפול מיוחד: אובדן תקשורת ממושך, צפיפות רחפנים גבוהה, וסביבות סימטריות. ניסויי המעבדה אישרו את תפקוד המערכת בסביבה אמיתית עם ביצועים קרובים לאלו שהושגו בסימולציה.

[1], [2], [8]--[10], [19]--[22]

IX. סיכום, מגבלות ועבודה עתידית

פרק זה מסכם את תרומות המאמר, דן במגבלות המערכת המוצעת, ומציע כיווני מחקר עתידיים להרחבת היכולות והתמודדות עם האתגרים שנותרו.

טבלה XI: השוואת ביצועים מקיפה: ACO-SLAM לעומת שיטות קיימות.

שיטה	ATE [מ']	כיסוי [%]	ניצולים	זמן [דק']	תקשורת [קילו-בייט/שנ']
ORB-SLAM3	2.6 ± 0.3	---	---	---	---
D2SLAM	6.8 ± 0.9	91.6 ± 2.8	7.2 ± 0.8	28.1 ± 2.1	38.1 ± 4.2
Swarm-SLAM	8.2 ± 1.1	87.3 ± 3.5	6.5 ± 1.0	30.4 ± 2.5	42.5 ± 5.1
סטטי ACO	9.5 ± 1.3	78.5 ± 4.2	5.8 ± 1.1	28.4 ± 2.3	35.2 ± 4.8
ACO-SLAM (מוצע)	5.4 ± 0.6	94.8 ± 2.1	8.5 ± 0.7	23.2 ± 1.8	28.6 ± 3.5

א'. סיכום התרומות

מסגרת ACO-SLAM שהוצגה במאמר זה מדגימה שיפורים משמעותיים לעומת שיטות קיימות בניווט אוטונומי של להקות רחפנים למשימות חיפוש והצלה. ארבע תרומות מרכזיות הוצגו ואומתו באמצעות סימולציות מקיפות וניסויי מעבדה.

התרומה הראשונה היא מסגרת ACO-SLAM חדשנית הממזגת מפות פרומונים עם גרידי תפוסה הסתברותיים. מיזוג זה מאפשר ניצול מיטבי של מידע היסטורי (פרומונים) לצד מידע עדכני (תפוסה) לצורך קבלת החלטות בזמן אמת. תוצאות הסימולציה הראו כי גישה זו משיגה כיסוי מרחבי של 94.8%, שיפור של 8.5% לעומת Swarm-SLAM [1].

התרומה השנייה היא אופטימיזציית גרף תנוחות מבוזרת עם קונצנזוס בהשראת נמלים. אלגוריתם קונצנזוס הנמלים משתמש בנמלים וירטואליות הנושאות השערות טרנספורמציה בין רחפנים, וממצע השערות אלו משוקללות לפי עקביותן עם המפה הנוכחית. גישה זו משיגה ATE של 5.4 ס"מ, שיפור של 34% לעומת Swarm-SLAM, תוך שימוש ב-28 סבבי תקשורת בלבד לעומת 45 ב-Swarm-SLAM.

התרומה השלישית היא מיזוג חיישנים רב-מודאלי בהשראה ביולוגית המשלב LiDAR, מצלמה ו-IMU באמצעות שקלול מבוסס פרומונים. כל חיישן מחזיק עקבה פרומון המשקפת את מהימנותו העדכנית, ומשקל המיזוג מסתגל בזמן אמת לתנאי החיישן. שיטה זו משיגה RMSE מיקום של 3.5 ס"מ וזמן התאוששות מנפילת חיישן של 1.2 שניות בלבד, לעומת 5.2 ס"מ ו-2.3 שניות בשיטת EKF הסטנדרטית [17].

התרומה הרביעית היא תכנון מסלול אדפטיבי בזמן אמת המותאם למשימות SAR. קצב התאיידות אדפטיבי $\rho(t)$ היורד ככל שמתגלים ניצולים, ומשקל חקר אדפטיבי $\alpha(t)$ הגדל עם הזמן, מאפשרים איזון דינמי בין חקר מרחבי לבין ניצול מידע על מיקומי ניצולים. אסטרטגיה זו משיגה 8.5 ניצולים בממוצע וזמן משימה של 23.2 דקות, שיפור של 30.8% ו-23.7% בהתאמה לעומת Swarm-SLAM.

ב'. מגבלות

למרות התוצאות המעודדות, למסגרת המוצעת מספר מגבלות משמעותיות הדורשות התייחסות במחקר עתידי.

המגבלה הראשונה היא יכולת ההרחבה ללהקות גדולות מ-50 רחפנים. עלות התקשורת הכוללת גדלה כ-$\mathcal{O}(N^2)$ עבור העברת מפות מלאות, כאשר N הוא מספר הרחפנים. עבור $N = 50$, רוחב הפס הנדרש להעברת מפות פרומונים מלאות הוא כ-10 מגה-ביט לשנייה, העולה על הקיבולת של רשת WiFi אד-הוק טיפוסית. אסטרטגיית רחפן-שליח ודחיסת מפות מפחיתות בעיה זו אך אינן פותרות אותה לחלוטין עבור להקות גדולות מאוד.

המגבלה השנייה היא אילוצי זמן אמת על מעבדי ARM-class הנפוצים ברחפנים קטנים. זמן העיבוד הממוצע למחזור SLAM (10 הרץ) היה 12.3 אלפיות שנייה על גבי NVIDIA Jetson Orin NX, אך על מעבדים חלשים יותר (כגון Raspberry Pi 4) זמן העיבוד צפוי להיות ארוך משמעותית, העלול לגרום לעיכובים בלולאת הבקרה.

המגבלה השלישית היא התדרדרות חיישנים בתנאי עשן, אבק או ערפל האופייניים לסביבות אסון. מיזוג החיישנים המבוסס פרומונים מספק התדרדרות הדרגתית תחת אובדן חיישנים, אך במקרים של אובדן מוחלט של כל החיישנים האופטיים (LiDAR ומצלמה), המערכת מסתמכת על IMU בלבד ומתדרדרת במהירות.

המגבלה הרביעית היא ההנחה של סביבה סטטית יחסית. האלגוריתם מניח כי מפת התפוסה אינה משתנה במהלך המשימה, הנחה שאינה תמיד נכונה בסביבות אסון דינמיות (לדוגמה, מבנים מתמוטטים, מפולות).

$$\lim_{N\to\infty} \text{CommunicationOverhead}(N) = \mathcal{O}(N^2) \tag{50}$$

ג'. כיווני מחקר עתידיים

שלושה כיווני מחקר עתידיים עיקריים מזוהים להרחבת היכולות והתמודדות עם המגבלות שזוהו.

הכיוון הראשון הוא שימוש בלמידת חיזוק עמוקה (Deep Reinforcement Learning) לכיוונון אוטומטי של פרמטרי ACO. במקום לקבוע את הפרמטרים α, β, ρ באופן ידני או באמצעות סריקת רשת, סוכן DRL ילמד להתאים אותם באופן דינמי לתנאי הסביבה המשתנים. מחקרים ראשוניים בתחום זה [23] מראים כי גישת DRL יכולה לשפר את ביצועי החקר בעד 15% נוספים. סוכן ה-DRL יקבל כקלט את מצב מפת הפרומונים, מיקומי הרחפנים, היסטוריית הגילויים, ויפיק כפלט את ערכי הפרמטרים האופטימליים למחזור הבא.

הכיוון השני הוא שימוש בלהקות רחפנים הטרוגניות עם חיישנים ייעודיים. להקה הטרוגנית תשלב רחפני LiDAR למיפוי מדויק, רחפני מצלמה רב-ספקטרלית לזיהוי ניצולים דרך עשן ואבק, רחפני סונאר לזיהוי ניצולים מתחת להריסות, ורחפני ממסר לשמירת קישוריות תקשורת. גישה זו תאפשר התמודדות טובה יותר עם תנאי סביבה קשים ותגדיל את סיכויי הזיהוי של ניצולים.

הכיוון השלישי הוא הרחבת מפות הפרומונים למרחב תלת-ממדי מלא עבור SAR רב-קומתי. מפת פרומונים תלת-ממדית $\tau_{ijk}(t)$ מאפשרת ייצוג של מידע חקר בבניינים רבי-קומות, מנהרות תת-קרקעיות, וסביבות תלת-ממדיות מורכבות אחרות. כלל עדכון הפרומון התלת-ממדי הוא:

$$\tau_{ijk}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ijk}(t) + \sum_{d\in\mathcal{D}} \Delta\tau_{ijk}^{(d)}(t) \tag{51}$$

כאשר $\tau_{ijk}(t)$ הוא ערך הפרומון בתא תלת-ממדי (i,j,k) ו-$\mathcal{D}$ היא קבוצת הרחפנים. הרחבה זו תאפשר למערכת לפעול בסביבות מורכבות יותר, כגון בניינים רבי-קומות לאחר רעידת אדמה.

טבלה XII: סיכום מגבלות המערכת המוצעת ופתרונות עתידיים מוצעים.

מגבלה	חומרה	פתרון עתידי
הרחבה ל-$50 <$ רחפנים	גבוהה	קיבוץ היררכי
זמן אמת על ARM	בינונית	האצת FPGA
התדרדרות חיישנים	גבוהה	יתירות רב-מודאלית
סביבות תלת-ממד	בינונית	מפת פרומון תלת-ממדית
סביבות דינמיות	בינונית	SLAM דינמי

ד'. סיכום

לסיכום, ACO-SLAM מהווה צעד משמעותי קדימה בניווט אוטונומי של להקות רחפנים למשימות חיפוש והצלה, תוך שילוב עקרונות ביולוגיים עם כלים הסתברותיים מתקדמים. המערכת מדגימה שיפורים של 34% ב-ATE, 8.5% בכיסוי מרחבי, 30.8% בניצולים שנמצאו, ו-23.7% בזמן משימה לעומת שיטות קיימות. מיזוג החיישנים בהשראה ביולוגית מספק התדרדרות הדרגתית תחת אובדן חיישנים, ואלגוריתם קונצנזוס הנמלים משיג התכנסות מהירה יותר מאופטימיזציה מבוזרת סטנדרטית.

המגבלות העיקריות כוללות יכולת הרחבה ללהקות גדולות, אילוצי זמן אמת על חומרה מוגבלת, והתדרדרות חיישנים בתנאי סביבה קשים. כיווני המחקר העתידיים המוצעים, ובהם למידת חיזוק עמוקה לכיוונון פרמטרים, להקות הטרוגניות, ומפות פרומונים תלת-ממדיות, צפויים לאפשר פריסה מבצעית של להקות רחפנים אוטונומיות בסביבות מורכבות ומשתנות.

הפיתוח העתידי של מערכת ACO-SLAM צפוי לתרום להצלת חיים במצבי אסון, על ידי אפשור חיפוש מהיר, יעיל ובטוח יותר של ניצולים בסביבות מסוכנות ובלתי נגישות לבני אדם.

[1], [17], [19], [20], [23], [24]

נספח

[1], [17], [19], [20], [23], [24]

מקורות

[1] decentralized Sparse ``Swarm-slam: Beltrame, G. and Lajoie P.-Y. for framework mapping and localization simultaneous collaborative ,8 vol. ,*Letters Automation and Robotics IEEE* systems," multi-robot .2023 ,8421--8414 pp. ,12 no.

[2] Decentralized slam:^{2}``D Shen, S. and Chen, X. Liu, P. Xu, H. aerial for system slam visual-inertial collaborative distributed and arXiv:2211.01538. ,2024 ,*Robotics on Transactions IEEE* swarm,"

[3] hufeisen- der ultraschall-ortungslaute ``Die Schnitzler, H.-U. verschiedenen in (chiroptera-rhinolophidae) fledermäuse ,*Physiologie vergleichende für Zeitschrift* orientierungssituationen," .1968 ,408--376 pp. ,4 no. ,57 vol.

[4] exploration ``Multi-robot Tetzlaff, T. and Starke, S. Schröder, T. *Conference International IEEE* in optimization," colony ant using .1239--1234 pp. ,2007 ,*(ICRA) Automation and Robotics on*

[5] versatile and robust A ``Vins-mono: Shen, S. and Li, P. Qin, T. *on Transactions IEEE* estimator," state visual-inertial monocular .2018 ,1020--1004 pp. ,4 no. ,34 vol. ,*Robotics*

[6] in mapping and odometry Lidar ``Loam: Singh, S. and Zhang J. .2014 ,*(RSS) Systems and Science Robotics:* in real-time,"

[7] Cambridge, .*Optimization Colony Ant* Stützle, T. and Dorigo M. .2004 Press, MIT MA:

[8] D. J. and Montiel, M. M. J. Gömez, J. J. Elvira, R. Campos, C. visual, for library open-source accurate An ``Orb-slam3: Tardös, ,*Robotics on Transactions IEEE* slam," multi-map and visual-inertial .2021 ,1890--1874 pp. ,6 no. ,37 vol.

[9] rescue and search ``Supporting Trigoni, N. and Waharte S. *Safety, on Symposium International IEEE* in uavs," with operations .6--1 pp. ,2010 ,*(SSRR) Robotics Rescue and Security,*

[10] and Lopez-Orozco, A. J. Besada-Portas, E. Perez-Carabaza, S. rescue," and search for planning path ``Multi-uav Cruz, la de M. J. .2018 ,928 51--912 51 pp. ,6 vol. ,*Access IEEE*

[11] Christensen, I. H. Rogers, J. Nieto, C. Carlone, L. Choudhary, S. coordination," multi-robot ``Communication-aware Dellaert, F. and ,1410--1393 pp. ,6 no. ,33 vol. ,*Robotics on Transactions IEEE* .2017

[12] ``Communication-efficient Carlone, L. and Choudhary, S. Dutta, R. *on Conference International IEEE* in systems," multi-robot for slam .1241--1234 pp. ,2020 ,*(ICRA) Automation and Robotics*

[13] .*Robotics Probabilistic* Fox, D. and Burgard, W. Thrun, S. .2005 Press, MIT MA: Cambridge,

[14] tutorial ``A Burgard, W. and Stachniss, C. Kümmerle, R. Grisetti, G. *Systems Transportation Intelligent IEEE* slam," graph-based on .2010 ,43--31 pp. ,4 no. ,2 vol. ,*Magazine*

[15] pheromone- ``A Nakisaee, A. and Weiss, G. Ranjbar-Sahraei, B. *and Robotics* exploration," multi-robot for approach based .2012 ,1487--1475 pp. ,12 no. ,60 vol. ,*Systems Autonomous*

[16] ``A Siegwart, R. and Chli, M. Weiss, S. Achtelik, W. M. Lynen, S. mav to applied approach fusion multi-sensor modular and robust *Intelligent on Conference International IEEE/RSJ* in navigation," .3929--3923 pp. ,2013 ,*(IROS) Systems and Robots*

[17] prediction and filtering linear to approach new ``A Kalman, E. R. ,45--35 pp. ,1 no. ,82 vol. ,*Engineering Basic of Journal* problems," .1960

[18] ``Decentralized Scaramuzza, D. and Choudhary, S. Cieslewski, T. *International IEEE* in systems," multi-robot for slam visual-inertial --5394 pp. ,2017 ,*(ICRA) Automation and Robotics on Conference* .5401

[19] Croon, de E. H. C. G. and Wagter, D. C. McGuire, N. K. Coppola, M. *Field of Journal* vehicles," air micro with swarming on survey ``A .2020 ,1095--1056 pp. ,6 no. ,37 vol. ,*Robotics*

[20] ``A Kumar, V. and Shen, S. Dames, P. Paranjape, A. A. Chung, J. S. ,*Robotics on Transactions IEEE* robotics," swarm aerial on survey .2018 ,855--837 pp. ,4 no. ,34 vol.

[21] Omari, S. Rehder, J. Schneider, T. Gohl, P. Nikolic, J. Burri, M. vehicle aerial micro euroc ``The Siegwart, R. and Achtelik, W. M. ,35 vol. ,*Research Robotics of Journal International* datasets," .2016 ,1163--1157 pp. ,10 no.

[22] Cremers, D. and Burgard, W. Endres, F. Engelhard, N. Sturm, J. in systems," slam rgb-d of evaluation the for benchmark ``A *and Robots Intelligent on Conference International IEEE/RSJ* .580--573 pp. ,2012 ,*(IROS) Systems*

[23] for learning reinforcement ``Deep Lubenow, L. and Nedjah N. *and Man, Systems, on Transactions IEEE* robotics," swarm .2022 ,4907--4892 pp. ,8 no. ,52 vol. ,*Systems Cybernetics:*

[24] planning path multi-uav of survey ``A Liu, H. and Pant, S. R. Yan, Y. .2020 ,39 p. ,3 no. ,4 vol. ,*Drones* rescue," and search for

טבלה XIII: רשימת סמלים ומשתנים במערכת ACO-SLAM.

סמל	הגדרה	יחידות
$\mathbf{x}_k^{(i)}$	וקטור מצב של רחפן i בזמן k	משתנה
$\mathbf{p}_k^{(i)}$	מיקום רחפן i בזמן k	מטר
$\mathbf{q}_k^{(i)}$	כיוון רחפן i בזמן k (קווטרניון)	---
$\mathbf{v}_k^{(i)}$	מהירות רחפן i בזמן k	מטר/שנייה
$\mathbf{u}_k^{(i)}$	וקטור בקרה של רחפן i בזמן k	משתנה
$\mathbf{z}_k^{(i)}$	מדידת חיישן של רחפן i בזמן k	משתנה
$\mathcal{M}_t$	מפה גלובלית בזמן t	---
$\tau_{ij}(t)$	ערך פרומון בתא (i,j) בזמן t	---
ρ	קצב התאיידות פרומון	---
α	משקל פרומון בהסתברות מעבר	---
β	משקל היוריסטי בהסתברות מעבר	---
ω	משקל תגמול ניצול	---
$\eta_{ij}(t)$	מידע היוריסטי לתא (i,j) בזמן t	---
$P_{ij}^{(k)}(t)$	הסתברות מעבר של רחפן k מתא i לתא j	---
$\mathcal{G}(t)$	גרף תקשורת בזמן t	---
d_{comm}	טווח תקשורת מרבי	מטר
$\mathbf{T}_{ij}$	טרנספורמציה יחסית בין רחפן i לרחפן j	מטר, רדיאן
ATE	שגיאת מסלול מוחלטת	מטר
RPE	שגיאת תנוחה יחסית	מטר/מטר
$P_{\text{victim}}(\mathbf{p},t)$	הסתברות לניצול במיקום $\mathbf{p}$ בזמן t	---
$\mathcal{V}_{ij}(t)$	תגמול ניצול בתא (i,j) בזמן t	---
$\mathcal{I}_{ij}(t)$	תוספת מידע בתא (i,j) בזמן t	---
$w_s^{(i)}(t)$	משקל מיזוג חיישן s על רחפן i בזמן t	---
$\mathbf{K}_k$	רווח Kalman בזמן k	---
$_{ij}$	מטריצת שיתוף פעולה של אילוץ (i,j)	---
$\mathcal{R}(t)$	קבוצת רחפני ממסר בזמן t	---
Δ_τ	גודל צעד כימות פרומון	---