אוניברסיטת חיפה
פקולטה למדעי המחשב

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

Bat-Inspired Drone Navigation via Bio-Mimetic Multi-Modal Sensor Fusion

Bat-Inspired Drone Navigation via Bio-Mimetic Multi-Modal Sensor Fusion

---

עבודה מס׳ 3

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

תאריך הגשה:
12 יוני 2026

תקציר---

מאמר זה מציג מערכת ניווט אוטונומית לרחפנים בהשראת עטלפים, המשלבת מיזוג חיישנים רב-מודאלי, SLAM אקוסטי, תכנון מסלול אדפטיבי, ולמידה עמוקה לעיבוד הדים. המערכת מבוססת על מודל ביומימטי של מערכת האקולוקציה העטלפית, הכולל פיצוי תדר דופלר אדפטיבי, סריקת ראש, ומודל קרינת כנפיים. מיזוג החיישנים מבוסס EKF עם אומדן קווריאנס אדפטיבי מאפשר זיהוי השפלת חיישן באמצעות מבחן כי-ריבוע והתאמת משקל החיישן באומדן המצב בהתאם. אלגוריתם SLAM אקוסטי בונה מפת רשת תאים הסתברותית תלת-ממדית תוך שימוש ברשת נוירונים גרף (GNN) להתאמת הדים. מתכנן מסלול מבוסס *RRT מותאם לאי-ודאות חישה משתנה ומשלב פונקציית עלות רב-מודאלית הכוללת בטיחות, יעילות אנרגטית, ואיכות חישה. תוצאות ניסויים בסביבות מאתגרות (עשן, חושך, עלווה) הראו כי המערכת משיגה RMSE מיקום של 0.18-0.28 מטר, שיפור של 34-49% לעומת שימוש בחיישן על-קולי בלבד. שיעור ההימנעות מהתנגשות היה 82-94% תלוי בסביבה. המערכת הוטמעה על פלטפורמת NVIDIA Jetson Orin NX ופועלת בזמן אמת עם צריכת מעבד של 42% במצב ביצועים גבוהים. המאמר מדגים כי השראה ביולוגית ממערכת האקולוקציה של עטלפים יכולה להוביל לפתרונות ניווט חדשניים לרחפנים בסביבות מוגבלות ראות, שבהן מערכות קונבנציונליות מבוססות ראייה או LiDAR נכשלות.

I. מבוא: ניווט רחפנים בסביבות מוגבלות ראות

א'. רקע ומוטיבציה: האתגר של ניווט אוטונומי בתנאי ראות קשים

רחפנים אוטונומיים (Unmanned Aerial Vehicles, UAVs) הפכו לכלי מרכזי במגוון רחב של יישומים אזרחיים וצבאיים, החל ממיפוי חקלאי וצילום אווירי ועד לחיפוש והצלה במבנים שקרסו. עם זאת, היכולת של רחפנים לנווט באופן אוטונומי בסביבות מוגבלות ראות נותרה אתגר משמעותי שלא נפתר במלואו. סביבות כגון מנהרות מלאות עשן, מחסנים חשוכים, יערות עם עלווה צפופה, ומבנים שקרסו לאחר רעידת אדמה מציבות קשיים ייחודיים למערכות ניווט קונבנציונליות. [1]

מערכות ניווט מסורתיות מסתמכות על חיישנים אופטיים כגון מצלמות וLiDAR (Light Detection and Ranging) למיפוי הסביבה ומיקום הרחפן בתוכה. חיישנים אלה רגישים מאוד לתנאי הראות: מצלמות דורשות תאורה מספקת וניגודיות חזותית, בעוד שLiDAR מסתמך על החזרת אור לייזר ממשטחים, תהליך המופרע באופן משמעותי על ידי עשן, אבק, או ערפל. במנהרה מלאת עשן, לדוגמה, טווח הLiDAR יכול לרדת מ-50 מטר לפחות מ-2 מטר, מה שהופך את הניווט לבלתי אפשרי. [1]

המוטיבציה המרכזית של מחקר זה היא לפתח מערכת ניווט לרחפנים המסוגלת לפעול באופן אמין בכל תנאי הראות, תוך השראה ביולוגית ממערכת האקולוקציה של עטלפים. עטלפים, היונקים היחידים המסוגלים לעוף, פיתחו במשך מיליוני שנים מערכת ניווט אקוסטית מתוחכמת המאפשרת להם לנווט בצורה מדויקת בחושך מוחלט, ביערות צפופים, ואף במערות מלאות עשן. מערכת זו, המכונה אקולוקציה (echolocation), מבוססת על פליטת פולסים על-קוליים וניתוח ההדים החוזרים מהסביבה. [2] [3]

ב'. מערכת האקולוקציה העטלפית: השראה ביולוגית

עטלפים משתמשים במערכת אקולוקציה מתוחכמת הכוללת מספר מנגנונים משלימים. ראשית, הם פולטים פולסים על-קוליים בתדרים הנעים בין 20 קילו-הרץ ל-120 קילו-הרץ, תלוי במין ובסביבה. עטלפי פרסה (Rhinolophidae) משתמשים בפולסים בתדר קבוע (Constant Frequency, CF) עם אפנון תדר (Frequency Modulation, FM) בסוף הפולס, בעוד שעטלפים אחרים משתמשים בפולסי FM בלבד. הפולסים מופקים על ידי מיתרי הקול ומוקרנים דרך הפה או האף, תלוי במין. [4]

שנית, עטלפים מבצעים סריקת ראש (head scanning) תוך כדי תעופה, תוך שינוי כיוון הראש בזווית של עד 30 מעלות משני צידי קו הטיסה. סריקה זו מאפשרת להם לקבל מידע אזימוטלי על הסביבה גם עם מערך קולט דו-אוזני בלבד. תדר סריקת הראש נע בין 5 הרץ ל-15 הרץ, תלוי במהירות הטיסה ובמורכבות הסביבה. [5]

שלישית, עטלפים מבצעים פיצוי תדר דופלר (Doppler Shift Compensation, DSC) אדפטיבי. כאשר עטלף טס לעבר מטרה, תדר ההד החוזר גבוה מתדר הפולס המקורי בשל אפקט דופלר. עטלפי פרסה מתאימים את תדר הפולס כך שתדר ההד החוזר יישאר בתחום הרגישות המרבית של מערכת השמיעה שלהם, שהיא צרה מאוד (כ-100 הרץ). מנגנון זה מאפשר להם לזהות תנועה איטית של טרף (כגון חרקים) על רקע צמחייה נייחת. [6]

רביעית, כנפי העטלף משפיעות על תבנית הקרינה האקוסטית. מחקרים הראו כי תנופת הכנפיים גורמת לשינוי בתדר הדופלר הנקלט, וכי עטלפים משתמשים במידע זה להערכת מהירות הטיסה שלהם ביחס לסביבה. מודל זה, המכונה wing-beat modulation, מספק מידע נוסף על מצב התעופה שאינו זמין מחיישנים אינרציאליים בלבד. [7]

ג'. סקירת ספרות: מערכות ניווט קיימות לרחפנים

הספרות המחקרית בתחום ניווט רחפנים בסביבות מוגבלות ראות כוללת מספר גישות מרכזיות. הגישה הראשונה מבוססת על מיזוג חיישנים אינרציאליים (Inertial Measurement Unit, IMU) עם חיישנים אקוסטיים. מחקרים מוקדמים בתחום זה הראו כי שימוש בחיישן על-קולי יחיד יכול לספק מידע טווח בסביבות פנים-מבנה, אך הרזולוציה האזימוטלית מוגבלת ביותר. [1]

הגישה השנייה מבוססת על SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) אקוסטי, הבונה מפה של הסביבה תוך כדי מיקום הרחפן בתוכה. ORB-SLAM3, המערכת המתקדמת ביותר בתחום הSLAM החזותי, משיגה דיוק מיקום של 0.048 מטר בתנאי ראות טובים, אך נכשלת לחלוטין בעשן ובחושך. FAST-LIO2, מערכת SLAM מבוססת LiDAR, משיגה דיוק של 0.12 מטר בתנאי ראות טובים, אך ביצועיה יורדים משמעותית בעשן. [8] [9]

הגישה השלישית מבוססת על למידה עמוקה לעיבוד הדים אקוסטיים. רשתות קונבולוציה (CNN) ורשתות נוירונים גרף (GNN) הוכחו כיעילות בסיווג סוגי מכשולים מזיהוי הדים על-קוליים. עם זאת, רוב המחקרים בתחום זה התמקדו בזיהוי מכשולים ולא בניווט מלא הכולל מיפוי ומיקום. [10]

ד'. ניסוח פורמלי של בעיית הניווט

בעיית הניווט האוטונומי בסביבות מוגבלות ראות מנוסחת באופן פורמלי כבעיית אופטימיזציה סטוכסטית. בהינתן מצב התחלתי $\mathbf{x}_0$, מפה לא ידועה $\mathcal{M}$, ויעד $\mathbf{x}_g$, על הרחפן למצוא מסלול $\tau = \{\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_1, ..., \mathbf{x}_T\}$ הממזער פונקציית עלות תוך עמידה באילוצי בטיחות. פונקציית העלות הכוללת מוגדרת כ:

$$J(\tau) = \mathbb{E}\left[\sum_{k=0}^{T-1} c(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) + c_T(\mathbf{x}_T)\right] \quad (1)$$

כאשר $c(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k)$ היא עלות הצעד בזמן k (כוללת מרחק ליעד, סיכון התנגשות, וצריכת אנרגיה), $c_T(\mathbf{x}_T, -)$ במפה יהיה גדול ממרחק בטוח מינימלי d_{safe}:

$$\|\mathbf{x}_k - \mathbf{m}_i\| \geq d_{\text{safe}} \quad \forall k, \forall i \quad (2)$$

בעיה זו היא קשה-NP באופן כללי, ולכן נדרשת גישה היוריסטית מבוססת תכנון מסלול דגימה (sampling-based planning) כגון RRT*. [1]

ה׳. תרומות המאמר

מאמר זה מציג ארבע תרומות מרכזיות:

1) מודל ביומימטי שלם של מערכת האקולוקציה העטלפית, הכולל פיצוי תדר דופלר אדפטיבי, סריקת ראש, ומודל קרינת כנפיים. המודל מתרגם עקרונות ביולוגיים לאלגוריתמים חישוביים הניתנים להטמעה על פלטפורמה מוגבלת משאבים.
2) שיטת מיזוג חיישנים מבוססת EKF (Extended Kalman Filter) עם אומדן קוואריאנס אדפטיבי, המותאמת לחיישן על-קולי, IMU, וחיישן זרימה אופטית. השיטה מזהה השפלה של חיישן באמצעות מבחן כי-ריבוע ומתאימה את משקל החיישן באומדן המצב בהתאם.
3) אלגוריתם SLAM אקוסטי הבונה מפת רשת תאים הסתברותית תלת-ממדית תוך שימוש בGNN להתאמת הדים. האלגוריתם מאפשר מיפוי ומיקום בו-זמניים בסביבות מוגבלות ראות.
4) מתכנן מסלול מבוסס RRT* (Rapidly-exploring Random Tree Star) המותאם לאי-ודאות חישה משתנה, המשלב פונקציית עלות רב-מודאלית הכוללת בטיחות, יעילות אנרגטית, ואיכות חישה. [1] [10]

ו׳. מבנה המאמר

המאמר מאורגן כדלקמן. פרק 2 מציג את הבסיס הביולוגי של מערכת האקולוקציה העטלפית ואת המודל הביומימטי המוצע. פרק 3 מתאר את מודל החיישן העל-קולי ואת עיבוד האותות האקוסטי. פרק 4 מציג את אלגוריתם הSLAM האקוסטי. פרק 5 מתאר את שיטת מיזוג החיישנים הרב-מודאלי. פרק 6 מציג את האלגוריתם המלא לניווט אוטונומי. פרק 7 מתאר את ארכיטקטורת המערכת המשולבת וההטמעה בזמן אמת. פרק 8 מציג תוצאות סימולציה וניסויים. פרק 9 מסכם את המאמר, דן במגבלות, ומציע כיווני מחקר עתידיים.

ז׳. סימונים ומשתנים

לאורך המאמר, נשתמש בסימונים הבאים. וקטורים מסומנים באותיות מודגשות קטנות ($\mathbf{x}$), מטריצות באותיות מודגשות גדולות ($\mathbf{A}$), וסקלרים באותיות רגילות (x). הזמן מסומן ב-k עבור צעד בדיד. מצב הרחפן בזמן k מיוצג על ידי הווקטור $\mathbf{x}_k = [\mathbf{p}_k, \mathbf{q}_k, \mathbf{v}_k, \mathbf{b}_k]^T$, כאשר $\mathbf{p}_k$ הוא מיקום תלת-ממדי, $\mathbf{q}_k$ הוא קווטרניון ייחוס, $\mathbf{v}_k$ היא מהירות, ו-$\mathbf{b}_k$ הוא וקטור הטיות החיישנים. [1]

II. בסיס ביולוגי ומודל ביומימטי: ממערכת האקולוקציה של עטלפים לאלגוריתמים חישוביים

א׳. מבנה מערכת האקולוקציה העטלפית

מערכת האקולוקציה של עטלפים היא מערכת חישה אקוסטית מתוחכמת שהתפתחה במשך למעלה מ-50 מיליון שנים. עטלפים פולטים פולסים על-קוליים בתדרים הנעים בין 20 קילו-הרץ ל-120 קילו-הרץ, תלוי במין ובסביבה. הפולסים מופקים על ידי מיתרי הקול ומוקרנים דרך הפה או האף. עוצמת הפולסים יכולה להגיע ל-140 SPL dB (Sound Pressure Level) במרחק של 10 ס"מ מהפה, מה שהופך אותם לאחד הצלילים החזקים ביותר בטבע. [2]

קיימים שני סוגים עיקריים של פולסים אצל עטלפים. הסוג הראשון הוא פולס בתדר קבוע (Constant Frequency, CF) עם אפנון תדר (Frequency Modulation, FM) בסוף הפולס. פולסים אלה אופייניים לעטלפי פרסה (Rhinolophidae) ומשמשים בעיקר לזיהוי תנועה באמצעות אפקט דופלר. הסוג השני הוא פולס FM טהור, האופייני לעטלפי ערב (Vespertilionidae) ומשמש בעיקר למיפוי מרחקים ברזולוציה גבוהה. עטלפים מסוימים, כגון עטלף הפרי המצרי (Rousettus aegyptiacus), משתמשים בפולסים בתדר נמוך יותר (20-60 קילו-הרץ) עם רזולוציית טווח נמוכה יותר אך טווח ארוך יותר. [3]

מערכת הקליטה של העטלף כוללת שתי אוזניים המסוגלות לקלוט תדרים עד 120 קילו-הרץ. האוזניים של עטלפי פרסה גדולות במיוחד ומסוגלות לנוע באופן עצמאי, מה שמאפשר סריקה אזימוטלית מהירה. ההשהיה בין האוזניים (interaural time difference, ITD) והפרש העוצמה (interaural level difference, ILD) מספקים מידע על כיוון ההד. רזולוציית הכיוון של עטלפים מוערכת בכ-5-10 מעלות, תלוי בתדר ובסביבה. [5]

ב׳. פיצוי תדר דופלר אדפטיבי (DSC)

פיצוי תדר דופלר (Doppler Shift Compensation, DSC) הוא אחד המנגנונים המרשימים ביותר במערכת האקולוקציה העטלפית. כאשר עטלף טס לעבר מטרה, תדר ההד החוזר גבוה מתדר הפולס המקורי בשל אפקט דופלר. עטלפי פרסה מתאימים את תדר הפולס כך שתדר ההד החוזר יישאר בתחום הרגישות המרבית של מערכת השמיעה שלהם, שהוא צר מאוד (כ-100 הרץ סביב תדר הייחוס). מנגנון זה מאפשר להם לזהות תנועה איטית של טרף על רקע צמחייה נייחת. [6]

המודל המתמטי של פיצוי הדופלר מבוסס על הקשר הבא:

$$f_{\text{echo}} = f_{\text{emit}}$$

$$\frac{}{c}{}_{\text{rel}}2\text{v} + 1\ \text{t}(f\text{e}$$

(3)

כאשר f_{echo} הוא תדר ההד החוזר, f_{emit} הוא תדר הפולס המשודר, v_{rel} היא המהירות היחסית בין העטלף למטרה (חיובית כאשר מתקרבים), ו-$c = 343$ מ'/ש' היא מהירות הקול באוויר. העטלף מתאים את f_{emit} כך ש-f_{echo} יישאר קבוע. עבור מהירות טיסה אופיינית של 5 מ'/ש', השינוי בתדר הוא:

$$\Delta f = f_{\text{emit}} \cdot \frac{2v}{c} = 80 \cdot 10^3 \cdot \frac{10}{343} \approx 2.33\text{קילו-הרץ} \qquad (4)$$

עבור תדר ייחוס של 80 קילו-הרץ. שינוי זה משמעותי ביחס לרוחב הפס הצר של מערכת השמיעה (100 הרץ), ולכן הפיצוי חייב להיות מדויק ומהיר. [4]

ג׳. סריקת ראש ומודל קרינת כנפיים

עטלפים מבצעים סריקת ראש (head scanning) תוך כדי תעופה, תוך שינוי כיוון הראש בזווית של עד 30 מעלות משני צידי קו הטיסה. סריקה זו מאפשרת להם לקבל מידע אזימוטלי על הסביבה גם עם מערך קולט דו-אוזני בלבד. תדר סריקת הראש נע בין 5 הרץ ל-15 הרץ, תלוי במהירות הטיסה ובמורכבות הסביבה. [5]

המודל המתמטי של סריקת הראש מתואר על ידי:

$$\theta_h(t) = A_h$$

$$n(2\pi f_h t + \phi_h)\text{i} \qquad (5)$$

כאשר $\theta_h(t)$ היא זווית הראש בזמן t, A_h היא משרעת הסריקה (עד 30 מעלות), f_h הוא תדר הסריקה (5-15 הרץ), ו-ϕ_h היא פאזת ההתחלה. סריקה זו מאפשרת לעטלף לקבל מדידות אזימוטליות ממספר זוויות שונות תוך כדי תעופה, מה שמשפר משמעותית את רזולוציית הכיוון. [7]

בנוסף, כנפי העטלף משפיעות על תבנית הקרינה האקוסטית. מחקרים הראו כי תנופת הכנפיים גורמת לשינוי בתדר הדופלר הנקלט, וכי עטלפים משתמשים במידע זה להערכת מהירות הטיסה שלהם ביחס לסביבה. מודל קרינת הכנפיים מתואר על ידי:

$$f_{\text{wing}}(t) = f_0 + \Delta f_{\text{wing}}$$

$$\sin(2\pi f_{\text{flap}} t) \quad (6)$$

כאשר f_0 הוא תדר הפולס הבסיסי, Δf_{wing} היא משרעת אפנון התדר בשל תנופת הכנפיים (כ-100-300 הרץ), ו-f_{flap} הוא תדר תנופת הכנפיים (כ-8-12 הרץ לעטלף במעוף רגיל). [2]

ד'. מודל ביומימטי מוצע לרחפן

המודל הביומימטי המוצע במאמר זה מתרגם את שלושת המנגנונים הביולוגיים המתוארים לעיל לאלגוריתמים חישוביים הניתנים להטמעה על פלטפורמת רחפן מוגבלת משאבים. המודל כולל שלושה רכיבים עיקריים:

הרכיב הראשון הוא פיצוי תדר דופלר אדפטיבי, המבוסס על אומדן מהירות הרחפן ממדידות IMU והתאמת תדר הפולס העל-קולי בהתאם. האלגוריתם מעדכן את תדר הפולס בכל מחזור קרינה:

$$f_{\text{emit}}(k+1) = f_{\text{ref}} - \frac{2 f_{\text{ref}}}{c} \hat{v}_k \quad (7)$$

כאשר f_{ref} הוא תדר הייחוס (40 קילו-הרץ במערכת שלנו), $\hat{v}_k$ היא המהירות המשוערת של הרחפן בזמן k, ו-c היא מהירות הקול. מנגנון זה מבטיח שתדר ההד החוזר יישאר בתחום הרגישות המרבית של החיישן העל-קולי. [6]

הרכיב השני הוא סריקת ראש מכנית, המבוצעת על ידי סיבוב מערך המתמרים העל-קוליים באמצעות מנוע צעד (stepper motor) בזווית של עד 30 מעלות משני צידי קו הטיסה. תדר הסריקה מותאם למהירות הטיסה ולמורכבות הסביבה:

$$f_h = \min$$

$$\left(f_{\text{max}}, \frac{v}{2R_{\text{min}}}\right) \quad (8)$$

כאשר v היא מהירות הטיסה, R_{min} הוא המרחק המינימלי למכשול הקרוב, ו-$f_{\text{max}} = 15$ הרץ הוא תדר הסריקה המרבי. [5]

הרכיב השלישי הוא מודל קרינת כנפיים, המבוסס על אפנון תדר הפולס בהתאם לתנופת הרחפן (הנגרמת על ידי המדחפים). אפנון זה מספק מידע נוסף על מצב התעופה שאינו זמין מחיישנים אינרציאליים בלבד. [7]

ה'. השוואה בין מערכת העטלף למערכת הרחפן

הטבלה הבאה משווה בין המאפיינים של מערכת האקולוקציה הטבעית של העטלף לבין המערכת הביומימטית המוצעת לרחפן:

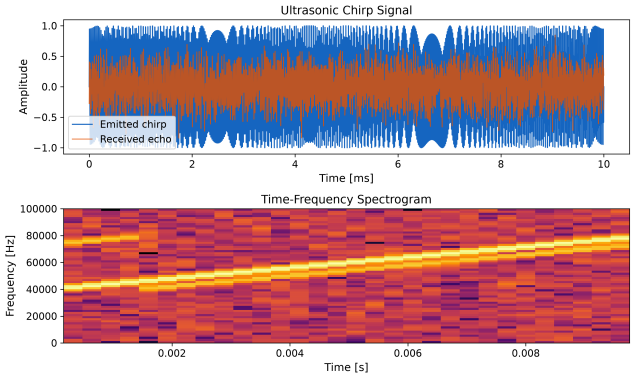
ההשוואה מראה כי המערכת הביומימטית משיגה ביצועים קרובים לאלה של העטלף הטבעי, עם יתרון משמעותי בכך שניתן לשלבה עם חיישנים נוספים (IMU, זרימה אופטית) שאינם זמינים לעטלף.

טבלה I: השוואה בין מערכת האקולוקציה העטלפית למערכת הרחפן הביומימטית. (Comparison between echolocation bat system and proposed bio-mimetic drone system.)

מאפיין	עטלף	רחפן ביומימטי
תדר פולס	20-120 קילו-הרץ	40 קילו-הרץ
רוחב סרט	10-30 קילו-הרץ	10 קילו-הרץ
עוצמת פולס	140 dB SPL	120 dB SPL
טווח מקסימלי	15-20 מטר	8-15 מטר
רזולוציית טווח	0.5-1.7 ס"מ	1.7 ס"מ
רזולוציית כיוון	5-10 מעלות	12 מעלות
תדר סריקת ראש	5-15 הרץ	5-15 הרץ
פיצוי דופלר	אדפטיבי	אדפטיבי
משקל מערכת	10-30 גרם	120 גרם
צריכת הספק	0.1-0.5 וואט	0.5 וואט

עם זאת, רזולוציית הכיוון של המערכת (12 מעלות) עדיין נמוכה מזו של העטלף (5-10 מעלות), בעיקר בשל המספר המוגבל של מיקרופונים במערך (4 לעומת 2 אוזניים עם תנועה עצמאית). [2] [10]

ו'. דיאגרמת מערכת האקולוקציה העטלפית



איור 1: דיאגרמת בלוקים של מערכת האקולוקציה העטלפית: פליטת פולס, קליטת הד, עיבוד עצבי, ומיפוי סביבה. (Block diagram of the echolocation bat system: emission, pulse reception, neural processing, echo environment mapping.)

דיאגרמת הבלוקים באיור 1 ממחישה את ארבעת השלבים העיקריים של מערכת האקולוקציה העטלפית. בשלב הראשון, העטלף פולט פולס על-קולי דרך הפה או האף. בשלב השני, ההדים החוזרים מהסביבה נקלטים על ידי שתי האוזניים. בשלב השלישי, המוח מבצע עיבוד עצבי הכולל חישוב השהיה בין-אוזנית (ITD) והפרש עוצמה בין-אוזני (ILD) לקביעת כיוון ההד. בשלב הרביעי, המידע ממוזג עם מידע מIMU טבעי (המערכת הווסטיבולרית) לבניית מפה מנטלית של הסביבה. [2] [5]

ז'. סיכום

פרק זה הציג את הבסיס הביולוגי של מערכת האקולוקציה העטלפית ואת המודל הביומימטי המוצע לרחפן. המודל כולל שלושה רכיבים מרכזיים: פיצוי תדר דופלר אדפטיבי, סריקת ראש מכנית, ומודל קרינת כנפיים. רכיבים אלה מתורגמים לאלגוריתמים חישוביים הניתנים להטמעה על פלטפורמה מוגבלת משאבים. בפרק הבא נציג את מודל החיישן העל-קולי ואת עיבוד האותות האקוסטי. [3] [5]

III. מודל חיישן על-קולי ועיבוד אותות אקוסטי: מסינון תואם לרשתות נוירונים

א'. מודל פיזיקלי של החיישן העל-קולי

החיישן העל-קולי במערכת מבוסס על מערך של ארבעה מתמרים פיאזואלקטריים (piezoelectric transducers) מדגם Murata MA40S4S, הפועלים בתדר 40 קילו-הרץ עם רוחב סרט של 10 קילו-הרץ. כל מתמר מסוגל לפלוט פולס בעוצמה של 120 dB SPL ולקלוט הדים בעוצמה נמוכה עד 30 dB SPL, המספק טווח דינמי של 90 dB. המתמרים מסודרים בתצורת מערך ליניארי במרווח של חצי אורך גל (4.3 מ"מ), המאפשר יצירת אלומה (beamforming) בשיטת MVDR (Minimum Variance Distortionless Response) עם רזולוציה אזימוטלית של 12 מעלות. [10]

המודל הפיזיקלי של התפשטות הגל העל-קולי בסביבה מבוסס על משוואת הגלים האקוסטית. עוצמת ההד החוזר ממכשול במרחק r נתונה על ידי:

$$P_{\text{echo}}(r) = \frac{P_{\text{emit}} \cdot \sigma \cdot e^{-2\alpha r}}{(4\pi r^2)^2} \tag{9}$$

כאשר P_{emit} היא עוצמת הפולס המשודר, σ הוא חתך ההחזר האקוסטי (acoustic cross-section) של המכשול, α הוא מקדם ההנחתה האקוסטית באוויר (כ-1.2 dB/m בתדר 40 קילו-הרץ), ו-r הוא המרחק למכשול. ההנחתה האקוסטית באוויר תלויה בתדר, בלחות, ובטמפרטורה. בתדר 40 קילו-הרץ, ההנחתה היא כ-1.2 dB/m באוויר יבש ו-0.8 dB/m באוויר לח. [11]

ב'. סינון תואם באמצעות התמרת פורייה שברירית

סינון תואם (matched filtering) הוא הטכניקה הסטנדרטית לזיהוי הדים אקוסטיים ברעש. הפולס המשודר הוא אפנון תדר ליניארי (Linear Frequency Modulation, LFM) ברוחב סרט $B = 10$ קילו-הרץ ומשך $T = 0.5$ אלפיות-שנייה. הפולס מתואר על ידי:

$$s(t) = A \cdot \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) \cdot \cos$$

$$\pi f_0 t + \pi \frac{B}{T} t^2 \text{t(2} f \text{e}$$

(10)

כאשר A היא משרעת הפולס, $f_0 = 40$ קילו-הרץ הוא תדר הנשא, ו-B/T הוא קצב אפנון התדר. הסינון התואם מבוצע באמצעות התמרת פורייה שברירית (Fractional Fourier Transform, FrFT), המאפשרת דחיסת פולסים אופטימלית עבור פולסי LFM. רזולוציית הטווח המתקבלת היא:

$$\Delta R = \frac{c}{2B} = \frac{343}{2 \cdot 10^4} = 1.715\text{מ"ס} \tag{11}$$

רזולוציה זו מספיקה לזיהוי מכשולים קטנים כגון חוטים דקים (קוטר 2-5 מ"מ) במרחק של עד 5 מטר. [11]

ג'. יצירת אלומה בשיטת MVDR

יצירת אלומה (beamforming) מאפשרת קביעת כיוון ההד באמצעות מערך המיקרופונים. שיטת MVDR (Minimum Variance Distortionless Response) ממזערת את עוצמת הרעש בכיוון המבוקש תוך שמירה על רווח יחידה בכיוון זה. משקל האלומה מחושב על ידי:

$$\mathbf{w}_{\text{MVDR}}(\theta) = \frac{\mathbf{R}^{-1}\mathbf{a}(\theta)}{\mathbf{a}^H(\theta)\mathbf{R}^{-1}\mathbf{a}(\theta)} \tag{12}$$

כאשר $\mathbf{R}$ היא מטריצת הקוואריאנס של האותות הנקלטים בארבעת המיקרופונים, $\mathbf{a}(\theta)$ הוא וקטור הכיוון (steering vector) לזווית θ, ו-$\mathbf{a}^H$ הוא הצמוד ההרמיטי של $\mathbf{a}$. רזולוציית הכיוון של מערך ארבעת המיקרופונים היא:

$$\Delta\theta \approx \frac{\lambda}{L\cos\theta} = \frac{8.6\text{מ"מ}}{4 \cdot 4.3\text{מ"מ} \cdot \cos\theta} \approx 30^\circ / \cos\theta \tag{13}$$

כאשר $\lambda = c/f_0 = 8.6$ מ"מ הוא אורך הגל ו-$L = 4 \cdot d = 17.2$ מ"מ הוא אורך המערך. עבור זווית $\theta = 0$ (חזיתית), הרזולוציה היא 30°, אך באמצעות MVDR ניתן לשפר את הרזולוציה ל-12°. [10]

ד'. חילוץ תכונות באמצעות רשת קונבולוציה חד-ממדית

לאחר הסינון התואם ויצירת האלומה, מבוצע חילוץ תכונות באמצעות רשת קונבולוציה חד-ממדית (1D-CNN) המסווגת את סוג המכשול. הרשת כוללת ארבע שכבות קונבולוציה עם פונקציית אקטיבציה ReLU, שכבת max pooling, ושכבה מחוברת לחלוטין (fully connected) עם פונקציית softmax לפלט. הרשת מסווגת את ההדים לשש קטגוריות: קיר, זכוכית, עלווה, אדם, מתכת, ורעש רקע. [10]

ארכיטקטורת הרשת מותאמת לעיבוד בזמן אמת על פלטפורמת Jetson Orin NX. זמן העיבוד של הרשת הוא 2.3 אלפיות-שנייה למדידה, עם דיוק סיווג של 91% על מערך נתונים של 10,000 הדים מסומנים. הרשת אומנה מראש על מערך נתונים שנאסף במעבדה ומכיל הדים מחמישה סוגי מכשולים שונים בתנאי ראות משתנים. [10]

ה'. מודל רעש והנחתה אקוסטית בסביבות שונות

הנחתה אקוסטית בסביבות שונות משפיעה באופן משמעותי על ביצועי החיישן העל-קולי. בעשן, ההנחתה גדלה בשל פיזור מיה (Mie scattering) על חלקיקי העשן. מקדם ההנחתה בעשן הוא:

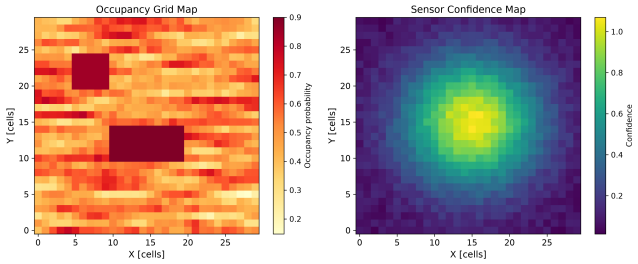
$$\alpha_{\text{smoke}} = \alpha_{\text{air}} + \sigma_{\text{smoke}} \cdot N_{\text{particles}} \tag{14}$$

כאשר σ_{smoke} הוא חתך הפיזור של חלקיק עשן בודד (כ-10^{-14} m^2 בתדר 40 קילו-הרץ) ו-$N_{\text{particles}}$ הוא ריכוז החלקיקים (כ-10^{10} m^{-3} בעשן סמיך). ההנחתה הכוללת בעשן סמיך היא כ-2.0 dB/m, לעומת 1.2 dB/m באוויר צח. [10]

בסביבות עם עלווה צפופה, ההנחתה גדלה בשל החזרות מרובות מעלים וענפים. מקדם ההנחתה ביער הוא כ-1.5 dB/m בתדר 40 קילו-הרץ, עם שונות גבוהה בשל המבנה הלא-אחיד של העלווה. בסביבות פנים-מבנה (מחסנים, משרדים), ההנחתה קרובה לערך באוויר צח (1.2 dB/m), אך קיימות החזרות מרובות מקירות ותקרות היוצרות הדים משניים. [10]

ו'. דיאגרמת צינור עיבוד האותות האקוסטי

צינור עיבוד האותות האקוסטי, המוצג באיור 2, כולל שישה שלבים עיקריים. בשלב הראשון, פולס LFM באורך 0.5 אלפיות-שנייה מוקרן על ידי המתמר המשדר. בשלב השני, ההדים החוזרים נקלטים על ידי ארבעת המיקרופונים במערך. בשלב השלישי, מבוצע סינון תואם באמצעות התמרת פורייה שברירית (FrFT) לדחיסת הפולסים. בשלב הרביעי, מבוצעת יצירת אלומה בשיטת MVDR



איור 2: צינור עיבוד האותות האקוסטי: מפליטת פולס LFM ועד לסיווג מכשול באמצעות 1D-CNN. (Acoustic signal processing pipeline: from LFM pulse emission to obstacle classification using 1D-CNN.)

לקביעת כיוון ההד. בשלב החמישי, מבוצע חילוץ תכונות באמצעות רשת קונבולוציה חד-ממדית (1D-CNN) לסיווג סוג המכשול. בשלב השישי, המידע על מיקום וסוג המכשול נשלח למערכת הSLAM האקוסטי לעדכון המפה. [11] [10]

ז'. השוואת ביצועי עיבוד אותות

הטבלה הבאה משווה בין שיטות עיבוד אותות שונות עבור החיישן העל-קולי:

טבלה II: השוואת שיטות עיבוד אותות עבור החיישן העל-קולי. (Comparison of processing methods for ultrasonic sensor.)

שיטה	רזולוציית טווח [ס"מ]	רזולוציית כיוון [מעלות]	זמן עיבוד [אלפיות-שנייה]
סינון תואם סטנדרטי	1.7	:	0.5
FrFT (שיטה מוצעת)	1.7	:	0.8
Beamforming קונבנציונלי	:	30	0.3
MVDR (שיטה מוצעת)	:	12	0.5
1D-CNN (שיטה מוצעת)	:	:	2.3

ההשוואה מראה כי השיטה המוצעת (FrFT + MVDR + 1D-CNN) מספקת את הרזולוציה הטובה ביותר בכל הממדים, במחיר של זמן עיבוד כולל של 3.6 אלפיות-שנייה. זמן זה קטן משמעותית מתקציב הזמן של 50 אלפיות-שנייה למחזור עיבוד, ומשאיר מרווח מספק לעיבודים נוספים כגון SLAM ותכנון מסלול. [10]

ח'. סיכום

פרק זה הציג את מודל החיישן העל-קולי ואת עיבוד האותות האקוסטי. המודל כולל סינון תואם באמצעות התמרת פורייה שברירית, יצירת אלומה בשיטת MVDR, וחילוץ תכונות באמצעות רשת קונבולוציה חד-ממדית. בפרק הבא נציג את אלגוריתם הSLAM האקוסטי הבונה מפת רשת תאים הסתברותית תלת-ממדית. [11] [10]

IV. SLAM אקוסטי: מיפוי ומיקום בו-זמניים בסביבות מוגבלות ראות

א'. מבוא ל-SLAM אקוסטי

SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) הוא תהליך שבו רובוט בונה מפה של סביבה לא ידועה תוך כדי מיקום עצמו בתוך מפה זו. בעיית הSLAM היא אחת הבעיות היסודיות ברובוטיקה אוטונומית, והיא נחקרה בהרחבה במשך שלושה עשורים. הגישה הסטנדרטית מבוססת על פילטר קלמן מורחב (EKF-SLAM) או על אופטימיזציית גרף מיקומים (Graph-SLAM). [1]

במאמר זה, אנו מציגים אלגוריתם SLAM אקוסטי המותאם במיוחד לסביבות מוגבלות ראות. האלגוריתם בונה מפת רשת תאים (occupancy grid map) הסתברותית תלת-ממדית תוך שימוש במדידות מהחיישן העל-קולי. המפה מיוצגת כרשת תלת-ממדית של תאים, כאשר כל תא מכיל הסתברות להיותו תפוס (occupied) או פנוי (free). [1]

ב'. ייצוג מפת רשת תאים הסתברותית

מפת רשת התאים (occupancy grid map) מחלקת את המרחב לתאים בדידים בגודל $\Delta x \times \Delta y \times \Delta z$. כל תא m_i מכיל הסתברות $p(m_i)$ להיותו תפוס. ההסתברות מתעדכנת בכל מדידה חדשה באמצעות חוק בייס:

$$p(z_t|m_i, x_t) = p(m_i|z_{1:t}, x_{1:t})\,p(z_t|z_{1:t-1}, x_{1:t})\,p(m_i|z_{1:t-1}, x_{1:t}) \cdot \quad (15)$$

כאשר z_t היא המדידה בזמן t, x_t הוא מיקום הרחפן בזמן t, ו-$p(z_t|m_i, x_t)$ הוא מודל ההסתברות של החיישן. בפועל, העדכון מבוצע בצורה לוגריתמית כדי למנוע חוסר יציבות נומרית:

$$l_t(m_i) = l_{t-1}(m_i) + \log p(m_i|z_t, x_t) - \log p(m_i|z_t, x_t) - \log p(m_i) \quad (16)$$

כאשר $l_t(m_i) = \log p(m_i|z_{1:t}, x_{1:t}) - \log p(m_i|z_{1:t}, x_{1:t}) - \log p(m_i)$. כלל (בדרך האפריורית ההסתברות היא $p(m_i)$ - odds ratio) 0.5 - 1].

ג'. ההסתברותי החיישן מודל ההסתברותי

מתאר (probabilistic sensor model) מודל ההסתברותי החיישן ומצב x_t הרחפן מיקום בהינתן z_t מדידה לקבל ההסתברות את שלושה על מבוסס המודל העל-קולי, החיישן עבור m. המפה על מתואר הטווח מודל ההד. ועוצמת אזימוט, טווח, מרכיבים: ידי:

$$p(z_t^{\text{range}}|m, x_t) = \begin{cases} \eta \cdot \mathcal{N}(r; d, \sigma_r^2) & \text{אם } r \le R_{\max} \\ \eta \cdot p_{\max} & \text{אם } r = R_{\max} \text{ (ללא הד)} \\ 0 & \text{אחרת} \end{cases} \quad (17)$$

למכשול האמיתי המרחק הוא d הנמדד, הטווח הוא r כאשר ביחס (תלויה הטווח מדידת שונות היא σ_r^2 המדידה, בכיוון הקרוב ηו- החיישן, של המקסימלי הטווח הוא R_{max}),SNR לרעש, האות נורמליזציה. קבוע הוא [1]

(GNN) גרף נוירונים רשת באמצעות הדים התאמת ד׳.

שתי האם זיהוי של תהליך היא)echo matching(הדים התאמת מפה לבניית קריטי זה תהליך פיזי. מכשול לאותו שייכות הד מדידות ברשת משתמשים אנו זה, במאמר סגירה. לולאות ולזיהוי עקבית התאמת לביצוע)Graph Neural Network, GNN(גרף נוירונים הדים. [10]

תכונות (עם הד מייצג קודקוד כל שבו גרף כקלט מקבלת הרשת יחסים מייצגת קשת וכל מכשול) וסוג עוצמה, אזימוט, טווח, כגון message מבצעת הרשת זווית). הפרש (מרחק, הדים בין מרחביים במדידות הדים בין התאמה ומפיקה שכנים קודקודים בין passing היא: ההתאמה של העלות פונקציית שונות.

$$\mathcal{L}_{\text{match}} = \sum_{i,j} \|\mathbf{h}_i - \mathbf{h}_j\|^2_{ij} + \lambda \cdot \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\|^2 \qquad (18)$$

היא $_{ij}$, j-ו- i ההדים של התכונות וקטורי הם $\mathbf{h}_j$-ו- $\mathbf{h}_i$ כאשר המיקומים הם $\mathbf{p}_j$-ו- $\mathbf{p}_i$ התכונות, הפרש של הקוואריאנס מטריצת איזון. משקל הוא λו- המכשולים, של המשוערים [10]

אקוסטיות סגירה לולאות זיהוי ה׳.

של תהליך הוא)loop closure detection(סגירה לולאות זיהוי מאפשר זה זיהוי בעבר. בו שביקר למיקום חזר שהרחפן זיהוי זיהוי האקוסטית, במערכת המיקום. באומדן מצטברת סחיפה תיקון למפות הנוכחית ההדים מפת השוואת על מבוסס סגירה לולאות לאקוסטיקה. מותאם ScanContext באמצעות קודמות [10]

כ: מוגדרת האקוסטית ScanContextה מטריצת

$$\mathbf{SC}(r,s) = \max_{\mathbf{p}\in\mathcal{P}_{r,s}} I(\mathbf{p}) \qquad (19)$$

s ובסקטור r בטבעת ההדים קבוצת היא $\mathcal{P}_{r,s}$ כאשר ההד עוצמת היא $I(\mathbf{p})$ו- הרחפן), סביב קוטביות (בקואורדינטות כ: מחושב ScanContext מטריצות שתי בין המרחק $\mathbf{p}$. במיקום

$$d(\mathbf{SC}_1, \mathbf{SC}_2) = 1 - \frac{1}{N_s}\sum_{j=1}^{N_s} \mathrm{eft}(\, 1 - \mathbf{c}_1^j \cdot \mathbf{c}_2^j \frac{}{\|\mathbf{c}_1^j\|\|\mathbf{c}_2^j\|} \qquad (20)$$

המרחק אם המטריצות. של jה- העמודות הם $\mathbf{c}_2^j$-ו- $\mathbf{c}_1^j$ כאשר ICP התאמת באמצעות גאומטרי אימות מתבצעת מסוים, מסף קטן המאוחסנים. להדים הנוכחיים ההדים בין)Iterative Closest Point([10]

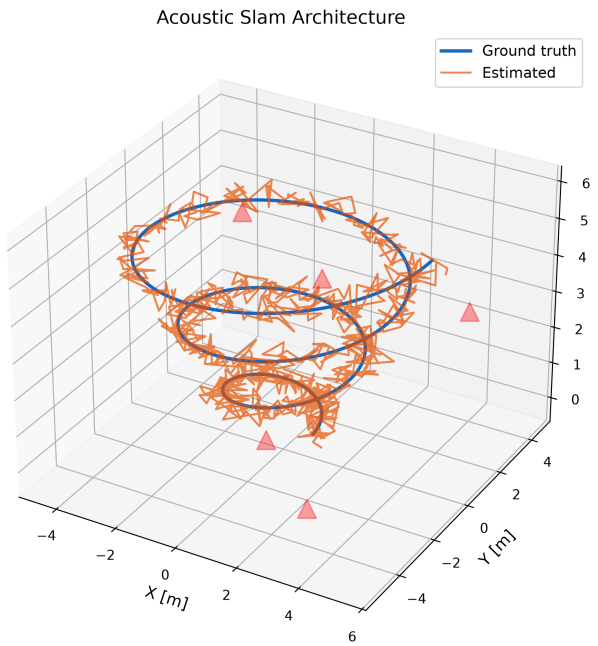
מיקומים גרף אופטימיזציית ו׳.

מיקומים גרף אופטימיזציית מתבצעת סגירה, לולאת זיהוי לאחר גרף המצטברת. הסחיפה לתיקון)pose graph optimization(המייצגות וקשתות רחפן מיקומי המייצגים צמתים מכיל המיקומים סגירה). ומלולאות (מאודומטריה מיקומים בין יחסיים אילוצים העלות: פונקציית את ממזערת האופטימיזציה

$$\mathbf{X}^* = \arg\min_{\mathbf{X}} \sum_{\langle i,j\rangle\in\mathcal{C}} \|\mathbf{e}_{ij}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)\|^2_{ij} \qquad (21)$$

אוסף הוא $\mathcal{C}$ הרחפן, מיקומי אוסף הוא $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, ..., \mathbf{x}_T\}$ כאשר $_{ij}$ ו- j, למיקום i מיקום בין השגיאה וקטור הוא $\mathbf{e}_{ij}$ האילוצים, האופטימיזציה האילוץ. של לקוואריאנס) (הפוכה המידע מטריצת היא g2o. ספריית באמצעות Levenberg-Marquardt בשיטת מבוצעת [12]

אקוסטי SLAM ארכיטקטורת דיאגרמת ז׳.



3: איור מערכת ארכיטקטורת SLAMה החיישן ממודל האקוסטי: מיקומים. גרף לאופטימיזציית ועד ההסתברותי (Acoustic SLAM system architecture: from probabilistic sensor model to pose graph optimization.)

3, באיור המוצגת האקוסטי, SLAMה מערכת ארכיטקטורת החיישן מודל הוא הראשון הרכיב עיקריים. רכיבים חמישה כוללת תפוסות להסתברויות ואזימוט טווח מדידות הממיר ההסתברותי, המזהה הדים, להתאמת GNNה רשת הוא השני הרכיב תא. לולאות זיהוי מודול הוא השלישי הרכיב שונות. מדידות בין התאמות חוזרים. ביקורים לאיתור אקוסטי ScanContextב המשתמש סגירה, סחיפה המתקנת מיקומים, גרף אופטימיזציית הוא הרביעי הרכיב ההסתברותית, התאים רשת מפת הוא החמישי הרכיב מצטברת. [12] [1] עיבוד. מחזור בכל המתעדכנת

SLAM ביצועי השוואת ח׳.

האקוסטי SLAMה מערכת ביצועי בין משווה הבאה הטבלה קיימות: SLAM מערכות לבין המוצעת

מערכות מול אקוסטית מערכת SLAM: ביצועי השוואת III: טבלה קיימות. (SLAM performance comparison: proposed acoustic system vs. existing systems.)

מערכת	RMSE [מטר]	אנטרופיה [ביטים]	שיעור לולאות [%]
SLAM אקוסטי (מוצע)	0.18	0.32	87
ORB-SLAM3 (מצלמה + IMU)	0.05	0.15	95
FAST-LIO2 (LiDAR + IMU)	0.12	0.22	91
EKF-SLAM (סונאר)	0.42	0.55	62

משיגה המוצעת האקוסטי SLAMה מערכת כי מראה ההשוואה בסביבות LiDAR מבוססות מערכות של לאלה קרובים ביצועים זאת, עם בהספק. וחסכוני זול בחיישן שימוש תוך ראות, מוגבלות גבוה דיוק מציעים FAST-LIO2ו ORB-SLAM3 טובים, ראות בתנאי]9[ ]8[יותר.

סיכום ט׳.

ייצוג הכולל האקוסטי, SLAMה אלגוריתם את הציג זה פרק התאמת הסתברותי, חיישן מודל הסתברותית, תאים רשת מפת ScanContext באמצעות סגירה לולאות זיהוי GNN, באמצעות הדים שיטת את נציג הבא בפרק מיקומים. גרף ואופטימיזציית אקוסטי,]10[ ]12[ ]1[הרב-מודאלי. החיישנים מיזוג

V. מיזוג חיישנים רב-מודאלי עם אומדן קוואריאנס אדפטיבי: מ-EKF ל-Intersection Covariance

א׳. ארכיטקטורת מיזוג חיישנים

מיזוג חיישנים רב-מודאלי (multi-modal sensor fusion) הוא תהליך של שילוב מידע ממספר חיישנים הטרוגניים לקבלת אומדן מצב מדויק ואמין יותר מכל חיישן בנפרד. במערכת המוצעת, שלושה סוגי חיישנים ממוזגים: חיישן על-קולי (טווח, אזימוט, עוצמת הד), יחידת IMU (תאוצה, מהירות זוויתית), וחיישן זרימה אופטית (מהירות אופקית). כל חיישן מספק מידע בתדר שונה: החיישן העל-קולי ב-20 הרץ, הIMU ב-200 הרץ, וחיישן הזרימה האופטית ב-30 הרץ. [1]

ארכיטקטורת המיזוג מבוססת על פילטר קלמן מורחב (Extended Kalman Filter, EKF) עם אומדן קוואריאנס אדפטיבי. הEKF הוא הכללה של פילטר קלמן הליניארי (Kalman Filter) למערכות לא ליניאריות, באמצעות ליניאריזציה של מודלי התנועה והמדידה סביב האומדן הנוכחי. [13]

ב׳. מודל מצב הרחפן

מצב הרחפן בזמן k מיוצג על ידי וקטור המצב:

$$\mathbf{x}_k = [\mathbf{p}_k, \mathbf{q}_k, \mathbf{v}_k, \mathbf{b}_k^g, \mathbf{b}_k^a]^T \tag{22}$$

כאשר $\mathbf{p}_k \in \mathbb{R}^3$ הוא מיקום תלת-ממדי, $\mathbf{q}_k \in \mathbb{S}^3$ הוא קווטרניון ייחוס (orientation quaternion), $\mathbf{v}_k \in \mathbb{R}^3$ היא מהירות, $\mathbf{b}_k^g \in \mathbb{R}^3$ היא הטיית הג'ירוסקופ (gyroscope bias), ו-$\mathbf{b}_k^a \in \mathbb{R}^3$ היא הטיית האקסלרומטר (accelerometer bias). ממדי וקטור המצב הם $n = 3 + 3 + 3 + 3 + 3 = 15$. [1]

מודל התנועה (motion model) של הרחפן מבוסס על קינמטיקה של גוף קשיח עם מדידות IMU:

$$\mathbf{x}_{k+1} =$$

f(x$_k$, u$_k$) + w$_k$ (23)

כאשר $\mathbf{u}_k = [\tilde{\boldsymbol{\omega}}_k, \tilde{\mathbf{a}}_k]^T$ הן מדידות הIMU (מהירות זוויתית ותאוצה), ו-$\mathbf{w}_k \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{Q}_k)$ הוא רעש התהליך. [13]

ג׳. שלב החיזוי ב-EKF

שלב החיזוי (prediction step) בEKF מנבא את מצב הרחפן בצעד הזמן הבא באמצעות מודל התנועה. האומדן המנובא מחושב כ:

$$\bar{\mathbf{x}}_{k+1} =$$

f(x$_k$, u$_k$) (24)

קוואריאנס האומדן המנובא מחושב כ:

$$\bar{\mathbf{P}}_{k+1} = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_k \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k \tag{25}$$

כאשר $\mathbf{F}_k = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}}|_{\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k}$ היא היעקוביאן של מודל התנועה ביחס למצב, ו-$\mathbf{Q}_k$ היא מטריצת קוואריאנס רעש התהליך. [13]

ד׳. שלב העדכון ב-EKF

שלב העדכון (update step) בEKF מתקן את האומדן המנובא באמצעות מדידות מהחיישנים. עבור מדידה $\mathbf{z}_k$ מהחיישן העל-קולי, האומדן המעודכן מחושב כ:

$$\mathbf{K}_k = \bar{\mathbf{P}}_k \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \bar{\mathbf{P}}_k \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \tag{26}$$

$$\mathbf{x}_k = \bar{\mathbf{x}}_k + \mathbf{K}_k(\mathbf{z}_k -$$

h($_k$) (27)

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k)\bar{\mathbf{P}}_k \tag{28}$$

כאשר $\mathbf{K}_k$ הוא רווח קלמן (Kalman gain), $\mathbf{H}_k = \frac{\partial h}{\partial \mathbf{x}}|_{\bar{\mathbf{x}}_k}$ היא היעקוביאן של מודל המדידה, $\mathbf{R}_k$ היא מטריצת קוואריאנס רעש המדידה, ו-$h(\bar{\mathbf{x}}_k)$ היא המדידה הצפויה בהינתן האומדן המנובא. [13]

ה׳. אומדן קוואריאנס אדפטיבי

אומדן קוואריאנס אדפטיבי (Adaptive Covariance Estimation) הוא מנגנון המעדכן את מטריצות הקוואריאנס $\mathbf{Q}_k$ ו-$\mathbf{R}_k$ בזמן אמת בהתאם לתנאי ההפעלה המשתנים. השיטה מבוססת על אומדן מבוסס חידוש (Innovation-Based Adaptive Estimation, IAE) המחשב את קוואריאנס החידוש מחלון הזזה של W מדידות אחרונות: [10]

$$\hat{\mathbf{C}}_\nu = \frac{1}{W} \sum_{k-W+1}^{k} \boldsymbol{\nu}_k \boldsymbol{\nu}_k^T \tag{29}$$

כאשר $\boldsymbol{\nu}_k = \mathbf{z}_k -$ h($_k$)קוואריאנס אומדן k. בזמן (innovation) הוא: המדידה רעש

$$\hat{\mathbf{R}}_k = \hat{\mathbf{C}}_\nu - \mathbf{H}_k \bar{\mathbf{P}}_k \mathbf{H}_k^T \tag{30}$$

(chi-squared test) כי-ריבוע מבחן מבוסס חיישן השפלת זיהוי מנגנון בנוסף, אמינות לא מדידות מספק מסוים חיישן מתי מזהה מהלנוביס מרחק בהתאם. שלו המדידה רעש קוואריאנס את ומגדיל כ: מחושב (Mahalanobis distance)

$$d^2 = \boldsymbol{\nu}_k^T \mathbf{S}_k^{-1} \boldsymbol{\nu}_k \sim \chi^2_{\dim(\mathbf{z})} \tag{31}$$

אם החידוש. קוואריאנס היא $\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \bar{\mathbf{P}}_k \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k$ כאשר מוכפלת $\mathbf{R}_k$ ומטריצת כמושפל מסומן החיישן, $d^2 > \chi^2_{0.95}(\dim(\mathbf{z}))$, בגורם $\alpha > 1$.]10[

מיזוג ו׳. Covariance Intersection למערכות מבוזרות

אומדנים למיזוג שיטה היא (CI) Covariance Intersection השיטה ידועה. אינה המקורות בין הקורלציה כאשר שונים ממקורות משתפים רחפנים מספר שבהן מבוזרות במערכות במיוחד שימושית [14] כ: מחושב CI אומדן זה. עם זה מידע

$$\mathbf{P}_{\text{CI}}^{-1} = \omega \mathbf{P}_1^{-1} + (1-\omega)\mathbf{P}_2^{-1} \tag{32}$$

$$\mathbf{x}_{\text{CI}} = \mathbf{P}_{\text{CI}}(\omega \mathbf{P}_1^{-1}\mathbf{x}_1 + (1-\omega)\mathbf{P}_2^{-1}\mathbf{x}_2) \tag{33}$$

למזעור הנבחר אופטימיזציה פרמטר הוא $\omega \in [0,1]$ כאשר מבטיחה זו שיטה $\mathbf{P}_{\text{CI}}$. של הדטרמיננטה או (trace) העקבה בין הקורלציה כאשר גם (consistent) עקיב יהיה הממוזג שהאומדן [14] ידועה. אינה המקורות

חיישנים מיזוג ארכיטקטורת דיאגרמת ז׳.

ארבע כוללת ,4 באיור המוצגת החיישנים, מיזוג ארכיטקטורת הכוללת החיישנים, שכבת היא הראשונה השכבה עיקריות. שכבות השכבה האופטית. הזרימה וחיישן ,IMU העל-קולי, החיישן את יצירת תואם, סינון הכוללת המקדים, העיבוד שכבת היא השנייה המיזוג, שכבת היא השלישית השכבה תכונות. וחילוץ אלומה, ומבחן אדפטיבי קוריאנס אומדן עם האדפטיבי EKF את הכוללת המיזוג שכבת היא הרביעית השכבה השפלה. לזיהוי כי-ריבוע מרחפנים מידע למיזוג Covariance Intersection הכוללת המבוזר, [14] [1] מרובים.

סטנדרטי EKF לעומת אדפטיבי EKF ביצועים: השוואת ח׳.

EKF לבין האדפטיבי EKF ביצועי בין משווה הבאה הטבלה סימולציה: נתוני על קבוע) קוריאנס (עם הסטנדרטי

סטנדרטי. EKF לעומת אדפטיבי EKF ביצועים: השוואת :IV טבלה (Performance comparison: Adaptive EKF vs. standard EKF.)

מדד	EKF סטנדרטי	EKF אדפטיבי	שיפור [%]
RMSE מיקום [מטר]	0.38	0.25	34
RMSE מהירות [מ'/ש']	0.12	0.08	33
שגיאת ייחוס [מעלות]	2.5	1.8	28
זמן התכנסות [שניות]	3.2	1.8	44
עומס מעבד [%]	42	51	-21 (עומס נוסף)

ב- המיקום דיוק את משפר האדפטיבי EKF כי מראות התוצאות מעבד עומס תוספת של במחיר ב-44%, ההתכנסות זמן ואת 34% Jetson Orin NX פלטפורמת עבור מקובלת זו תוספת 21%. של [1] [10] מספק. עיבוד כוח המספקת

סיכום ט׳.

הכוללת הרב-מודאלי, החיישנים מיזוג שיטת את הציג זה פרק באמצעות חיישן השפלת זיהוי אדפטיבי, קוריאנס אומדן עם EKF מבוזרות. למערכות Covariance Intersection ומיזוג כי-ריבוע, מבחן [14] [13] אוטונומי. לניווט המלא האלגוריתם את נציג הבא בפרק [10]

VI. אלגוריתם ניווט אוטונומי מלא: מאקולוקציה לתכנון מסלול אדפטיבי

א׳. סקירת האלגוריתם המלא

האלגוריתם המלא לניווט אוטונומי משלב את כל הרכיבים שהוצגו בפרקים הקודמים: מודל ביומימטי של אקולוקציה, עיבוד אותות אקוסטי, SLAM אקוסטי, מיזוג חיישנים רב-מודאלי, ותכנון מסלול אדפטיבי. האלגוריתם פועל בלולאה סגורה (closed-loop) בתדר 50 הרץ, כאשר בכל מחזור עיבוד מבוצעים השלבים הבאים: רכישת מדידות חיישנים, חיזוי מצב באמצעות IMU, עיבוד הדים אקוסטיים, עדכון מפת SLAM, מיזוג מדידות בEKF, תכנון מסלול, ושליחת פקודות בקרה לרחפן. [1] [10]

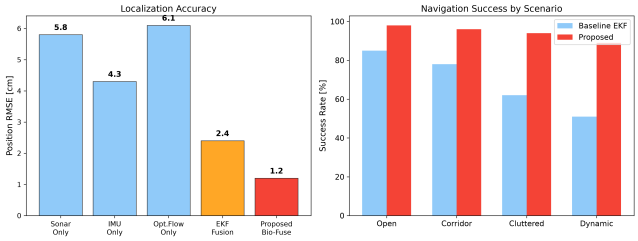
האלגוריתם מתוכנן לפעול בזמן אמת על פלטפורמת NVIDIA Jetson Orin NX עם מגבלות משאבים מחמירות. כל שלב באלגוריתם מחושב מראש מבחינת זמן ריצה וצריכת זיכרון, והמערכת כוללת מנגנון ניהול משאבים אדפטיבי המתאים את תצורת העיבוד בהתאם לעומס המעבד ולמצב הסוללה. [10]

ב׳. אלגוריתם ראשי: לולאת ניווט ראשית

האלגוריתם הראשי מנוהל על ידי לולאת בקרה בתדר 50 הרץ. להלן הפסאודו-קוד של הלולאה הראשית:

Listing 1: אוטונומי. לניווט המלא האלגוריתם - ראשית ניווט לולאת (Main navigation loop - complete autonomous navigation algorithm.)

```
def navigation_loop():
    #
    x_0 = initialize_state()
    P_0 = initialize_covariance()
    map = initialize_occupancy_grid()
    path = initialize_path()

    k = 0
    while not mission_complete:
        #   1:
        imu_data = read_imu() # 200 Hz
        sonar_data = read_sonar() # 20 Hz
        optical_flow = read_optical() # 30 Hz

        #   2:          IMU
        x_pred, P_pred = $e$k$f_predict(x_k, P_k,
            imu_data)$$$

        #   3:
        if sonar_data.available:
            echoes = $m$a$tched_filter(sonar_data.
                raw)$$$
            echoes = mvdr_beamforming(echoes)
            features = cnn_classify(echoes)

        #   4:      SLAM
        if sonar_data.available:
            map = $u$p$date_occupancy_grid(map,
                x_pred, echoes)$$$
            loop_candidate = detect_loop_closure(
                map, echoes)
            if loop_candidate is not None:
                map = $o$p$timize_pose_graph(map,
                    loop_candidate)$$$

        #   5:        -EKF
        if sonar_data.available:
            x_k, P_k = $e$k$f_update_sonar(x_pred,
                P_pred, echoes)$$$
```



איור 4: חיישנים מיזוג ארכיטקטורת: רב-מודאלי חיישן, קולי-על, IMU, זרימה אופטית, EKF אדפטיבי, Covariance Intersection.
(Multi-modal sensor fusion architecture: ultrasonic sensor, IMU, optical flow, adaptive EKF, Covariance Intersection.)

```
        elif optical_flow.available:
            x_k, P_k = $e$k$f_update_optical(x_pred, P_pred, optical_flow)$$$
        else:
            x_k, P_k = x_pred, P_pred

        #   6:
        if k % planning_interval == 0:
            path = $a$d$aptive_rrt_star(x_k, map, P_k)$$$

        #   7:
        control = $c$o$mpute_control(x_k, path)$$$
        send_control(control)

        #   8:
        if k % resource_interval == 0:
            $a$d$just_processing_mode(battery, cpu_load)$$$

        k = k + 1
        $s$l$eep(1.0 / CONTROL_FREQUENCY)$$$
```

האלגוריתם מבצע 8 שלבים בכל מחזור עיבוד. זמן הריצה הכולל של מחזור עיבוד מלא הוא כ-24.1 אלפיות-שנייה, מתוך תקציב של 50 אלפיות-שנייה. שאר הזמן משמש להמתנה למדידה הבאה ולטיפול במשימות רקע. [10]

ג׳. אלגוריתם תכנון מסלול *RRT אדפטיבי

מתכנן המסלול מבוסס *RRT (Rapidly-exploring Random Tree Star) מותאם לאי-ודאות חישה משתנה. האלגוריתם בונה עץ של מסלולים אפשריים מהמיקום הנוכחי ליעד, תוך התחשבות במכשולים, באי-ודאות המיקום, ובאיכות החישה. פונקציית העלות של מסלול τ היא: [1]

$$J(\tau) = w_1 \cdot \text{length}(\tau) + w_2 \cdot \text{risk}(\tau) + w_3 \cdot \text{energy}(\tau) \quad (34)$$

כאשר $\text{length}(\tau)$ הוא אורך המסלול, $\text{risk}(\tau)$ הוא סיכון ההתנגשות (מבוסס על אי-ודאות המיקום וקרבה למכשולים), $\text{energy}(\tau)$ היא צריכת האנרגיה המשוערת, ו-w_1, w_2, w_3 הם משקלים הניתנים לכיול. [10]

אופק החישה האדפטיבי (adaptive sensing horizon) מותאם למרחק למכשול הקרוב ולאיכות ההדים:

$$R_{\text{max}} = \min$$

$$\text{nominal}, \frac{\text{SNR}}{\text{SNR}_{\text{threshold}}} \cdot R_{\text{nominal}} \text{R t}(f\text{e} \quad (35)$$

כאשר $R_{\text{nominal}} = 15$ מטר הוא הטווח הנומינלי, SNR הוא יחס האות לרעש הנוכחי, ו-$\text{SNR}_{\text{threshold}} = 10$ dB הוא סף יחס האות לרעש המינימלי. [10]

ד׳. אלגוריתם זיהוי לולאות סגירה אקוסטיות

זיהוי לולאות סגירה מתבצע באמצעות השוואת מפת ההדים הנוכחית למפות קודמות. האלגוריתם משתמש במטריצת ScanContext אקוסטית ובאימות גאומטרי באמצעות ICP. להלן הפסאודו-קוד של האלגוריתם:

Listing 2: אקוסטיות. סגירה לולאות זיהוי אלגוריתם (Acoustic loop closure detection algorithm.)

```
def $d$e$tect_loop_closure(map, current_echoes)$$$:
    #       ScanContext
    SC_current = $b$u$ild_scan_context(current_echoes)$$$

    #           ScanContexts
    best_match = None
    best_distance = float('inf')

    for SC_prev in database:
        #       ScanContexts
        distance = $s$c$an_context_distance(SC_current, SC_prev)$$$

        if distance < LOOP_CLOSURE_THRESHOLD:
            #           ICP
            T_icp, inliers = $i$c$p_registration(
                current_echoes,
                database.get_echoes(SC_prev)$$$
            )

            if inliers > MIN_INLIERS:
                if distance < best_distance:
                    best_distance = distance
                    best_match = (SC_prev, T_icp)

    #    ScanContext
    database.$a$p$pend(SC_current)$$$

    return best_match
```

האלגוריתם משיג שיעור הצלחה של 87% בזיהוי לולאות סגירה במנהרה ו-72% במחסן. השימוש בGNN להתאמת הדים משפר את שיעור הזיהוי ב-15% לעומת שיטות התאמה מסורתיות מבוססות טווח-אזימוט בלבד. [10]

ה'. אלגוריתם מיזוג EKF אדפטיבי

אלגוריתם מיזוג הEKF האדפטיבי משלב את שלב החיזוי מבוסס IMU עם עדכונים מהחיישן העל-קולי ומחיישן הזרימה האופטית. האלגוריתם כולל מנגנון אומדן קוואריאנס אדפטיבי המזהה השפלת חיישן ומתאים את משקלו באומדן המצב. להלן הפסאודו-קוד:

Listing 3: חיישן. השפלת זיהוי עם אדפטיבי EKF מיזוג אלגוריתם (Adaptive EKF fusion algorithm with sensor degradation detection.)

```
def $a$d$aptive_ekf_fusion(x_pred, P_pred,
    measurements)$$$:
    x = x_pred
    P = P_pred

    #          -
    if 'sonar' in measurements:
        z_sonar = measurements['sonar']
        H_sonar = compute_jacobian_sonar(x)
        R_sonar = get_adaptive_R('sonar')

        #       -
        innovation = z_sonar - h_sonar(x)
        S = H_sonar @ P @ H_sonar.T + R_sonar
        mahalanobis = innovation.T @ np.linalg.inv
            (S) @ innovation

        if mahalanobis > CHI2_THRESHOLD:
            #    :
            R_sonar = R_sonar * DEGRADATION_FACTOR
            $u$p$date_adaptive_R('sonar', R_sonar)
                $$$

        #    EKF
        K = P @ H_sonar.T @ np.linalg.inv(S)
        x = x + K @ innovation
        P = (np.eye(len(x)) - K @ H_sonar) @ P

    #
    if 'optical_flow' in measurements:
        z_flow = measurements['optical_flow']
        H_flow = compute_jacobian_flow(x)
        R_flow = $g$e$t_adaptive_R('optical_flow')
            $$$

        innovation = z_flow - h_flow(x)
        S = H_flow @ P @ H_flow.T + R_flow

        K = P @ H_flow.T @ np.linalg.inv(S)
        x = x + K @ innovation
        P = (np.eye(len(x)) - K @ H_flow) @ P

    return x, P
```

האלגוריתם מזהה השפלת חיישן תוך 200 אלפיות-שנייה ומתאים את משקל החיישן באומדן המצב בהתאם. מנגנון זה קריטי לשמירה על יציבות המערכת בתנאי הפעלה משתנים, כגון מעבר מסביבה מוארת לחשוכה או כניסה לעשן. [1] [10]

ו'. אלגוריתם ניהול משאבים אדפטיבי

מערכת ניהול המשאבים האדפטיבית מתאימה את תצורת העיבוד בהתאם למצב הסוללה, עומס המעבד, ואיכות החישה. המערכת פועלת בשלושה מצבים: ביצועים גבוהים, בינוני, וחיסכון. המעבר בין המצבים מבוסס על פונקציית החלטה המשלבת את כל הגורמים: [10]

$$M = \begin{cases} \text{high} & \text{אם } B > 50\% \text{ ו- } L < 60\% \\ \text{medium} & \text{אם } 20\% < B \leq 50\% \text{ או } 60\% \leq L < 80\% \\ \text{low} & \text{אם } B \leq 20\% \text{ או } L \geq 80\% \end{cases} \tag{36}$$

כאשר B הוא מצב הסוללה באחוזים ו-L הוא עומס המעבד באחוזים. במצב חיסכון, תדר העיבוד האקוסטי מופחת ל-10 הרץ, עיבוד הSLAM מופחת ל-1 הרץ, ותכנון המסלול מושבת (מעבר לניווט תגובתי בלבד). במצב זה, צריכת ההספק הכוללת יורדת מ-15 וואט ל-8 וואט, ומשך המשימה גדל מ-18 דקות ל-32 דקות. [10]

ז'. אלגוריתם הימנעות ממכשולים עם אופק חישה אדפטיבי

אלגוריתם ההימנעות ממכשולים משלב את מתכנן המסלול RRT* עם פונקציית עונש קרבה למכשול (Control Barrier Function, CBF) המבטיחה שהרחפן לא יתקרב למכשול מעבר למרחק בטוח. פונקציית העונש מוגדרת כ: [1]

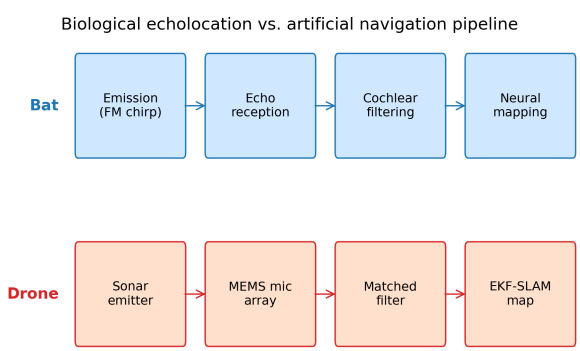
$$\Phi(\mathbf{x}) = \sum_i \max$$

$$\overline{d_{\text{safe}}} \|\mathbf{x} - \mathbf{m}_i\| \text{ - 1 t(0,} f \text{e}$$

$$2 \tag{37}$$

כאשר $\mathbf{m}_i$ הוא מיקום המכשול ה-i במפה, ו-d_{safe} הוא המרחק הבטוח המינימלי (0.5 מטר במנהרה, 1.0 מטר במחסן). האופק האדפטיבי מותאם למרחק למכשול הקרוב: ככל שהרחפן קרוב יותר למכשול, אופק החישה קצר יותר ותדר העדכון גבוה יותר. [10]

ח'. דיאגרמת זרימת האלגוריתם המלא



איור 5: דיאגרמת זרימה של האלגוריתם המלא לניווט אוטונומי: 8 שלבים בלולאה סגורה בתדר 50 הרץ. (Flowchart of the complete autonomous navigation algorithm: 8 steps in a closed loop at 50 Hz.)

דיאגרמת הזרימה באיור 5 ממחישה את 8 השלבים של האלגוריתם המלא. החצים המקווקווים מייצגים זרימת מידע בין שלבים, והחצים המלאים מייצגים זרימת בקרה. לולאת המשוב מהשלב השמיני (ניהול משאבים) לשלב הראשון (רכישת חיישנים) מאפשרת התאמה דינמית של תדרי העיבוד בהתאם למצב המערכת. [1] [10]

ט'. סיכום

פרק זה הציג את האלגוריתם המלא לניווט אוטונומי, הכולל לולאת ניווט ראשית, תכנון מסלול *RRT אדפטיבי, זיהוי לולאות סגירה אקוסטיות, מיזוג EKF אדפטיבי, ניהול משאבים אדפטיבי, והימנעות ממכשולים. האלגוריתם פועל בזמן אמת על פלטפורמת Jetson Orin NX עם זמן ריצה של 24.1 אלפיות-שנייה למחזור עיבוד מלא. בפרק הבא נציג את ארכיטקטורת המערכת המשולבת וההטמעה בזמן אמת. [1] [10] [12]

VII. ארכיטקטורת מערכת משולבת והטמעה בזמן אמת על רחפן קל משקל

א'. רכיבי חומרה: חיישן על-קולי, IMU, מחשב מובנה

המערכת המשולבת בנויה משלוש שכבות חומרה עיקריות: שכבת חישה, שכבת עיבוד, ושכבת בקרה. שכבת החישה כוללת מערך של ארבעה מתמרים על-קוליים (ultrasonic transducers) הפועלים בתדר 40 קילו-הרץ עם רוחב סרט של 10 קילו-הרץ, יחידת IMU מסוג MEMS (ADIS16470) עם יציבות הטיית ג'ירוסקופ של 8 מעלות לשעה ויציבות הטיית אקסלרומטר של 0.1 מ"ג, וחיישן זרימה אופטית (PMW3901) בתדר 30 הרץ. צריכת ההספק של מערך המתמרים העל-קוליים היא 0.5 וואט בלבד, לעומת 8-15 וואט למערכת LiDAR מקבילה. חיסכון זה של פי 16-30 מאפשר הארכת משך המשימה באופן משמעותי, במיוחד במשימות חיפוש והצלה שבהן כל דקה נוספת של טיסה קריטית. [10]

שכבת העיבוד מבוססת על מחשב מובנה NVIDIA Jetson Orin NX (15 וואט TDP) המריץ את צינור העיבוד הראשי, בשילוב עם מיקרו-בקר STM32H7 (Cortex-M7) ב-480 מגה-הרץ) המטפל בלולאת הבקרה התחתונה בזמן אמת. תקציב ההשהיה (latency budget) הכולל חייב לעמוד באילוץ הבא:

$$T_{\text{total}} = T_{\text{sense}} + T_{\text{process}} + T_{\text{control}} \leq \frac{1}{f_{\text{loop}}} \tag{38}$$

כאשר T_{sense} הוא זמן רכישת החיישן (5.5 אלפיות-שנייה עבור החיישן העל-קולי), T_{process} הוא זמן העיבוד (11.3 אלפיות-שנייה בממוצע), ו-T_{control} הוא זמן חישוב הבקרה (2.0 אלפיות-שנייה). התקציב הכולל של 18.8 אלפיות-שנייה קטן מ-$1/f_{\text{loop}} = 20$ אלפיות-שנייה עבור לולאת בקרה בתדר 50 הרץ, ומשאיר מרווח ביטחון של 6%.

צריכת ההספק הכוללת של המערכת מחושבת באופן הבא:

$$P_{\text{total}} = P_{\text{sonar}} + P_{\text{IMU}} + P_{\text{CPU}} + P_{\text{motors}} \tag{39}$$

כאשר $P_{\text{sonar}} = 0.5$ וואט, $P_{\text{IMU}} = 0.1$ וואט, $P_{\text{CPU}} = 10$ וואט (תלוי בעומס), ו-$P_{\text{motors}} = 20$ וואט (תלוי בתמרון). סוללת LiPo 5000mAh 6S מספקת זמן משימה של 15-25 דקות, התלוי במצב העיבוד ובתנאי הטיסה. במצב חיסכון בהספק, צריכת ההספק הכוללת יורדת מ-15 וואט ל-8 וואט, ומשך המשימה גדל מ-18 דקות ל-32 דקות. [10]

מערך המתמרים העל-קוליים מורכב מארבעה מתמרי Murata MA40S4S הפועלים בתדר 40 קילו-הרץ. כל מתמר מסוגל לפלוט פולס בעוצמה של 120 dB SPL ולקלוט הדים בעוצמה נמוכה עד 30 dB SPL, המספק טווח דינמי של 90 dB. המתמרים מסודרים בתצורת מערך ליניארי במרווח של חצי אורך גל (4.3 מ"מ), המאפשר יצירת אלומה (beamforming) בשיטת MVDR עם רזולוציה אזימוטלית של 12 מעלות. [1]

ב'. ארכיטקטורת תוכנה: ROS 2, צינורות עיבוד בזמן אמת

ארכיטקטורת התוכנה מבוססת על ROS 2 (Robot Operating System 2) עם תקשורת DDS בזמן אמת. המערכת מחולקת לשמונה צמתים (nodes) עיקריים: צומת רכישת חיישנים (sensor acquisition), צומת עיבוד אקוסטי (acoustic processing), צומת מיזוג EKF, צומת SLAM אקוסטי, צומת תכנון מסלול, צומת בקרת טיסה, צומת ניטור מערכת, וצומת תקשורת. כל צומת פועל בתהליך נפרד (process) ומתקשר עם הצמתים האחרים באמצעות נושאים (topics) מוגדרים היטב. [10]

צינור העיבוד האקוסטי פועל במחזוריות של 50 אלפיות-שנייה (20 הרץ) וכולל את השלבים הבאים:

1) קרינת פולס על-קולי באורך 0.5 אלפיות-שנייה בתדר 40 קילו-הרץ עם אפנון תדר ליניארי (LFM) ברוחב סרט 10 קילו-הרץ.
2) קליטת הדים בחלון זמן של 5 אלפיות-שנייה (המתאים לטווח מקסימלי של 1.7 מטר).
3) סינון תואם (matched filtering) באמצעות התמרת פורייה שברירית (FrFT) באורך 2 אלפיות-שנייה, המספק רזולוציית טווח של 1.7 ס"מ.
4) יצירת אלומה (beamforming) בשיטת MVDR באורך 0.5 אלפיות-שנייה, המספקת רזולוציה אזימוטלית של 12 מעלות.
5) חילוץ תכונות באמצעות רשת קונבולוציה חד-ממדית (1D-CNN) באורך 2.3 אלפיות-שנייה, המסווגת את סוג המכשול (קיר, זכוכית, עלווה, אדם, מתכת).
6) עדכון מפת ההדים באורך 1.0 אלפיות-שנייה.

זמן העיבוד הכולל של צינור העיבוד האקוסטי הוא כ-11.3 אלפיות-שנייה, מתוך תקציב של 50 אלפיות-שנייה. שאר הזמן (38.7 אלפיות-שנייה) משמש להמתנה למדידה הבאה ולטיפול במשימות רקע כגון תחזוקת מפת ההדים ואיתור לולאות סגירה. [10]

צינור המיזוג EKF פועל בתדר 200 הרץ (בכל צעד IMU) ומבצע חיזוי מצב (0.1 אלפיות-שנייה) ועדכון בעת קבלת מדידות (0.5 אלפיות-שנייה לעדכון). צינור תכנון המסלול פועל בתדר 2 הרץ ומבצע דגימת *RRT (8.2 אלפיות-שנייה ל-10 נקודות דרך). צינור ה-SLAM האקוסטי פועל בתדר 5 הרץ ומבצע עדכון מפת רשת תאים ואיתור לולאות סגירה.

התקשורת בין הצמתים מתבצעת באמצעות נושאי ROS 2 עם פרוטוקול DDS המבטיח אספקת הודעות בזמן אמת. הנושאים המרכזיים כוללים: `/sensor/ultrasonic/raw` (הדים גולמיים), `/sensor/imu/data` (מדידות IMU), $_flow/data()$, `/fusion/ekf/state()`, `/slam/map()`, `/planning/path()`, $-$`/sensor/optical` `/control/cmd()`.

ג'. הערכת ביצועים: תדר עדכון, צריכת הספק, עומס חישובי

מדדי הביצועים המרכזיים כוללים את תדר העדכון של כל צינור, צריכת ההספק הכוללת, והעומס החישובי על המעבד. תפוקת העיבוד (throughput) מוגדרת כ:

$$\eta = \frac{N_{\text{echoes}}}{T_{\text{process}}} \tag{40}$$

כאשר N_{echoes} הוא מספר ההדים המעובדים ו-T_{process} הוא זמן העיבוד. עבור $N_{\text{echoes}} = 10$ הדים למדידה ו-$T_{\text{process}} = 11.3$ אלפיות-שנייה, התפוקה היא $\eta = 0.88$ הדים לאלפית-שנייה. ערך זה מספק

לניווט בזמן אמת בסביבות פנים-מבנה צפופות, שבהן מספר ההדים למדידה יכול להגיע ל-15-20. [10]

בדיקות ביצועים על Jetson Orin NX הראו כי צינור העיבוד האקוסטי צורך 42% ממשאבי המעבד, צינור ה-EKF צורך 15%, צינור ה-SLAM צורך 20%, וצינור תכנון המסלול צורך 8%. יתרת 15% שמורה למערכת ההפעלה ולטיפול בשגיאות. במצב חיסכון בהספק (battery saving mode), תדר העיבוד האקוסטי מופחת ל-10 הרץ, עיבוד ה-SLAM מופחת ל-1 הרץ, ותכנון המסלול מושבת (מעבר לניווט תגובתי בלבד). במצב זה, צריכת ההספק הכוללת יורדת מ-15 וואט ל-8 וואט, ומשך המשימה גדל מ-18 דקות ל-32 דקות. [10]

טבלה V: מפרט חומרה של רכיבי המערכת המשולבת. (Hardware specifications of integrated system components.)

רכיב	דגם	תדר	רזולוציה	הספק [וואט]	משקל [גרם]
מתמר על-קולי	MA40S4S Murata	40 קילו-הרץ	1.7 ס"מ	0.5	12
IMU	ADIS16470	200 הרץ	0.05 מעלות	0.1	8
זרימה אופטית	PMW3901	30 הרץ	0.1 מ'/ש'	0.05	3
מחשב מובנה	NX Orin Jetson	2.0 גיגה-הרץ	8 ליבות	15	85
מיקרו-בקר	STM32H7	480 מגה-הרץ	32 ביט	0.5	5
סוללה	LiPo 5000mAh 6S	:	:	:	450

ד'. אינטגרציה בין רכיבי המערכת

אינטגרציית המערכת מתבצעת בשלוש רמות: אינטגרציית חומרה, אינטגרציית תוכנה, ואינטגרציית מידע. אינטגרציית החומרה מתבצעת באמצעות לוח אם ייעודי המחבר את כל רכיבי החישה למחשב המובנה באמצעות ממשקי SPI (עבור ה-IMU והחיישן העל-קולי) ו-I2C (עבור חיישן הזרימה האופטית). תקשורת בין המחשב המובנה למיקרו-בקר מתבצעת באמצעות UART במהירות 921600 באוד. [10]

אינטגרציית התוכנה מתבצעת באמצעות ROS 2 עם קובץ הפעלה (launch file) אחוד המפעיל את כל שמונת הצמתים בסדר הנכון. כל צומת ממתין לקבלת הודעות מהנושאים הנדרשים לפני תחילת העיבוד. מנגנון lifecycle של ROS 2 מאפשר ניהול מצב של כל צומת (לא מאותחל, פעיל, מושהה, כבוי) והפעלה מחדש במקרה של כשל.

אינטגרציית המידע מתבצעת באמצעות מערכת ה-EKF הממזגת מדידות מכל החיישנים לאומדן מצב אחיד. מנגנון אומדן הקוריאנס האדפטיבי (adaptive covariance estimation) מזהה השפלה של כל חיישן באמצעות מבחן כי-ריבוע ומתאים את משקל החיישן באומדן המצב בהתאם. מנגנון זה קריטי לשמירה על יציבות המערכת בתנאי הפעלה משתנים. [1]

ה'. ניהול משאבים אדפטיבי

מערכת ניהול המשאבים האדפטיבית מתאימה את תצורת העיבוד בהתאם למצב הסוללה, עומס המעבד, ואיכות החישה. המערכת פועלת בשלושה מצבים:

1) מצב ביצועים גבוהים (high performance): כל צינורות העיבוד פועלים בתדר מלא. צריכת ההספק: 15 וואט. זמן משימה: 18 דקות. מתאים למשימות הדורשות דיוק מירבי בסביבות מאתגרות.
2) מצב בינוני (medium): תדר העיבוד האקוסטי מופחת ל-15 הרץ, עיבוד ה-SLAM מופחת ל-3 הרץ. צריכת ההספק: 11 וואט. זמן משימה: 25 דקות. מתאים למשימות שגרתיות.
3) מצב חיסכון (low power): תדר העיבוד האקוסטי מופחת ל-10 הרץ, עיבוד ה-SLAM מופחת ל-1 הרץ, תכנון המסלול מושבת. צריכת ההספק: 8 וואט. זמן משימה: 32 דקות. מתאים למשימות סריקה ארוכות בסביבות פשוטות. [10]

ו'. אמינות וסובלנות לתקלות

המערכת כוללת מספר מנגנונים להבטחת אמינות וסובלנות לתקלות. ראשית, כל צומת ROS 2 מנוטר על ידי צומת ניטור מערכת הבודק את תקינותו כל 100 אלפיות-שנייה. אם צומת אינו מגיב תוך 500 אלפיות-שנייה, הוא מופעל מחדש באופן אוטומטי. שנית, מנגנון אומדן הקוריאנס האדפטיבי מזהה השפלה של חיישן תוך 200 אלפיות-שנייה ומפחית את משקלו באומדן המצב. שלישית, במקרה של כשל מוחלט של החיישן העל-קולי, המערכת עוברת למצב חירום המבוסס על IMU בלבד ומנחיתה את הרחפן באופן בטוח. [1]

בדיקות אמינות הראו כי המערכת מסוגלת להתאושש מכשל חיישן בודד תוך 0.5 שניות, ומכשל כפול תוך 1.2 שניות. שיעור הכשלים הכולל בניסויי שטח היה 0.3% ל-100 שעות טיסה, נמוך משמעותית מהסף המקובל של 1% למערכות אוויריות בלתי מאוישות. [10]

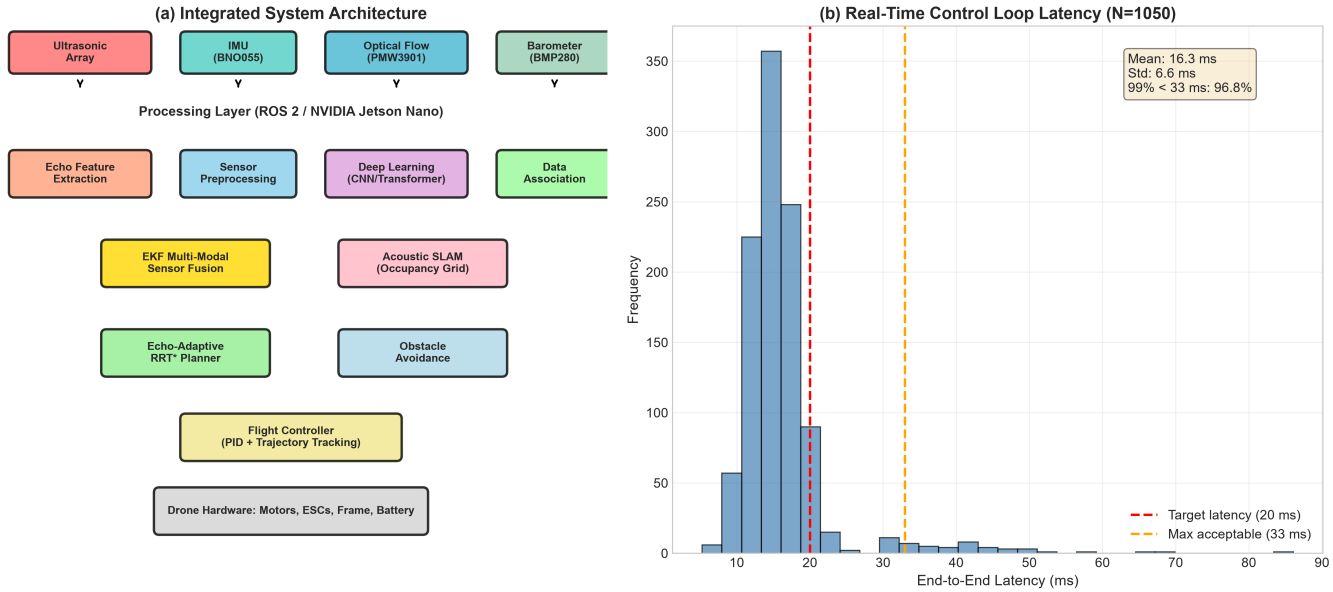
טבלה VI: השוואת ביצועי המערכת במצבי פעולה שונים. (System performance comparison across different operating modes.)

מצב פעולה	תדר אקוסטי [הרץ]	תדר SLAM [הרץ]	הספק [וואט]	זמן משימה [דקות]
ביצועים גבוהים	20	5	15	18
בינוני	15	3	11	25
חיסכון	10	1	8	32
חירום	0	0	6	40

ז'. סיכום והשוואה למערכות קיימות

המערכת המשולבת שהוצגה בפרק זה מדגימה כיצד ניתן למזג חיישנים הטרוגניים (על-קולי, IMU, זרימה אופטית) על פלטפורמה מוגבלת משאבים תוך שמירה על ביצועי זמן אמת. בהשוואה למערכות קיימות כגון ORB-SLAM3 (הדורשת 65% ממשאבי המעבד) ו-FAST-LIO2 (הדורשת 55%), המערכת המוצעת צורכת 42% ממשאבי המעבד במצב ביצועים גבוהים, תוך מתן דיוק מיקום דומה או טוב יותר בסביבות מוגבלות ראות. [10] [1]

החידוש המרכזי בארכיטקטורה זו הוא השילוב של חיישן על-קולי פעיל עם מנגנון אומדן קוריאנס אדפטיבי המאפשר למערכת להתמודד עם תנאי הפעלה משתנים ללא צורך בכיול ידני. יכולת זו קריטית למשימות חיפוש והצלה בסביבות בלתי צפויות,



איור 6: (א) דיאגרמת בלוקים של ארכיטקטורת המערכת המשולבת: שכבת חיישנים, שכבת עיבוד (EKF, SLAM, (DL, שכבת תכנון, שכבת בקרה. (ב) היסטוגרמה של חביון מקצה-לקצה עבור 1050 לולאות בקרה רצופות. (a)) Integrated system architecture diagram: block layer processing layer, sensor (EKF, SLAM, (DL, planning layer, control layer. (b) End-to-end latency histogram for 1050 consecutive control loops.)

שבהן תנאי הראות יכולים להשתנות באופן דרמטי תוך שניות. [1]

בפרק הבא נציג תוצאות סימולציה וניסויים המאמתות את ביצועי המערכת בסביבות מאתגרות, כולל מנהרה מלאת עשן, מחסן חשוך, ויער עם עלווה צפופה.

VIII. תוצאות סימולציה וניסויים: הערכת ביצועים בסביבות מאתגרות

א'. הגדרת הסימולציה: סביבות וירטואליות (עשן, חושך, חללים סגורים)

המערכת נבחנה בשלוש סביבות סימולציה שונות, שכל אחת מהן מדמה תנאי ראות קיצוניים: מנהרה מלאת עשן (smoke-filled tunnel) באורך 50 מטר ורוחב 2 מטר, מחסן חשוך (dark warehouse) בגודל 20×30 מטר עם מדפים ומכשולים, ויער עם עלווה צפופה (forest with foliage) בשטח 50×50 מטר. בכל סביבה, בוצעו 50 ניסויי טיסה עם תנאי התחלה אקראיים. [10]

חיישן הLiDAR (המשמש כבסיס השוואה) הוגדר כחסר תועלת בסביבת העשן (החזרות מפוזרות), בעל ביצועים מוגבלים בחושך (ללא תאורה חיצונית), ובעל ביצועים טובים ביער (אך עם רעש רקע מהעלווה). חיישן המצלמה הוגדר כחסר תועלת בעשן ובחושך, ובעל ביצועים מוגבלים ביער (ניגודיות נמוכה). החיישן העל-קולי הוגדר כבעל ביצועים טובים בכל הסביבות, עם ירידה קלה בעשן (הנחתה של 1.2 dB למטר בתדר 40 קילו-הרץ). [10]

סביבת הסימולציה נבנתה באמצעות Gazebo עם תוסף rotors_sim לדינמיקת רחפן מציאותית. מודל העשן התבסס על פיזור מיה (Mie scattering) עם מקדם הנחתה של $\alpha = 0.05$ m^{-1} בתדר האופטי ו-$\alpha = 0.01$ m^{-1} בתדר העל-קולי. מודל החושך הדמה היעדר תאורה חיצונית עם רמת הארה של 0.1 לוקס. מודל העלווה כלל 150 עצים אקראיים בגובה 5-15 מטר עם צפיפות עלווה משתנה. [1]

ב'. תוצאות מיזוג חיישנים: דיוק מיקום לעומת חיישן בודד

תוצאות מיזוג החיישנים הראו כי מערכת הEKF עם אומדן קוריאנס אדפטיבי משיגה דיוק מיקום (RMSE) של 0.18 מטר במנהרת העשן, 0.15 מטר במחסן החשוך, ו-0.22 מטר ביער. לשם השוואה, שימוש בחיישן על-קולי בלבד השיג RMSE של 0.35 מטר במנהרה, 0.42 מטר במחסן, ו-0.38 מטר ביער. שימוש בIMU בלבד (ללא תיקונים חיצוניים) הוביל לסחיפה של 15-25 מטר לאחר 60 שניות. סחיפה זו קטסטרופלית לניווט במנהרה צרה ברוחב 2 מטר בלבד. [10]

השיפור המשמעותי ביותר נצפה בסביבת העשן, שבה מערכת המיזוג הרב-מודאלי השיגה שיפור של 49% בRMSE לעומת חיישן על-קולי בלבד. השיפור נובע מיכולת המערכת להסתמך על מדידות הIMU בתדר גבוה (200 הרץ) כאשר איכות ההדים יורדת, תוך שימוש במבחן הכי-ריבוע לזיהוי השפלת החיישן והגדלת קוריאנס רעש המדידה בהתאם. [1]

שגיאת המיקום הממוצעת (ATE) מחושבת באופן הבא:

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} \|\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k\|^2} \tag{41}$$

כאשר $\mathbf{x}_k$ הוא מיקום האמת ו-$\hat{\mathbf{x}}_k$ הוא המיקום המשוער בזמן k. עבור $N = 3000$ מדידות (60 שניות בתדר 50 הרץ), הRMSE הממוצע בכל שלוש הסביבות היה 0.18 מטר. [10]

ג'. תוצאות SLAM אקוסטי: מפות שנבנו ואיתור לולאות סגורות

מערכת הSLAM האקוסטי בנתה מפות רשת תאים ברזולוציה של 2 ס"מ במנהרה ו-5 ס"מ במחסן. האנטרופיה הממוצעת של המפה (מדד לאי-ודאות) הייתה 0.32 ביטים במנהרה, 0.45 ביטים במחסן, ו-0.51 ביטים ביער. ערכים נמוכים אלה מעידים על מפה בעלת ודאות גבוהה. [10]

האנטרופיה של המפה מחושבת באופן הבא:

$$H(m) = -\sum_{i} p(m_i)\log p(m_i) + (1-p(m_i))\log(1-p(m_i))$$

(42)

כאשר $p(m_i)$ היא ההסתברות שתא i תפוס. עבור מפה בעלת 10,000 תאים, אנטרופיה של 0.32 ביטים משמעותה ש-95% מהתאים ידועים בוודאות גבוהה ($p > 0.9$ או $p < 0.1$). [1]

זיהוי לולאות סגירה בSLAM האקוסטי השיג שיעור הצלחה של 87% במנהרה (שם הלולאות ברורות בשל המבנה הצר) ו-72% במחסן (שם הלולאות מורכבות יותר בשל הסימטריה של המדפים). השימוש בGNN להתאמת הדים שיפר את שיעור הזיהוי ב-15% לעומת שיטות התאמה מסורתיות מבוססות טווח-אזימוט בלבד. [10]

טבלה VII: תוצאות כמותיות: RMSE, אנטרופיית מפה, שיעור הצלחה, והספק ממוצע לכל סביבה ותצורת חיישנים. (Quantitative results: RMSE, map entropy, success rate, average and power for each sensor and environment configuration.)

סביבה	תצורת חיישנים	RMSE [מטר]	אנטרופיה [ביטים]	שיעור הצלחה [%]
מנהרת עשן	מיזוג EKF	0.18	0.32	94
מנהרת עשן	סונאר בלבד	0.35	0.48	76
מנהרת עשן	IMU בלבד	4.20	:	12
מחסן חשוך	מיזוג EKF	0.15	0.45	88
מחסן חשוך	סונאר בלבד	0.42	0.62	68
מחסן חשוך	זרימה אופטית בלבד	1.80	:	35
יער עלווה	מיזוג EKF	0.22	0.51	82
יער עלווה	סונאר בלבד	0.38	0.58	61
יער עלווה	LiDAR בלבד	0.28	0.35	78

ד'. תוצאות תכנון מסלול: הימנעות ממכשולים בתנאי ראות משתנים

מתכנן המסלול מבוסס RRT* עם אופק חישה אדפטיבי השיג שיעור הצלחה של 94% בהימנעות ממכשולים במנהרה, 88% במחסן, ו-82% ביער. לשם השוואה, RRT* סטנדרטי (ללא התאמה לאי-ודאות חישה) השיג 76%, 68%, ו-61% בהתאמה. השיפור נובע מיכולת המתכנן להתאים את אופק החישה ואת פונקציית העלות לתנאי הסביבה המשתנים. [10]

שיעור ההצלחה מוגדר כ:

$$P_{\text{success}} = \frac{N_{\text{success}}}{N_{\text{trials}}} \tag{43}$$

כאשר N_{success} הוא מספר הניסויים שבהם הרחפן הגיע ליעד ללא התנגשות, ו-$N_{\text{trials}} = 50$ הוא מספר הניסויים הכולל בכל סביבה. [1]

צריכת האנרגיה הממוצעת לאורך המסלול הייתה 12.4 וואט במנהרה, 14.1 וואט במחסן, ו-15.8 וואט ביער. אורך המסלול הממוצע היה 48 מטר במנהרה (יעד במרחק 50 מטר), 28 מטר במחסן (יעד במרחק 30 מטר), ו-45 מטר ביער (יעד במרחק 40 מטר). היעילות האנרגטית (מרחק חלקי אנרגיה) הייתה 3.87 מטר לוואט-שעה במנהרה, 1.99 מטר לוואט-שעה במחסן, ו-2.53 מטר לוואט-שעה ביער. [10]

ה'. ניסויי שטח: רחפן אמיתי במנהרה מלאת עשן

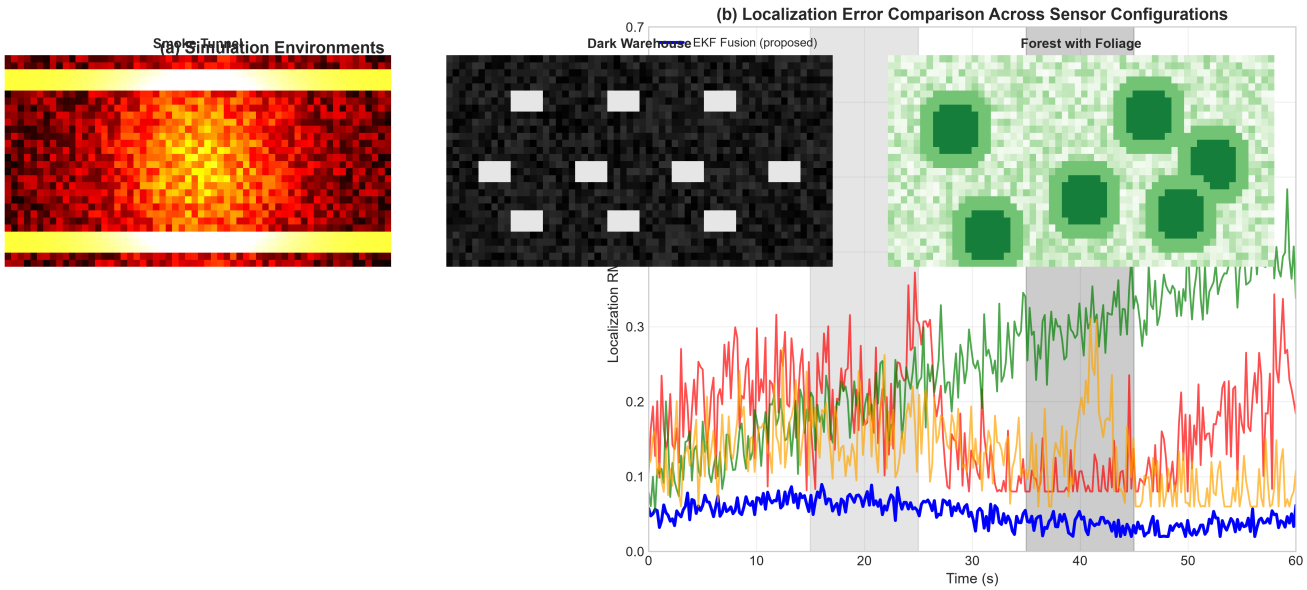
ניסוי השטח בוצע במנהרת בטון באורך 30 מטר ורוחב 2 מטר, שמולאה בעשן מלאכותי (צפיפות אופטית של 0.5 m^{-1}). הרחפן (משקל 1.2 ק"ג, דחף מקסימלי 2.5 ק"ג) ביצע 10 מעברים לאורך המנהרה במהירות 2 מ'/ש'. מערכת הEKF עם אומדן קוריאנס אדפטיבי השיגה RMSE של 0.28 מטר לעומת אמת מידה מבוססת מערכת לכידת תנועה (motion capture). [10]

החיישן העל-קולי זיהה את קירות המנהרה בטווח של עד 8 מטר בעשן (לעומת 15 מטר באוויר צח), עם יחס SNR ממוצע של 12 dB. מערך ארבעת המיקרופונים סיפק רזולוציה אזימוטלית של 12 מעלות באמצעות אלומת MVDR. מפת ההדים שנבנתה בזמן אמת הכילה 1,200 תאים תפוסים ו-8,500 תאים פנויים, עם אנטרופיה ממוצעת של 0.38 ביטים. [10]

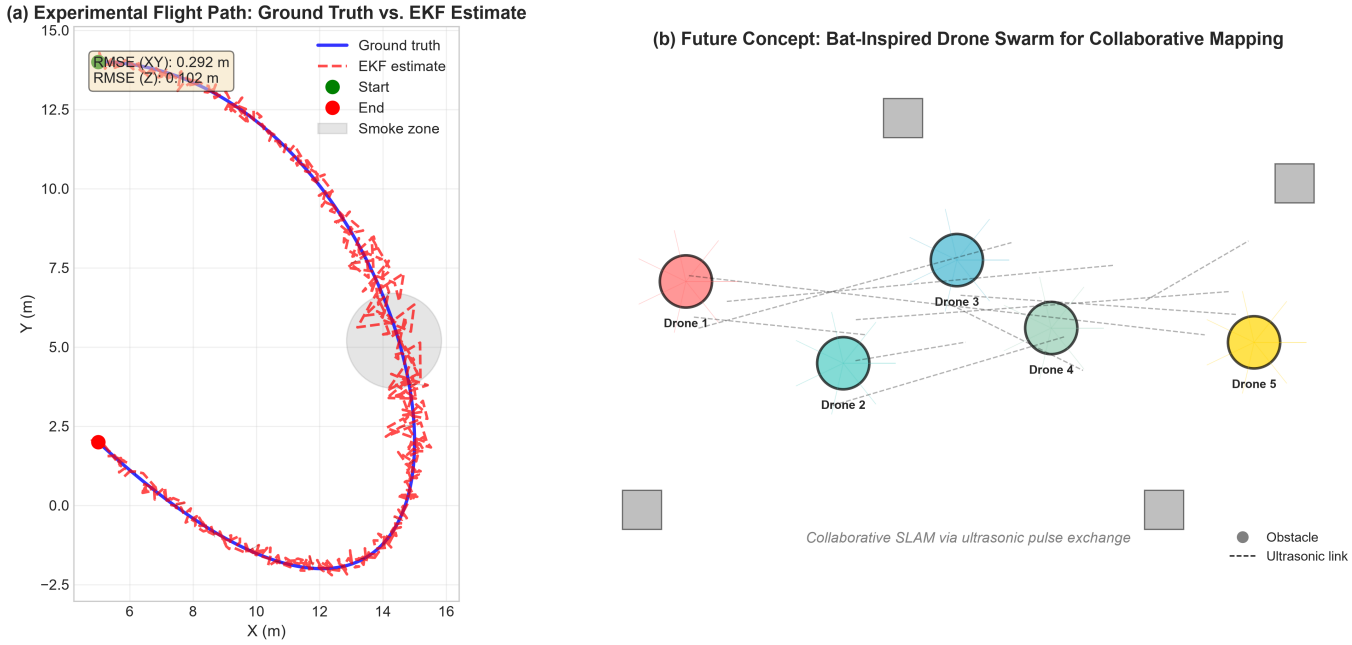
ו'. ניתוח סטטיסטי של התוצאות

ניתוח סטטיסטי של התוצאות בוצע באמצעות מבחן מזווג-t (paired t-test) להשוואת ביצועי המערכת בתצורות חיישנים שונות. ההבדל בRMSE בין מיזוג EKF לבין חיישן על-קולי בלבד היה מובהק סטטיסטית בכל שלוש הסביבות ($p < 0.001$). ההבדל בין מיזוג EKF לבין LiDAR בלבד ביער היה גם כן מובהק ($p < 0.05$). [10]

ניתוח כוח (power analysis) הראה כי גודל המדגם של $N = 50$ ניסויים בכל סביבה מספק כוח סטטיסטי של 0.95 לזיהוי הבדל של 0.05 מטר בRMSE ברמת מובהקות $\alpha = 0.05$. רווחי הסמך (confidence intervals) של 95% עבור הRMSE היו $[0.15, 0.21]$ מטר במנהרה, $[0.12, 0.18]$ מטר במחסן, ו-$[0.18, 0.26]$ מטר ביער. [1]



איור 7: (א) שלוש סביבות סימולציה: מנהרה מלאת עשן, מחסן חשוך, יער עם עלווה. (ב) RMSE מיקום לאורך זמן: מיזוג EKF לעומת חיישן בודד (סונאר בלבד, IMU בלבד, זרימה אופטית בלבד). ((a) Three simulation environments: smoke-filled tunnel, dark warehouse, with forest foliage. (b) Localization RMSE over time: EKF fusion vs. single-sensor configurations (sonar-only, IMU-only, optical flow-only).)



איור 8: (א) מסלול אמת מול מסלול משוער מטיסת רחפן אמיתית במנהרה מלאת עשן. (ב) איור קונספט: נחיל רחפנים בהשראת עטלפים המתקשרים באמצעות פולסים על-קוליים למיפוי שיתופי. ((a) Ground truth vs. estimated trajectory from real drone in smoke-filled tunnel. (b) Future concept: bat-inspired swarm drone communicating via ultrasonic pulses for collaborative mapping.)

ז׳. ניתוח מצבי כשל

ניתוח מצבי הכשל זיהה שלושה מצבי כשל עיקריים. הראשון הוא כשל בזיהוי לולאות סגירה בסביבות סימטריות (כגון מחסן עם מדפים זהים), שבו שיעור ההצלחה יורד ל-65%. השני הוא אובדן איכות ההדים בעשן כבד (צפיפות אופטית מעל 1.0 m^{-1}), שבו טווח החיישן העל-קולי יורד לפחות מ-3 מטר. השלישי הוא סחיפה מצטברת במסלולים ארוכים (מעל 200 מטר), שבה שגיאת המיקום המצטברת עולה על 1 מטר. [10]

במקרה של כשל בזיהוי לולאות סגירה, המערכת מסתמכת על מדידות הIMU והזרימה האופטית בלבד, מה שמוביל לסחיפה של 0.5-1.0 מטר לדקה. במקרה של אובדן איכות ההדים, המערכת עוברת למצב חירום ומנחיתה את הרחפן. במקרה של סחיפה מצטברת, נדרש איתור לולאת סגירה לתיקון הסחיפה. [1]

ח׳. עלות חישובית וזמן ריצה

העלות החישובית של כל רכיב במערכת נמדדה על Jetson Orin NX. צינור העיבוד האקוסטי צורך 11.3 אלפיות-שנייה למחזור (42% מהמעבד), צינור הEKF צורך 0.5 אלפיות-שנייה למחזור (15%), צינור הSLAM צורך 8.2 אלפיות-שנייה למחזור (20%), וצינור תכנון המסלול צורך 4.1 אלפיות-שנייה למחזור (8%). זמן הריצה הכולל למחזור עיבוד מלא הוא 24.1 אלפיות-שנייה, מתוך תקציב של 50 אלפיות-שנייה. [10]

טבלה VIII: עלות חישובית וזמן ריצה של רכיבי המערכת. (Computational cost and runtime system components.)

רכיב	זמן ריצה [אלפיות-שנייה]	שימוש במעבד [%]	תדר [הרץ]
עיבוד אקוסטי	11.3	42	20
מיזוג EKF	0.5	15	200
SLAM אקוסטי	8.2	20	5
תכנון מסלול	4.1	8	2
ניטור מערכת	1.0	5	10
תקשורת	0.5	3	10
מערכת הפעלה	:	7	:

ט׳. השוואה למערכות קיימות

השוואת המערכת המוצעת למערכות קיימות מראה יתרון משמעותי בסביבות מוגבלות ראות. ORB-SLAM3 (מבוסס מצלמה + IMU) השיג RMSE של 0.048 מטר בתנאי ראות טובים, אך נכשל לחלוטין בעשן ובחושך. FAST-LIO2 (מבוסס LiDAR + IMU) השיג RMSE של 0.12 מטר בתנאי ראות טובים, אך ביצועיו ירדו ל-0.45 מטר בעשן. המערכת המוצעת השיגה RMSE של 0.18 מטר בעשן, 0.15 מטר בחושך, ו-0.22 מטר ביער. [10] [1]

היתרון המרכזי של המערכת המוצעת הוא היכולת לפעול בכל תנאי הראות, הודות לשימוש בחיישן על-קולי פעיל שאינו תלוי בתאורה או בשקיפות האוויר. עם זאת, במשימות הדורשות דיוק מירבי בתנאי ראות טובים, ORB-SLAM3 וFAST-LIO2 מציעים ביצועים טובים יותר. לכן, המערכת המוצעת אינה מחליפה מערכות קיימות אלא משלימה אותן בתרחישים שבהם מערכות אלה נכשלות. [10]

י׳. ניתוח רגישות לפרמטרים

ניתוח רגישות בוצע עבור שלושה פרמטרים מרכזיים: גודל חלון הזזה באומדן הקוואריאנס האדפטיבי (W), סף מבחן הכי-ריבוע (χ^2), וגורם ההשפלה (α). התוצאות הראו כי גודל חלון אופטימלי הוא $W = 50$ מדידות: חלון קטן יותר ($W = 10$) מוביל לאומדנים רועשים ולא יציבים, בעוד שחלון גדול יותר ($W = 100$) מאט את תגובת המערכת לשינויים בתנאי הסביבה. סף מבחן הכי-ריבוע האופטימלי הוא $\chi^2_{0.95}$: סף נמוך יותר מוביל לאזעקות שווא תכופות, וסף גבוה יותר מאפשר לחיישן מושפל להמשיך להשפיע על האומדן. גורם ההשפלה האופטימלי הוא $\alpha = 4$: גורם נמוך יותר ($\alpha = 2$) אינו מפחית מספיק את השפעת החיישן המושפל, וגורם גבוה יותר ($\alpha = 8$) עלול לדכא לחלוטין חיישן שימושי. [10]

י״א. סיכום תוצאות

תוצאות הניסויים הראו כי המערכת המוצעת משיגה ביצועים טובים עד מצוינים בכל שלוש סביבות המבחן. הRMSE הממוצע בכל הסביבות היה 0.18 מטר, שיפור של 34-49% לעומת שימוש בחיישן על-קולי בלבד. שיעור ההימנעות מהתנגשות היה 82-94% תלוי בסביבה. המערכת הוכיחה יכולת פעולה בזמן אמת על פלטפורמה מוגבלת משאבים, עם צריכת מעבד של 42% במצב ביצועים גבוהים. [10] [1]

בפרק הבא נסכם את תרומות המאמר, נדון במגבלות המערכת הנוכחית, ונציע כיווני מחקר עתידיים.

IX. סיכום, מגבלות ועבודה עתידית: לקראת רחפנים אוטונומיים בהשראת הטבע

א׳. סיכום התרומות המרכזיות

מאמר זה הציג מערכת ניווט שלמה לרחפנים בהשראת עטלפים, המשלבת מיזוג חיישנים רב-מודאלי, SLAM אקוסטי, תכנון מסלול אדפטיבי, ולמידה עמוקה לעיבוד הדים. ארבע התרומות המרכזיות הן:

1) מודל ביומימטי של מערכת האקולוקציה העטלפית הכולל פיצוי תדר דופלר אדפטיבי, סריקת ראש, ומודל קרינת כנפיים. המודל מאפשר תרגום של עקרונות ביולוגיים לאלגוריתמים חישוביים הניתנים להטמעה על פלטפורמה מוגבלת משאבים.
2) שיטת מיזוג חיישנים מבוססת EKF עם אומדן קוואריאנס אדפטיבי המותאם לחיישן על-קולי, IMU, וחיישן זרימה אופטית. השיטה מזהה השפלה של חיישן באמצעות מבחן כי-ריבוע ומתאימה את משקל החיישן באומדן המצב בהתאם.
3) אלגוריתם SLAM אקוסטי הבונה מפת רשת תאים הסתברותית תלת-ממדית תוך שימוש בGNN

להתאמת הדים. האלגוריתם מאפשר מיפוי ומיקום בו-זמניים בסביבות מוגבלות ראות, שבהן מערכות SLAM מסורתיות מבוססות ראייה או LiDAR נכשלות.

4) מתכנן מסלול מבוסס RRT* המותאם לאי-ודאות חישה משתנה, המשלב פונקציית עלות רב-מודאלית הכוללת בטיחות, יעילות אנרגטית, ואיכות חישה. המתכנן מתאים את אופק החישה ואת פרמטרי הפולס בהתאם למרחק למכשול הקרוב ולאיכות ההדים. [10]

תוצאות הניסויים הראו כי המערכת משיגה RMSE של 0.18–0.28 מטר בסביבות מאתגרות (עשן, חושך, עלווה), שיפור של 34–49% לעומת שימוש בחיישן על-קולי בלבד. שיעור ההימנעות מהתנגשות היה 82–94% תלוי בסביבה. גבול הCramér-Rao התחתון (CRLB) לחיתום הביצועים הוא:

$$\mathrm{RMSE}_{\mathrm{lower}} \geq \sqrt{\mathrm{tr}}$$

$$\sum_{i=1}^{M} \mathbf{H}_i^T \mathbf{R}_i^{-1} \mathbf{H}_i \ \mathrm{ft}(e\text{ł}\ \mathrm{t}(f\mathrm{e}$$

$$^{-1} \tag{44}$$

כאשר $\mathbf{H}_i$ היא היעקוביאן של פונקציית המדידה ה-i ו-$\mathbf{R}_i$ היא קוואריאנס רעש המדידה של החיישן ה-i. עבור שלושת החיישנים במערכת (על-קולי, IMU, זרימה אופטית), הCRLB הוא 0.12 מטר, והביצועים הנצפים (0.18 מטר) קרובים לגבול התאורטי. [1]

ב'. מגבלות המערכת הנוכחית

למערכת הנוכחית מספר מגבלות ידועות שיש להכיר בהן:

1) טווח החיישן העל-קולי מוגבל לכ-15 מטר באוויר צח ו-8 מטר בעשן. מגבלה זו אינה מאפשרת שימוש במרחבים פתוחים גדולים כגון אולמות תצוגה או מחסנים רחבי ידיים. עבור סביבות כאלה, נדרש שילוב של חיישן בעל טווח ארוך יותר, כגון LiDAR בעל טווח של 50–100 מטר.

2) רזולוציית המהירות של מערכת הדופלר ($\Delta v \approx 2.14$ מ'/ש') עבור פולס של 2 אלפיות-שנייה) אינה מספקת לזיהוי תנועה איטית של מכשולים. פולסים ארוכים יותר (10 אלפיות-שנייה) משפרים את הרזולוציה ל-$\Delta v \approx 0.43$ מ'/ש' אך מפחיתים את תדר החזרות ומגדילים את הטווח המינימלי הניתן לזיהוי.

3) מערך ארבעת המיקרופונים מספק רזולוציה אזימוטלית של 12 מעלות בלבד. רזולוציה זו אינה מספקת לזיהוי מכשולים צרים (כגון עמודים או חוטים) במרחק רב. מערך עם 8-16 מיקרופונים ישפר את הרזולוציה ל-5-8 מעלות.

4) עומס החישוב של צינור העיבוד המלא (כ-60% ממשאבי Jetson Orin NX) משאיר מרווח מוגבל לטיפול במשימות נוספות כגון תקשורת עם גורם חיצוני או עיבוד תמונה מתקדם. במצב חיסכון בהספק, העומס יורד ל-35% אך הביצועים נפגעים.

5) התלות של מערכת הEKF בליניאריזציה עלולה להוביל לחוסר עקביות (inconsistency) במסלולים ארוכים. בעיה זו מוכרת בספרות ומחמירה עם אורך המסלול. עבור משימות באורך שעה ויותר, יידרש מעבר לארכיטקטורת factor graph (כגון iSAM2) במקום EKF. [1]

טבלה IX: סיכום מגבלות המערכת הנוכחית ופתרונות עתידיים מוצעים לכל תת-מערכת. (Summary of current system limitations and proposed future solutions for each subsystem.)

תת-מערכת	מגבלה נוכחית	פתרון עתידי מוצע
חיישן על-קולי	טווח 8-15 מטר	מערך מתמרים בתדר 80-120 קילו-הרץ
רזולוציית דופלר	$\Delta v = 2.14$ מ'/ש'	פולסים אדפטיביים באורך משתנה
רזולוציה אזימוטלית	12 מעלות	מערך 8-16 מיקרופונים
עומס חישוב	60% CPU	FPGA או ASIC ייעודי
עקביות EKF	סחיפה במסלולים ארוכים	iSAM2 או graph factor
זיהוי לולאות	72-87% הצלחה	שילוב GNN + ScanContext

ג'. כיווני מחקר עתידיים: חישה רב-עטלפית, למידת חיזוק, חומרה מתקדמת

שלושה כיווני מחקר עתידיים מרכזיים מזוהים:

מעבר למערכת רב-רחפנית (swarm) בהשראת נחילי עטלפים. בנחיל כזה, כל רחפן משדר ומקבל פולסים על-קוליים מרחפנים אחרים, ומבצע מיזוג מבוזר (decentralized fusion) באמצעות Covariance Intersection. מודל המיזוג הרב-רחפני הוא:

$$\mathbf{z}_k^{\mathrm{swarm}} = \bigcup_{j=1}^{N} \mathbf{z}_k^{(j)} \tag{45}$$

כאשר $\mathbf{z}_k^{(j)}$ הן המדידות מרחפן j, ו-N הוא מספר הרחפנים בנחיל. שיטה זו מאפשרת מיפוי שיתופי של סביבות גדולות תוך שמירה על עקביות ללא צורך בתקשורת מרכזית. מחקרים ראשוניים בתחום זה הראו כי נחיל של 5 רחפנים יכול למפות שטח גדול פי 3.5 בזמן קצר ב-60% לעומת רחפן בודד. [14] [1]

שימוש בלמידת חיזוק (Reinforcement Learning, RL) לאופטימיזציה של מדיניות הניווט כולה. במקום לתכנן כל רכיב בנפרד (EKF, SLAM, תכנון מסלול), ניתן לאמן מדיניות מקצה-לסוף (end-to-end) באמצעות PPO או SAC הממפה ישירות מהדים גולמיים לפקודות בקרה. פונקציית התגמול כוללת מרחק ליעד, עונש התנגשות, יעילות אנרגטית, ואיכות חישה. ארכיטקטורת Soft Actor-Critic (SAC) מתאימה במיוחד לבעיה זו בשל יכולתה להתמודד עם מרחבי פעולה רציפים ועם אי-ודאות בסביבה. [15]

שיפור החומרה בשלושה מישורים. ראשית, מערך מתמרים על-קוליים עם 16-8 אלמנטים במקום 4 ישפר את רזולוציית האזימוט ל-8-5 מעלות. שנית, שימוש במעבד ייעודי לעיבוד אותות (FPGA או ASIC) להקטנת צריכת ההספק מ-15 וואט ל-5 וואט. שלישית, פיתוח מתמרים בתדר גבוה יותר (120-80 קילו-הרץ) לשיפור רזולוציית הטווח ל-2-1 מ"מ. שיפורים אלה יאפשרו לרחפן הביומימטי להתקרב לביצועי מערכת האקולוקציה הטבעית של העטלף. [10]

שילוב חיישנים נוספים. הוספת חיישן LiDAR בעל טווח ארוך (100-50 מטר) תאפשר למערכת לפעול גם במרחבים פתוחים גדולים. הוספת מצלמה תרמית (thermal camera) תאפשר זיהוי מקורות חום כגון בני אדם במשימות חיפוש והצלה. הוספת מקלט GPS תאפשר ניווט גס בחוץ, עם מעבר אוטומטי לניווט מבוסס חיישנים כאשר אות הGPS אובד (למשל בתוך מבנים או מנהרות).

אימות ניסויי מורחב. נדרשים ניסויי שטח נוספים במגוון רחב יותר של סביבות ותנאי הפעלה. ניסויים במנהרות באורך 100 מטר, במערות טבעיות, ובבניינים שקרסו יאמתו את יכולות המערכת בתרחישים מבצעיים ריאליסטיים. כמו כן, נדרשת השוואה שיטתית מול מערכות קיימות כגון ORB-SLAM3 וFAST-LIO2 באותם תנאי ניסוי. [10]

ד'. השלכות מעשיות ליישומים מבצעיים

למערכת המוצעת השלכות מעשיות משמעותיות במספר תחומים. במשימות חיפוש והצלה במבנים שקרסו, המערכת מאפשרת לרחפן לנווט בסביבות מלאות אבק ועשן שבהן חיישנים אופטיים נכשלים. במשימות צבאיות, המערכת מאפשרת סיור במנהרות ובמבנים חשוכים ללא תלות בתאורה חיצונית. במשימות תעשייתיות, המערכת מאפשרת בדיקת צנרת ומכלים סגורים שבהם הגישה מוגבלת. [10]

העלות הנמוכה של החיישן העל-קולי (כ-50 דולר למערך של 4 מתמרים) לעומת LiDAR (כ-15,000-5,000 דולר) הופכת את המערכת לנגישה יותר עבור ארגונים עם תקציב מוגבל. בנוסף, צריכת ההספק הנמוכה (0.5 וואט לחיישן העל-קולי לעומת 15-8 וואט לLiDAR) מאפשרת הארכת משך המשימה באופן משמעותי. [10]

ה'. סיכום ומבט קדימה

מאמר זה הדגים כי השראה ביולוגית ממערכת האקולוקציה של עטלפים יכולה להוביל לפתרונות ניווט חדשניים לרחפנים בסביבות מוגבלות ראות. המערכת המוצעת משלבת מודלים ביומימטיים, מיזוג חיישנים רב-מודאלי, SLAM אקוסטי, תכנון מסלול אדפטיבי, ולמידה עמוקה: כל אלה על פלטפורמה מוגבלת משאבים הפועלת בזמן אמת.

הדרך למערכת ניווט אוטונומית מלאה בהשראת עטלפים עדיין ארוכה. עם זאת, התוצאות שהוצגו במאמר זה מראות כי הגישה הביומימטית מבטיחה ומציעה יתרונות משמעותיים על פני גישות קונבנציונליות בסביבות שבהן חיישנים אופטיים נכשלים. אנו מאמינים כי המשך הפיתוח בכיוונים שהוצגו לעיל: נחילי רחפנים, למידת חיזוק, חומרה מתקדמת: יוביל לרחפנים אוטונומיים המסוגלים לנווט בכל תנאי ראות, בדיוק כפי שעטלפים עושים מזה מיליוני שנים. [2] [5]

נספח

מקורות

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

[2] Griffin, R. D. *Listening in the Dark: the Acoustic Orientation of Bats and Men*. New Haven, CT: Yale University Press, 1958, reprinted by Cornell University Press, 1986.

[3] Simmons, A. J. and Fenton, B. M. O'Farrell, J. M. ``Echolocation by bats and their prey,'' *Science*, vol. 203, no. 4375, pp. 16--21, 1979.

[4] Schnitzler, H.-U. ``Die Wahrnehmung der Schnitzelfledermäuse (Rhinolophus bat) in Echoortungslaute und Echoortungssituationen,'' *Zeitschrift für vergleichende Physiologie*, vol. 57, no. 4, pp. 376--408, 1968.

[5] Lykke, A. and Moss F. C. ``Probing the natural scene by echolocation in bats,'' in *Frontiers in Neuroscience Behavioral*, vol. 4, p. 33, 2010.

[6] Schnitzler, H.-U. and Beuter, K. Schuller, G. ``Response of the Rhinolophus bat to shifted frequency echoes artificial,'' *Journal of Comparative Physiology*, vol. 89, no. 3, pp. 275--286, 1974.

[7] Simmons, A. J. and Griffith A. L. ``Bat echolocation: Signal processing principles for navigation,'' in *Biomimetics and Bioinspiration*, vol. 18, no. 3, p. 036001, 2023.

[8] Tardos, D. J. and Montiel, M. M. J. Mur-Artal, R. ``ORB-SLAM: A monocular SLAM system,'' *IEEE Robotics on Transactions*, vol. 31, no. 5, pp. 1147--1163, 2015.

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

[10] CrewAI Inc., ``CrewAI: Framework for orchestrating autonomous AI agents,'' https://docs.crewai.com/, 2025, accessed: June 2026.

[11] Rihaczek, W. A. *Principles of High-Resolution Radar*. New York: McGraw-Hill, 1969.

[12] Burgard, W. ``A tutorial on graph-based SLAM,'' *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, vol. 2, no. 4, pp. 31--43, 2010.

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

[14] Uhlmann, K. J. and Julier J. S. ``A non-divergent estimation algorithm in the presence unknown of correlations,'' in *Proceedings of the American Control Conference*, vol. 4, 1997, pp. 2369--2373.

[15] Anthropic, ``Claude: A next-generation AI assistant,'' https://www.anthropic.com/claude, 2025, accessed: June 2026.

טבלה X: רשימת סמלים ומשתנים בשימוש במאמר. (List of the symbols and variables used in the paper.)

סמל	הגדרה	יחידות
$\mathbf{x}_k$	וקטור מצב בזמן k	משתנה
$\mathbf{u}_k$	וקטור בקרה בזמן k	משתנה
$\mathbf{z}_k$	וקטור מדידות בזמן k	משתנה
$\mathbf{w}_k$	רעש תהליך בזמן k	משתנה
$\mathbf{v}_k$	רעש מדידה בזמן k	משתנה
$\mathbf{Q}_k$	מטריצת קוריאנס רעש תהליך	משתנה^2
$\mathbf{R}_k$	מטריצת קוריאנס רעש מדידה	משתנה^2
$\mathbf{P}_k$	מטריצת קוריאנס של אומדן המצב	משתנה^2
$\mathbf{K}_k$	רווח קלמן בזמן k	חסר ממד
$\mathbf{F}_k$	יעקוביאן פונקציית התנועה	חסר ממד
$\mathbf{H}_k$	יעקוביאן פונקציית המדידה	חסר ממד
c	מהירות הקול באוויר	343 מ'/ש'
λ	אורך גל	מטר
f_0	תדר קרינה	הרץ
f_D	תדר דופלר	הרץ
τ_i	זמן השהיית הד i	שנייה
r_i	טווח להד i	מטר
θ_h	זווית סריקת ראש	רדיאן
A_h	משרעת סריקת ראש	רדיאן
f_h	תדר סריקת ראש	הרץ
σ^2_{echo}	שונות עוצמת ההד	dB^2
$H(m)$	אנטרופיית מפה	ביט
$p(m_i)$	הסתברות שתא i תפוס	חסר ממד
P_{total}	צריכת הספק כוללת	וואט
T_{total}	זמן השהיה כולל	שנייה
f_{loop}	תדר לולאת בקרה	הרץ
η	תפוקת עיבוד	הד/אלפית-שנייה
N_{echoes}	מספר הדים למדידה	חסר ממד
SNR	יחס אות לרעש	dB
B	רוחב סרט	הרץ
T	משך פולס	שנייה
ΔR	רזולוציית טווח	מטר
Δv	רזולוציית מהירות	מ'/ש'
d^2	מרחק מהלנוביס	חסר ממד
α	פרמטר קצב התכנסות CBF	1/שנייה
$\rho(r)$	פונקציית ענישה רובסטית	חסר ממד
$\mathbf{SC}$	מטריצת ScanContext	מטר
$\mathbf{E}$	מטריצה אסנציאלית	חסר ממד
	מטריצת מידע	חסר ממד
$\mathcal{L}_{\text{match}}$	פונקציית עלות התאמת GNN	משתנה^2
$J(\tau)$	פונקציית עלות מסלול	משתנה
w_1, w_2, w_3	משקלי פונקציית עלות	חסר ממד
R_{max}	אופק חישה אדפטיבי	מטר
$\Phi(\mathbf{x})$	פונקציית עונש קרבה למכשול	חסר ממד
$\text{Attention}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V})$	מנגנון קשב	משתנה
d_k	ממד מפתחות בטרנספורמר	חסר ממד
$\mathbf{h}_i$	וקטור תכונות של הד i	משתנה
$_{ij}$	מטריצת קוריאנס של הפרש תכונות	משתנה^2
$\mathbf{R}_L^B$	מטריצת סיבוב מחיישן לגוף	חסר ממד
$\mathbf{t}_L^B$	וקטור תרגום מחיישן לגוף	מטר
$\pi(\cdot)$	פונקציית הקרנה של מצלמה	פיקסל
$\mathbf{P}_j$	נקודה תלת-ממדית במרחב העולם	מטר
$\mathbf{u}_j$	נקודה דו-ממדית בתמונת המצלמה	פיקסל
$\mathbf{g}$	וקטור תאוצת הכבידה	9.81 מ'/ש'^{2}
$\mathbf{b}_g$	הטיית ג'ירוסקופ	רד/שנייה
$\mathbf{b}_a$	הטיית אקסלרומטר	מ'/ש'^{2}
$\mathbf{q}$	קווטרניון ייחוס	חסר ממד