

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

فهرست مطالب

فصل 1: شبکه تشخیص	4
1-1 مقدمه	4
1-2 وزن <i>Visdrone yolov8</i>	5
3-1 ساخت دیتاست	6
4-1 آموزش	7
فصل 2: جلوگیری از برخورد	10
فصل 3: پوشش کامل محیط و جلوگیری از برخورد با مانع توسط پهپاد	14
3-2 حرکت هوشمندانه پهپاد در محیط‌های محدود (سوله)	14
3-3 روش دوم حرکت پهپاد در سوله: تمرکز بر مسیر میانی	17
4-3 مقایسه دو روش	18
فصل 4: تشخیص موقعیت	20
بارگذاری و استفاده از داده‌های کالیبراسیون دوربین	20
اصلاح تصاویر و حذف اعوجاج لنز دوربین	20
استخراج پارامترهای خارجی دوربین و تعیین موقعیت و جهت‌گیری آن	20
تبدیل مختصات پیکسلی به مختصات جهانی و نکات مهم در تبدیل سیستم‌های مختصاتی	23
فصل 5: ذخیره و مقایسه موقعیت تشخیص اشیاء برای جلوگیری از تشخیص چندباره	24
فصل 6: خروجی نهایی و پیشنهاد	25
فصل 7: بهبود	26

فهرست شکل‌ها

- 1-1 نمونه تصاویر موجود در دیتاست *visdrone* 5
- شکل 1-2 تعداد لیبل‌ها 6
- شکل 1-3 نمودار آموزش های یولو 7
- شکل 1-4 نمودار *precision-recall* 8
- 1-2 تشخیص مانع 10
- 2-2 بریده تصویر فاصله 11
- شکل 2-3 تصویر پهپاد بعد از افزایش ارتفاع 11
- شکل 2-4 نحوه افزایش ارتفاع 12
- 1-3 حرکت پهپاد و ارتفاع در محیط کلی 14
- 2-3 ایده نحوه حرکت در سوله به روش اول 15
- شکل 3-3 حرکت پهپاد و ارتفاع در محیط سوله یک به روش اول 16
- 3-4 حرکت پهپاد و ارتفاع در محیط سوله دو به روش اول 16
- 3-5 ایده نحوه حرکت در سوله به روش دوم 17
- 3-6 حرکت پهپاد و ارتفاع در محیط سوله یک به روش دو 18
- شکل 3-7 حرکت پهپاد و ارتفاع در محیط سوله دوم به روش دوم 18
- شکل 4-1 حرکت تشخیص شی در تصویر رنگی و مشخص کردن آن در تصویر فاصله 21
- شکل 4-2 بریدن قسمت‌های تشخیص داده شده در تصویر فاصله 22
- شکل 4-3 دایره حضور در زمین 22
- شکل 6-1 خروجی نهایی شبکه 25
- شکل 6-2 نحوه حرکت در محیط 25

فصل 1: شبکه تشخیص

1-1 مقدمه

این الگوریتم با استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق، توانسته است تشخیص سریع و دقیقی ارائه دهد که به کارگیری آن در برنامه‌های زمان واقعی بسیار مناسب است.

YOLO از معماری مبتنی بر تقسیم‌بندی تصویر به سلول‌های کوچک استفاده می‌کند و در هر سلول، پیش‌بینی‌های مربوط به وجود اشیاء و موقعیت آن‌ها (جعبه‌های مرزی) صورت می‌گیرد. این ساختار شبکه باعث می‌شود تا الگوریتم بتواند همزمان چندین شیء را شناسایی کند و به صورت یکپارچه خروجی ارائه دهد.

یکی از ویژگی‌های مهم YOLO سرعت پردازش بالا است؛ زیرا به جای اعمال الگوریتم‌های پیچیده بر روی هر بخش از تصویر، تصویر به‌طور یکجا وارد شبکه می‌شود و نتایج در یک مرحله محاسبه می‌گردد. این امر به خصوص در کاربردهایی که زمان پاسخ‌دهی اهمیت بالایی دارد، بسیار حائز اهمیت است.

در مرحله آموزش، مدل YOLO با استفاده از دیتاست‌های بزرگ شامل تصاویر و برچسب‌های مربوط به اشیاء مختلف، به بهینه‌سازی پارامترهای خود می‌پردازد. استفاده از تکنیک‌های مختلف از جمله کاهش ابعاد، نرمال‌سازی و استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی مانند SGD باعث بهبود عملکرد این شبکه می‌شود.

از دیگر مزایای YOLO، قابلیت تعمیم‌پذیری بالای آن بر روی تصاویر با زمینه‌های مختلف است. مدل‌های آموزشی مبتنی بر YOLO می‌توانند به راحتی با تغییراتی در اندازه، نورپردازی یا زاویه دید تصویر سازگار شوند و عملکرد قابل قبولی را ارائه دهند.

کاربردهای YOLO گستره وسیعی دارد؛ از جمله در سیستم‌های نظارتی، خودروهای خودران، رباتیک و تحلیل ویدئوهای ورزشی. سرعت بالای تشخیص همراه با دقت مناسب، این الگوریتم را به گزینه‌ای ایده‌آل برای پروژه‌هایی تبدیل کرده است که نیازمند پردازش بلادرنگ تصاویر هستند.

با وجود مزایا، الگوریتم YOLO همچنان با چالش‌هایی نیز روبه‌روست. از جمله کاهش دقت در تشخیص اشیاء کوچک، مشکلات مربوط به همپوشانی اشیاء و محدودیت در شناسایی اشیاء در شرایط نور کم از جمله مسائلی است که پژوهشگران در حال بهبود آن‌ها هستند.

2-1 وزن Visdrone yolov8

شبکه‌های پیش‌آموزش دیده مدل‌هایی هستند که بر روی مجموعه‌های داده بزرگ و متنوع آموزش دیده‌اند و سپس در کاربردهای خاص مورد استفاده قرار می‌گیرند. یکی از این کاربردها در حوزه تشخیص اشیاء در تصاویر هوایی و به‌ویژه تصاویر گرفته شده توسط پهپادها است. مجموعه داده VisDrone شامل تصاویر متنوعی از محیط‌های شهری و روستایی با زوایای مختلف، چالش‌های مربوط به اشیاء کوچک و تغییرات نورپردازی می‌باشد که آن را به یک مرجع مهم برای آزمایش و ارزیابی الگوریتم‌های تشخیص اشیاء تبدیل کرده است.



شکل 1-1 نمونه تصاویر موجود در دیتاست visdrone

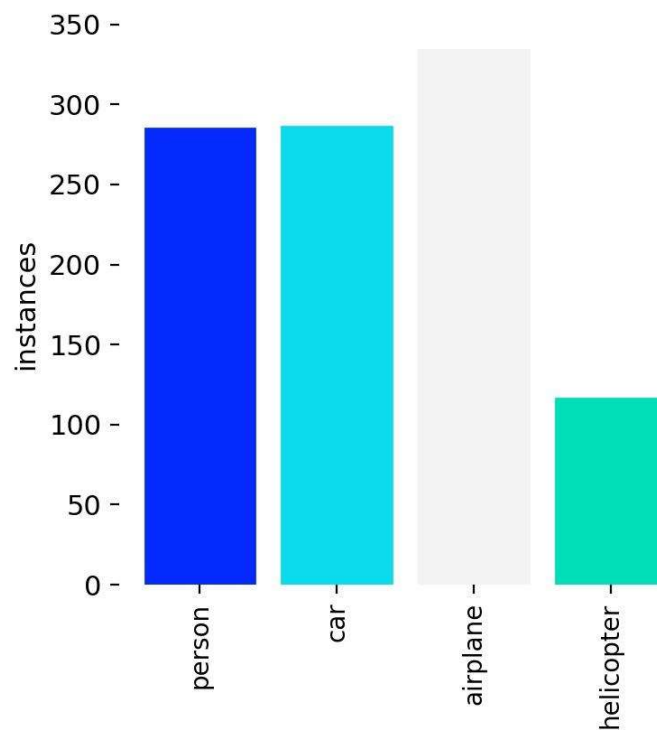
مدل YOLOv8 که به عنوان آخرین نسخه از خانواده الگوریتم‌های YOLO شناخته می‌شود، با بهبودهای معماری و بهره‌گیری از تکنیک‌های پیشرفته یادگیری عمیق، قابلیت شناسایی سریع و دقیقی را در محیط‌های پیچیده ارائه می‌دهد. استفاده از یک شبکه پیش‌آموزش دیده YOLOv8 بر روی داده‌های VisDrone باعث می‌شود تا مدل با ویژگی‌های خاص این مجموعه داده آشنا شده و بتواند اشیاء کوچک و چالش‌های ناشی از تغییرات زاویه دید و نورپردازی را بهتر شناسایی کند.

مزیت اصلی بهره‌گیری از شبکه‌های پیش‌آموزش دیده، کاهش زمان و منابع مورد نیاز برای آموزش مدل در یک پروژه خاص است. به این صورت که مدل با دانشی اولیه از ویژگی‌های عمومی تصاویر مجهز شده و تنها نیاز به تنظیم دقیق (فاین‌تیونینگ) روی داده‌های خاص پروژه مانند VisDrone دارد. این امر منجر به افزایش دقت، بهبود تعمیم‌پذیری و کاهش ریسک بیش‌آموزی می‌شود.

به طور خلاصه، استفاده از YOLOv8 به عنوان یک شبکه پیش‌آموزش دیده روی مجموعه داده VisDrone یک رویکرد کارآمد در تشخیص اشیاء در تصاویر پهپاد است. این ترکیب از یک سو از قدرت معماری‌های مدرن و از سوی دیگر از تنوع و غنای مجموعه داده‌های واقعی بهره می‌برد تا به نتایج بهینه در کاربردهایی نظیر نظارت هوایی، ردیابی ترافیک و تحلیل محیط‌های شهری دست یابد.

3-1 ساخت دیتاست

در این پروژه، برای آموزش بهینه شبکه از یک دیتاست ساخته شده استفاده شده است که شامل حدود ۵۰۰ تصویر گرفته شده از یک شبیه‌ساز می‌باشد. تصاویر استخراج شده از این شبیه‌ساز شرایط و محیط‌های متنوعی را شامل شده و به دلیل کنترل دقیق بر پارامترهای صحنه، امکان تنظیم دقیق ویژگی‌های مورد نیاز مدل فراهم شده است. این تصاویر با کیفیت مناسب و در شرایط نوری متفاوت، زمینه‌ای مناسب برای آموزش شبکه در شناسایی دقیق اشیاء مختلف ایجاد می‌کنند.

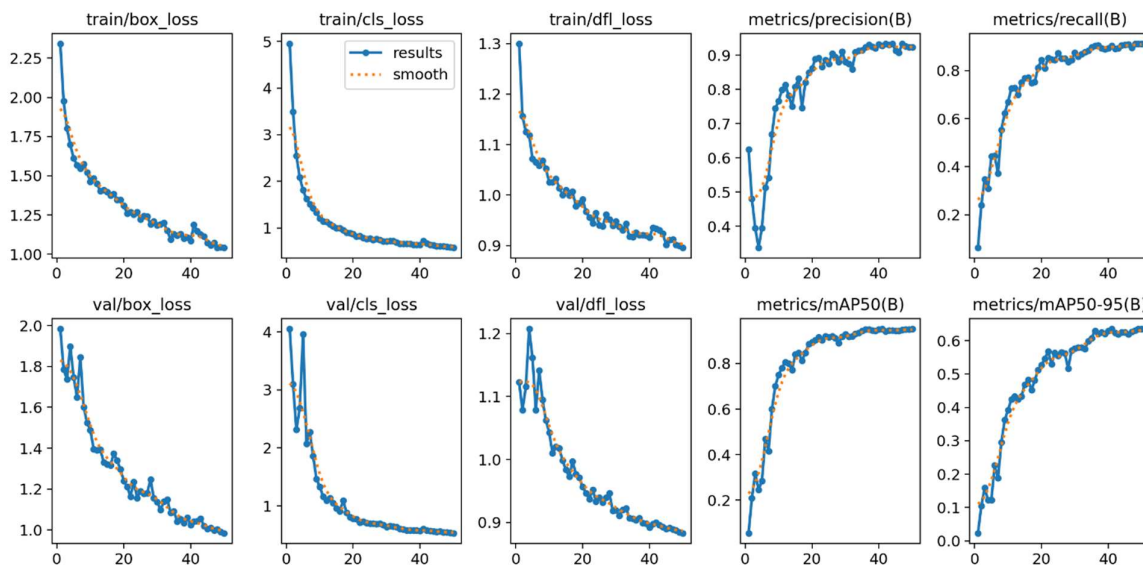


شکل 1-2 تعداد لیبل‌ها

علاوه بر تصاویر، دیتاست حاضر شامل حدود ۱۰۰۰ برچسب (لیبل) می‌باشد که به دقت و با جزئیات روی چهار کلاس شخص، ماشین، هواپیما و هلی‌کوپتر تنظیم شده‌اند. این برچسب‌ها به مدل کمک می‌کنند تا با اطلاعات دقیق و منسجم درباره موقعیت و نوع هر شیء در تصاویر، فرایند یادگیری و شناسایی بهتری را انجام دهد. استفاده از این تعداد برچسب متناسب با تعداد تصاویر، اطمینان حاصل می‌کند که شبکه به اندازه کافی با نمونه‌های متنوع هر کلاس آشنا شده و از بروز مشکل بیش‌آموزی جلوگیری می‌کند.

این دیتاست با توجه به ترکیب تصاویر با کیفیت بالا و برچسب‌های دقیق، یک منبع ارزشمند برای آموزش شبکه‌های تشخیص اشیاء محسوب می‌شود. استفاده از تصاویر شبیه‌سازی شده به همراه اطلاعات دقیق از اشیاء موجود در صحنه، باعث می‌شود که مدل بتواند در شرایط واقعی عملکرد بهتری از خود نشان دهد. به طور کلی، این رویکرد در ساخت دیتاست با هدف بهبود فرآیند یادگیری، زمینه‌ای مناسب برای دستیابی به نتایج دقیق‌تر و کارآمدتر در کاربردهای مختلف تشخیص اشیاء فراهم می‌آورد.

4-1 آموزش

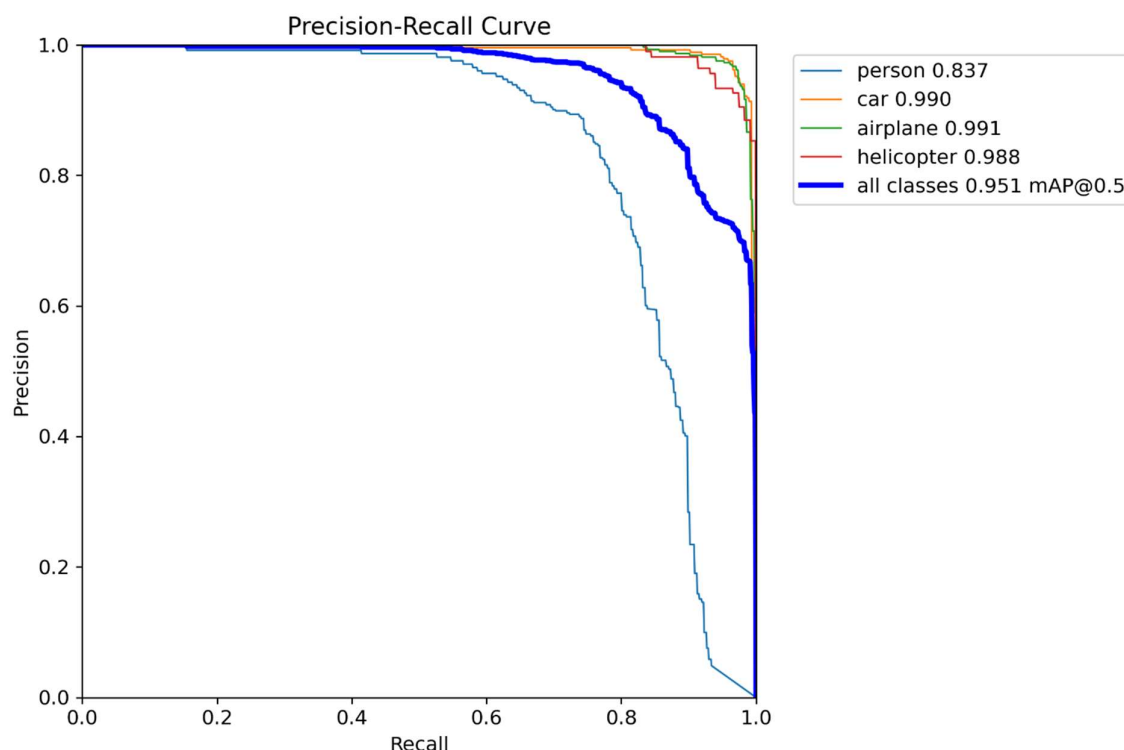


شکل 1-3 نمودار آموزش های یولو

با توجه به نتایج ارائه شده در تصویر، به نظر می‌رسد شبکه توانسته است در شناسایی اشیاء با عملکرد قابل قبولی عمل کند. نتایج نشان می‌دهد که دقت مدل در تشخیص کلاس‌های مختلف (شامل شخص، ماشین، هواپیما و هلی کوپتر) در حد مطلوبی قرار دارد. منحنی‌های آموزشی و ارزیابی حاکی از همگرایی مناسب مدل در طول دوره‌های آموزش بوده و کاهش خطا در مراحل نهایی می‌تواند نشانه موفقیت در استخراج ویژگی‌های مهم از تصاویر شبیه‌سازی شده تلقی شود. همچنین، افزایش تدریجی دقت در فازهای بعدی آموزش، شواهدی از تطبیق مناسب مدل با دیتاست ارائه شده را نشان می‌دهد.

با این وجود، تصویر همچنین برخی نکات قابل توجه را در خصوص چالش‌های احتمالی مدل برجسته می‌کند؛ به عنوان مثال، در برخی از موارد، اشیاء کوچک یا مواردی با تغییرات زاویه دید خاص ممکن است با دقت کمتری شناسایی شوند. این موضوع می‌تواند نشان‌دهنده نیاز به بهبودهای بیشتر در معماری شبکه یا افزایش تنوع دیتاست به منظور پوشش بهتر شرایط مختلف باشد. در مجموع، نتایج حاصل از تصویر نمایش داده شده نشانگر موفقیت نسبی

مدل در شناسایی اشیاء است، اما بهبودهایی در جهت افزایش دقت و تعمیم‌پذیری مدل در شرایط واقعی می‌تواند به عملکرد بهینه‌تر آن منجر شود.



شکل 1-4 نمودار precision-recall

پس از آموزش شبکه، نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که مدل توانسته است به خوبی وظیفه شناسایی اشیاء چهارکلاسه (شامل شخص، ماشین، هواپیما و هلی‌کوپتر) را به عهده گیرد. دقت خروجی‌ها در شناسایی اشیاء مختلف و عملکرد قابل قبول شبکه در شرایط متنوع تصاویر شبیه‌سازی شده، از جمله نقاط قوت به دست آمده است. روند همگرایی مدل در طول دوره‌های آموزشی حاکی از بهبود تدریجی پارامترهای یادگیری و رسیدن به یک عملکرد بهینه است. همچنین، کنترل دقیق شرایط صحنه در تصاویر شبیه‌سازی شده موجب شده تا مدل بتواند ویژگی‌های کلیدی اشیاء را به خوبی استخراج کرده و در نتیجه دقت شناسایی افزایش یابد.

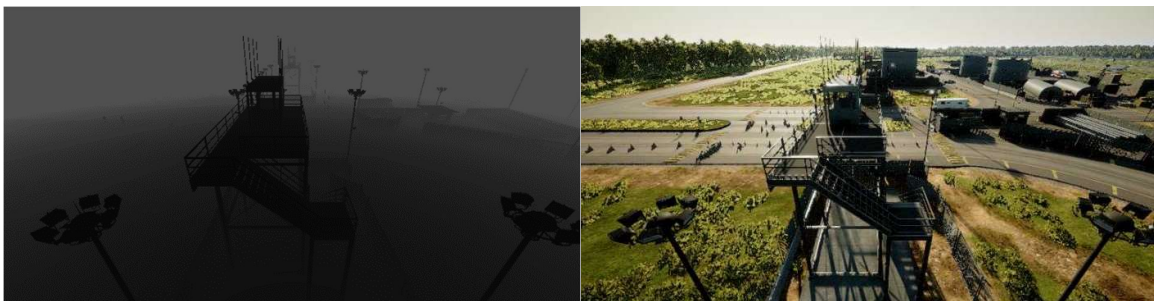
با این حال، تحلیل نتایج نشان می‌دهد که در برخی موارد ممکن است مدل با چالش‌هایی همچون تشخیص اشیاء بسیار کوچک یا تفاوت‌های جزئی ناشی از تغییرات زاویه دید مواجه شود. این موضوع می‌تواند به نیاز به بهبود بیشتر در ساختار شبکه یا افزایش تنوع دیتاست اشاره داشته باشد. به طور کلی، خروجی‌های به دست آمده از آموزش شبکه موفقیت‌آمیز بوده و نشان می‌دهد که رویکرد استفاده از دیتاست شبیه‌سازی شده با برچسب‌های دقیق، تأثیر

مثبتی بر عملکرد مدل داشته است. این نتایج زمینه را برای توسعه‌های آتی فراهم می‌آورد تا با بهبودهای جزئی و افزایش حجم داده‌ها، مدل به دقت و قابلیت تعمیم بیشتری دست یابد.

فصل 2: جلوگیری از برخورد

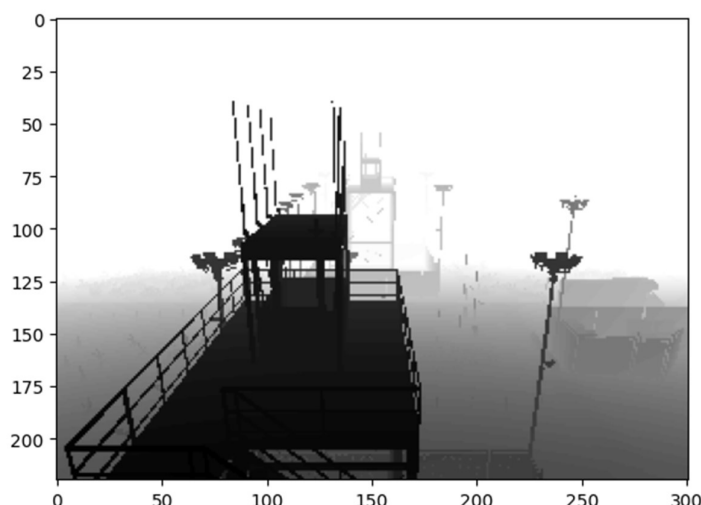
در این روش، برای جلوگیری از برخورد پهباد با موانع، از دوربین آن برای تشخیص موانع استفاده می‌شود. از آنجا که پهباد به جلو حرکت می‌کند، نیازی به بررسی کل تصویر نیست و فقط بخش‌هایی از تصویر که در مسیر حرکت پهباد قرار دارند، بررسی می‌شوند.

برای این کار، ابتدا تصویر عمق از دوربین گرفته می‌شود. سپس بخش‌های مربوط به مسیر حرکت پهباد از تصویر جدا می‌شوند. در این بخش‌ها، کمترین فاصله تا موانع محاسبه می‌شود. این مقدار به عنوان معیاری برای تشخیص وجود مانع در مسیر پهباد استفاده می‌شود. اگر این مقدار از حد مشخصی کمتر باشد، به این معناست که مانعی در مسیر پهباد وجود دارد و باید از برخورد با آن جلوگیری شود. برای این کار، می‌توان مسیر حرکت پهباد را تغییر داد یا سرعت آن را کاهش داد. به طور خلاصه، این روش با استفاده از تصویر عمق و تحلیل بخش‌های خاصی از آن، موانع موجود در مسیر حرکت پهباد را تشخیص می‌دهد و با تغییر مسیر یا سرعت پهباد، از برخورد با آنها جلوگیری می‌کند.



شکل 2-1 تشخیص مانع

در این تصویر، ناحیه مورد بررسی برای تشخیص موانع از پیکسل‌های بالایی تصویر تا پیکسل 200 و در راستای افقی از پیکسل 241 تا 542 محاسبه می‌شود. کمترین مقدار عمق محاسبه شده در این ناحیه، که نشان‌دهنده کمترین فاصله تا مانع است، برابر با 8 متر می‌باشد.



شکل 2-2 بریده تصویر فاصله

وقتی مانعی در مسیر پهپاد تشخیص داده می‌شود، برای جلوگیری از برخورد، پهپاد فوراً متوقف می‌شود. در این حالت، با ثابت نگه داشتن موقعیت افقی (X,Y) ارتفاع پهپاد افزایش می‌یابد. این عمل به پهپاد کمک می‌کند تا دید بهتری از محیط اطراف داشته باشد و موانع احتمالی دیگر را نیز شناسایی کند.

پس از افزایش ارتفاع، مجدداً تصویر عمق از دوربین گرفته شده و موانع موجود در مسیر بررسی می‌شوند. این فرایند (توقف، افزایش ارتفاع، بررسی عمق) تا زمانی ادامه می‌یابد که مانعی در عمق 14 متری پهپاد مشاهده نشود. به عبارت دیگر، پهپاد آنقدر ارتفاع خود را افزایش می‌دهد تا دید کافی برای ادامه مسیر بدون برخورد با مانع را به دست آورد.

هنگامی که هیچ مانعی در عمق 14 متری دیده نشد، به این معناست که مسیر برای ادامه حرکت امن است. در این لحظه، پهپاد به حرکت خود در مسیر اصلی ادامه می‌دهد و به سمت مقصد خود پیش می‌رود. این روش با ترکیب توقف، افزایش ارتفاع و بررسی مجدد عمق، به پهپاد کمک می‌کند تا به صورت ایمن در محیط حرکت کند و از برخورد با موانع جلوگیری کند.



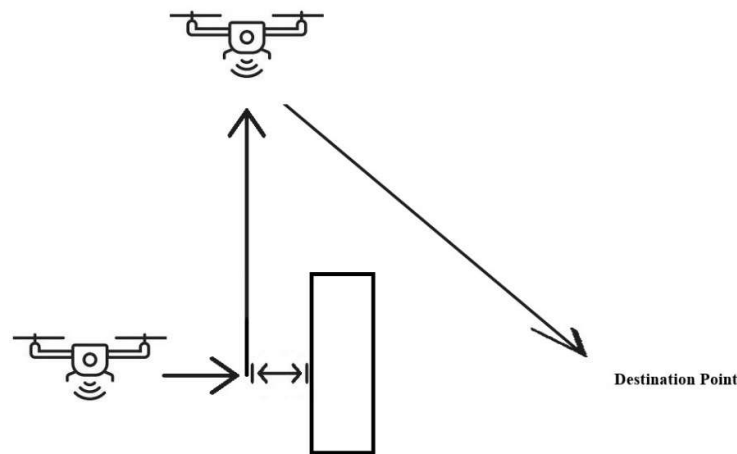
شکل 2-3 تصویر پهپاد بعد از افزایش ارتفاع

در این سناریو، ارتفاع اولیه پهپاد در تصویر 14 متر است. پس از تشخیص مانع و اجرای الگوریتم جلوگیری از برخورد، ارتفاع پهپاد به 22 متر افزایش می‌یابد. این افزایش ارتفاع به پهپاد کمک می‌کند تا دید بهتری از محیط اطراف داشته باشد و موانع احتمالی دیگر را نیز شناسایی کند. پس از بررسی مجدد و اطمینان از عدم وجود مانع در مسیر، پهپاد به حرکت خود در مسیر اصلی ادامه می‌دهد.

انتخاب فاصله 14 متری به عنوان آستانه تشخیص مانع، با توجه به سرعت و نحوه حرکت پهپاد تعیین شده است. در واقع، این فاصله با در نظر گرفتن مدت زمان حرکت و سرعت پهپاد، به گونه‌ای انتخاب شده است که پهپاد فرصت کافی برای واکنش و جلوگیری از برخورد با مانع را داشته باشد.

پهپاد در هر مرحله، به مدت 4 ثانیه با سرعت 3 متر بر ثانیه حرکت می‌کند و سپس متوقف می‌شود تا دوباره عمق‌سنجی کند. در این مدت زمان 4 ثانیه‌ای، پهپاد مسافتی برابر با 12 متر (4 ثانیه * 3 متر بر ثانیه) را طی می‌کند. با اضافه کردن 2 متر به این مقدار، فاصله 14 متری به دست می‌آید. این 2 متر اضافی به عنوان حاشیه ایمنی در نظر گرفته شده است تا در صورت وجود هرگونه خطا در عمق‌سنجی یا تاخیر در واکنش پهپاد، همچنان از برخورد با مانع جلوگیری شود.

بنابراین، فاصله 14 متری به عنوان یک حد آستانه ایمن برای تشخیص مانع انتخاب شده است تا با توجه به سرعت و نحوه حرکت پهپاد، از برخورد با موانع جلوگیری شود و عملیات به صورت ایمن انجام شود.



شکل 2-4 نحوه افزایش ارتفاع

در شرایطی که کمترین فاصله تا موانع در کل تصویر از یک حد آستانه کمتر باشد، پهپاد برای بررسی دقیق‌تر و شناسایی بهتر موانع، ارتفاع خود را کاهش می‌دهد. در این حالت، موقعیت افقی (X,Y) پهپاد ثابت می‌ماند و فقط ارتفاع آن کم می‌شود.

برای محاسبه عمق و تشخیص موانع در این وضعیت، از کل تصویر گرفته شده توسط دوربین استفاده می‌شود. این کار به پهپاد کمک می‌کند تا دید وسیع‌تری از محیط اطراف داشته باشد و موانع احتمالی را با دقت بیشتری شناسایی کند. با استفاده از این اطلاعات، پهپاد می‌تواند تصمیمات بهتری برای ادامه مسیر یا تغییر آن بگیرد و از برخورد با موانع جلوگیری کند.

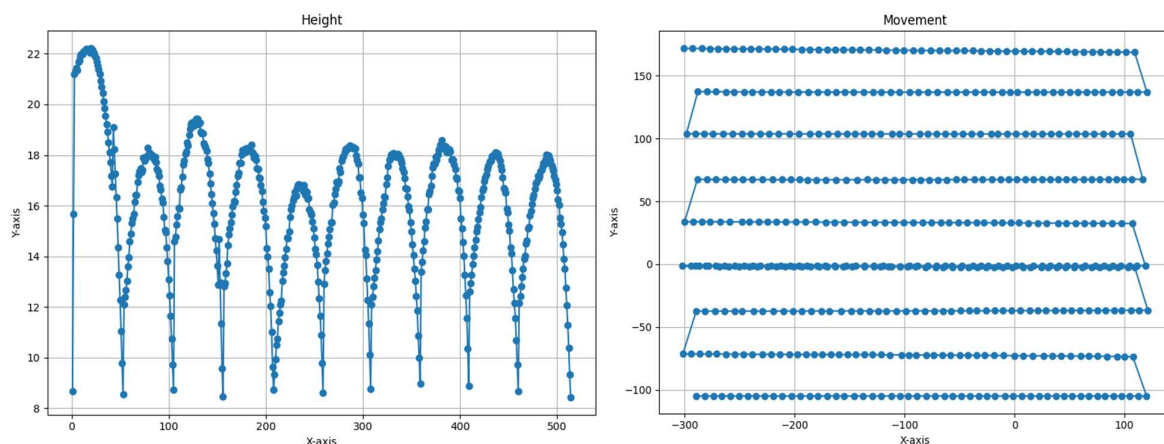
فصل 3: پوشش کامل محیط و جلوگیری از برخورد با مانع توسط پهپاد

پهپاد در مسیر مستقیم به سمت جلو حرکت می‌کند و به طور مداوم محیط اطراف خود را برای وجود مانع بررسی می‌کند. در صورت تشخیص مانع، پهپاد به صورت خودکار ارتفاع خود را تنظیم می‌کند تا از برخورد با آن جلوگیری کند و به مسیر خود ادامه دهد. این فرایند به صورت پیوسته تکرار می‌شود تا پهپاد به انتهای مسیر مستقیم برسد.

پس از رسیدن به انتهای مسیر مستقیم، پهپاد جهت حرکت خود را به سمت پایین تغییر می‌دهد و با سرعت ده متر بر ثانیه به مدت شش ثانیه در جهت مخالف حرکت می‌کند. سپس دوباره مسیر خود را تغییر داده و به سمت جلو حرکت می‌کند تا به انتهای مسیر برسد. این الگوریتم حرکتی به صورت مداوم تکرار می‌شود و پهپاد به صورت مرحله‌ای به سمت پایین‌ترین نقطه و خروجی حرکت می‌کند.

با استفاده از این روش حرکتی هوشمندانه، پهپاد قادر است به طور کامل محیط را پوشش دهد و از هرگونه برخورد با موانع احتمالی جلوگیری کند. این امر باعث می‌شود تا عملیات شناسایی و بازرسی به صورت دقیق و ایمن انجام شود..

نمودارهای حرکت و ارتفاع در محیط:

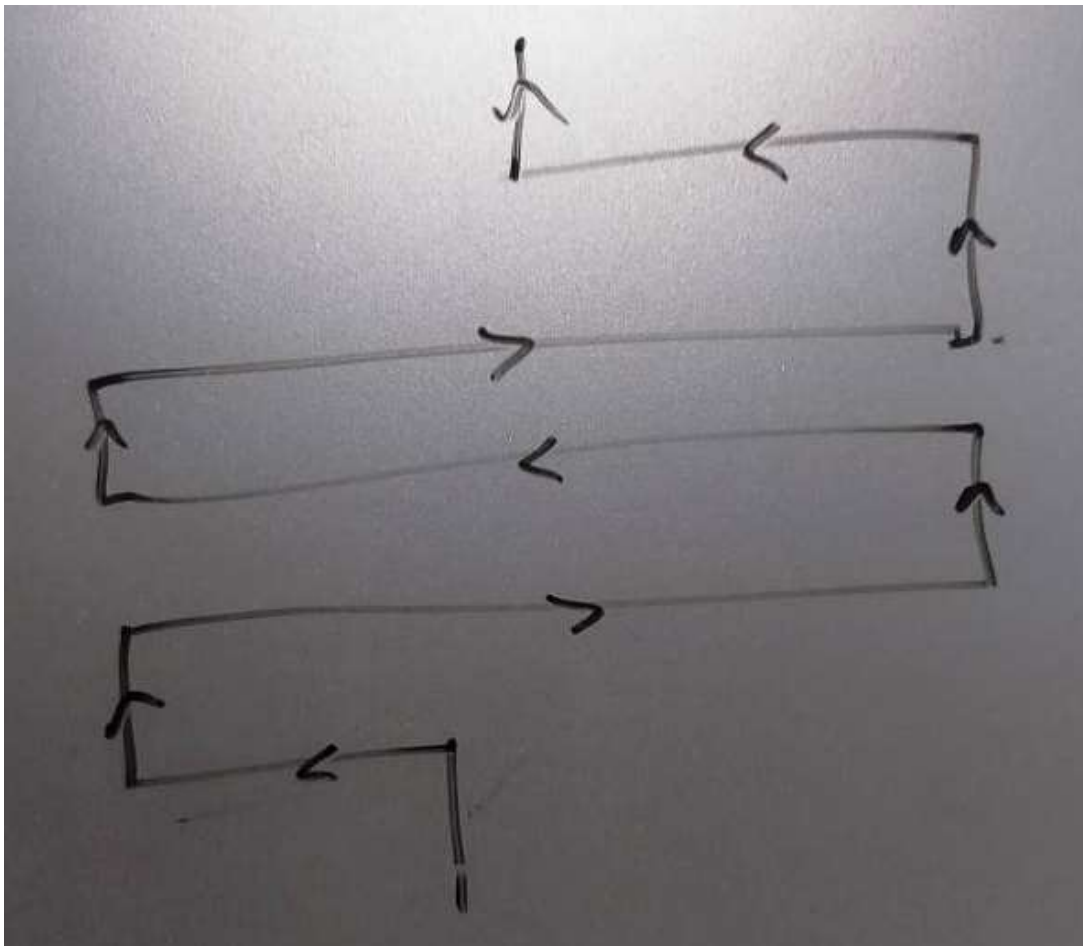


شکل 3-1 حرکت پهپاد و ارتفاع در محیط کلی

3-2 حرکت هوشمندانه پهپاد در محیط‌های محدود(سوله)

در محیط‌های بسته و محدود مانند سوله‌ها، حرکت پهپاد نیازمند دقت و احتیاط بیشتری است. به همین دلیل، پهپاد در این محیط‌ها با حرکات کوچکتر و کنترل دقیق‌تر ارتفاع، به مسیر خود ادامه می‌دهد. ارتفاع پهپاد در

طول مسیر به طور مداوم بررسی و در صورت لزوم اصلاح می‌شود تا از محدوده ایمن (حدود نیم متر) بیشتر یا کمتر نشود.

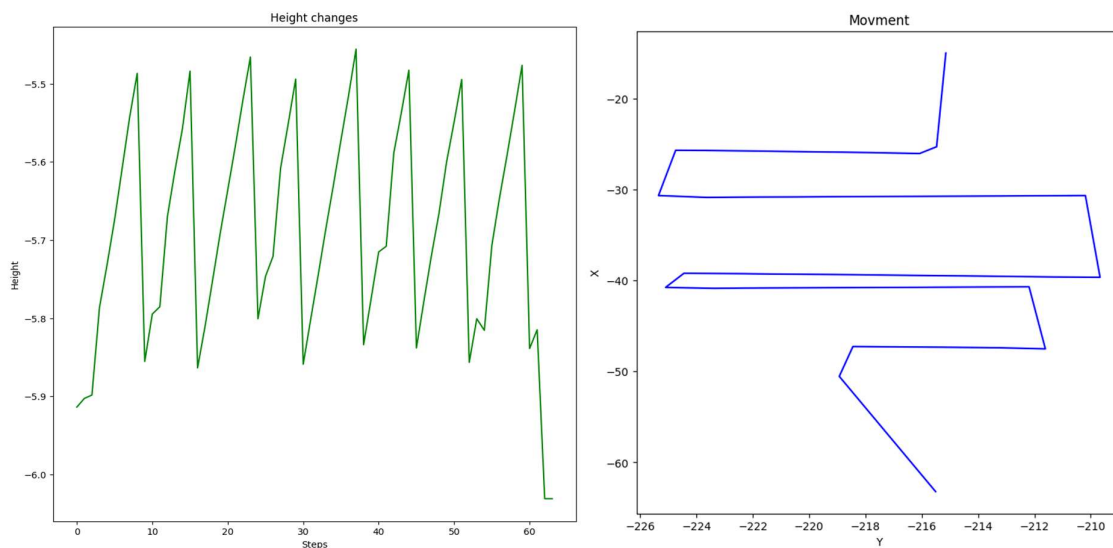


شکل 3-2 ایده نحوه حرکت در سوله به روش اول

پهپاد به صورت پیوسته به سمت جلو حرکت می‌کند تا به مانعی برسد. در این نقطه، پهپاد متوقف شده و عمق مسیر روبروی خود را بررسی می‌کند. اگر عمق کافی باشد (مثلاً تا ده متر)، پهپاد به مسیر خود ادامه می‌دهد و پس از طی مسافت مشخص، جهت خود را تغییر می‌دهد. در غیر این صورت، پهپاد تا نزدیکی مانع پیش می‌رود و سپس می‌چرخد. این فرایند به صورت مکرر تکرار می‌شود تا پهپاد به تدریج از سوله خارج شود.

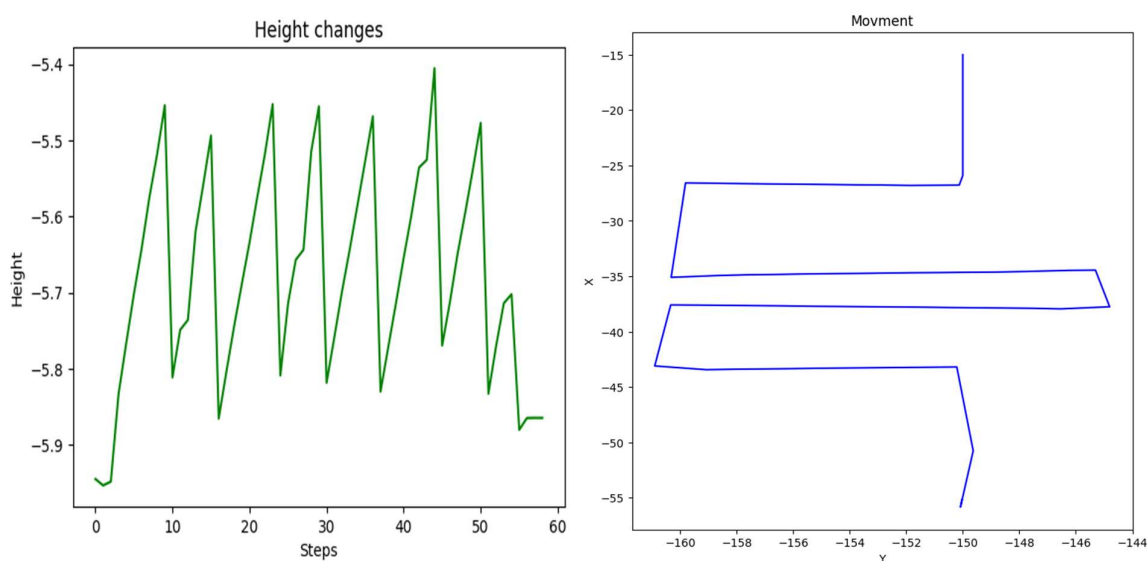
با استفاده از این روش هوشمندانه، پهپاد قادر است به صورت ایمن و کارآمد در محیط‌های محدود حرکت کند و از برخورد با موانع جلوگیری کند. این امر به ویژه در محیط‌های صنعتی و انبارها که موانع زیادی وجود دارد، از اهمیت بالایی برخوردار است.

نمودارهای حرکت و ارتفاع در سوله اول:



شکل 3-3 حرکت پهباد و ارتفاع در محیط سوله یک به روش اول

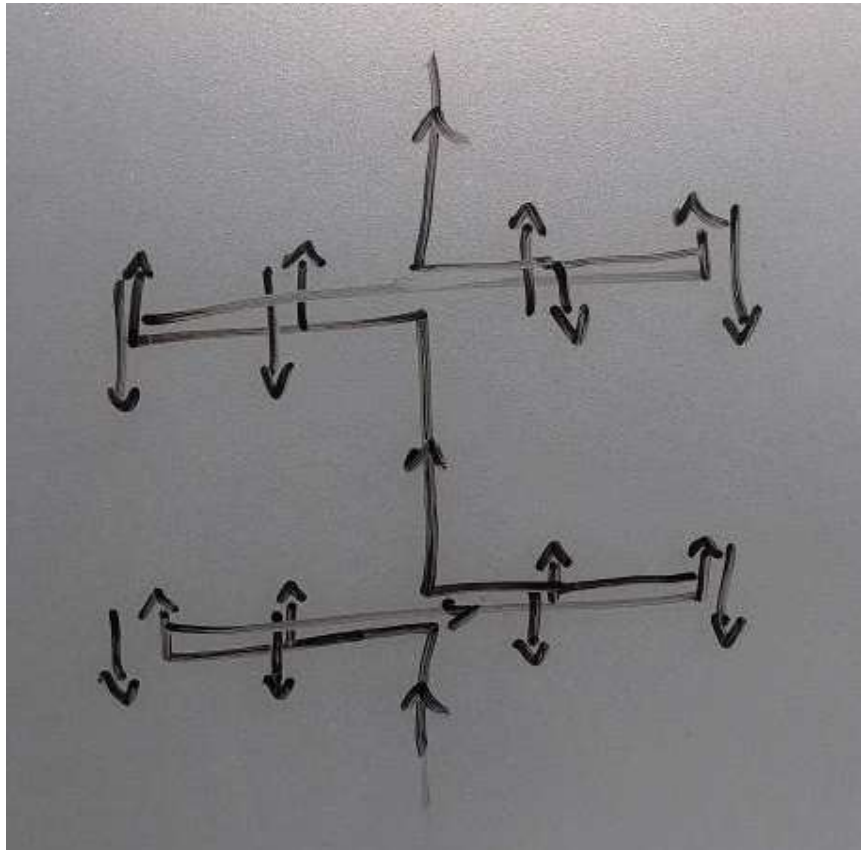
نمودارهای حرکت و ارتفاع در سوله دوم:



شکل 3-4 حرکت پهباد و ارتفاع در محیط سوله دو به روش اول

3-3 روش دوم حرکت پهباد در سوله: تمرکز بر مسیر میانی

در این روش، پهباد به جای حرکت در کل فضای سوله، فقط در مسیر میانی آن حرکت می‌کند. این کار باعث می‌شود تا پهباد با دقت بیشتری محیط را بررسی کند و از موانع احتمالی در اطراف دیوارها و گوشه‌ها نیز آگاه باشد.



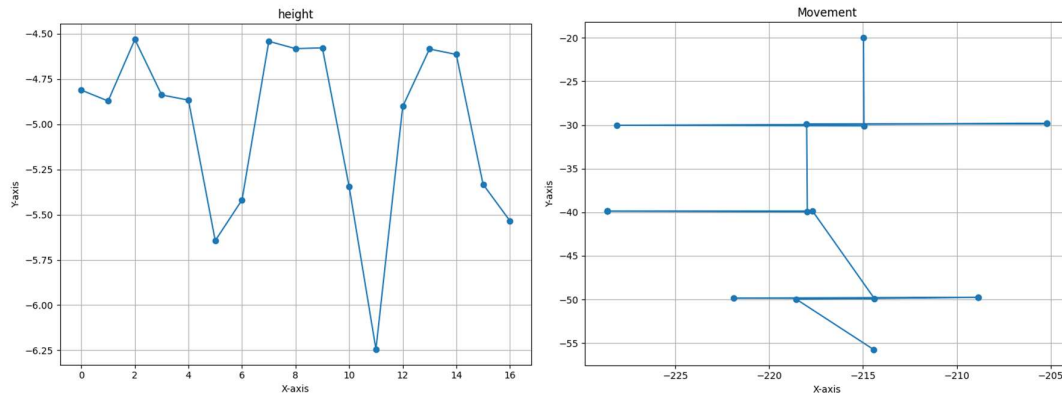
شکل 3-5 ایده نحوه حرکت در سوله به روش دوم

ابتدا پهباد وارد سوله می‌شود و با استفاده از دوربین‌های خود، تصاویری از دو طرف سوله ($yaw = 90$) و ($yaw = 270$) تهیه می‌کند. این تصاویر به پهباد کمک می‌کنند تا موقعیت خود را در سوله و فاصله خود را از دیوارها تشخیص دهد. سپس پهباد به سمت مرکز سوله ($yaw = 180$) حرکت می‌کند تا به نزدیکی یکی از دیوارها برسد. در این نقطه، دوباره تصاویری از دو طرف گرفته می‌شود و پهباد به سمت دیوار حرکت می‌کند.

پس از رسیدن به دیوار، پهباد دوباره تصاویری از دو طرف تهیه می‌کند و این بار به سمت دیگر سوله ($yaw = 0$) حرکت می‌کند تا به دیوار مقابل برسد. این فرایند به صورت مکرر تکرار می‌شود و پهباد به طور مداوم بین دیوارهای سوله حرکت می‌کند و تصاویری از محیط اطراف تهیه می‌کند.

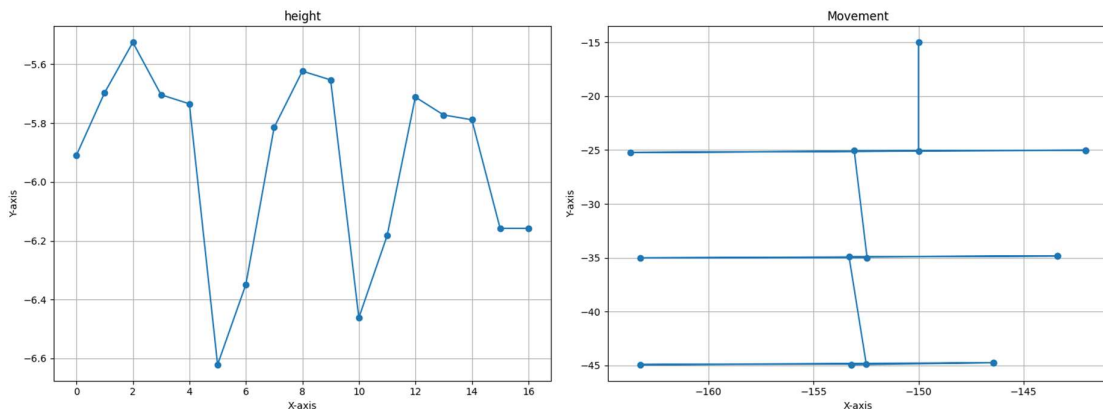
در نهایت، پهباد به مرکز سوله بازمی‌گردد و چند متر به جلو می‌رود. سپس الگوریتم تصویربرداری و حرکت بین دیوارها دوباره تکرار می‌شود. این کار به پهباد کمک می‌کند تا کل فضای سوله را به طور کامل پوشش دهد و از هیچ نقطه‌ای از آن غافل نشود. با استفاده از این روش، پهباد می‌تواند به صورت ایمن و کارآمد در محیط سوله حرکت کند و از برخورد با موانع احتمالی جلوگیری کند.

نمودارهای حرکت و ارتفاع در سوله اول:



شکل 3-6 حرکت پهباد و ارتفاع در محیط سوله یک به روش دو

نمودارهای حرکت و ارتفاع در سوله دوم:



شکل 3-7 حرکت پهباد و ارتفاع در محیط سوله دوم به روش دو

4-3 مقایسه دو روش

هر دو روشی که برای جستجوی محیط توسط پهباد مورد بحث قرار گرفتند، از قابلیت پوشش کامل محیط برخوردارند و می‌توانند کل فضای مورد نظر را جستجو کنند. با این حال، تفاوت اصلی بین این دو روش در تعداد گام‌ها و تصاویری است که در طول فرآیند جستجو گرفته می‌شوند.

در روش اول، به دلیل تصویربرداری در هر حرکت، تعداد تصاویر بسیار بیشتری نسبت به روش دوم گرفته می‌شود. این امر می‌تواند منجر به افزایش حجم داده‌های ذخیره شده و پردازش بیشتر شود. در مقابل، روش دوم با گرفتن تصاویر کمتر (تقریباً یک چهارم روش اول)، می‌تواند در زمان و منابع صرفه‌جویی کند. با این حال، ممکن است در برخی موارد، به دلیل پوشش کمتر، اطلاعات جزئی‌تری از محیط به دست آید.

فصل 4: تشخیص موقعیت

بارگذاری و استفاده از داده‌های کالیبراسیون دوربین

تابع `load_calibration_data` وظیفه بارگذاری داده‌های کالیبراسیون ذخیره شده در یک فایل (به عنوان مثال با فرمت NPZ) را بر عهده دارد. این داده‌ها معمولاً شامل پارامترهای داخلی دوربین هستند که برای تصحیح تصاویر و انجام محاسبات دقیق هندسی مورد استفاده قرار می‌گیرند. تابع پس از بارگذاری داده‌ها، آنها را در قالب یک دیکشنری سازماندهی می‌کند و در اختیار کاربر قرار می‌دهد.

اصلاح تصاویر و حذف اعوجاج لنز دوربین

هدف از اصلاح تصاویر، حذف اعوجاج‌های ناخواسته‌ای است که به دلیل استفاده از لنز دوربین در تصاویر ایجاد می‌شوند. این اعوجاج‌ها می‌توانند باعث شوند که تصاویر، هندسه واقعی صحنه را به درستی نمایش ندهند و در نتیجه، دقت محاسبات و تحلیل‌های مبتنی بر تصویر کاهش یابد.

تابع `undistorted_imgs` با استفاده از ماتریس داخلی دوربین و ضرایب اعوجاج، تصویر رنگی (RGB) دریافتی را اصلاح می‌کند. ماتریس داخلی دوربین شامل اطلاعاتی مانند فاصله کانونی، مرکز تصویر و ابعاد پیکسل‌ها است. ضرایب اعوجاج نیز نوع و میزان اعوجاج‌های موجود در تصویر را مشخص می‌کنند. با استفاده از این اطلاعات، تابع `undistorted_imgs` می‌تواند مختصات پیکسل‌ها را به گونه‌ای تغییر دهد که با هندسه واقعی صحنه مطابقت داشته باشند و از این طریق، تصاویر اصلاح شده‌ای را ارائه دهد که عاری از اعوجاج لنز هستند.

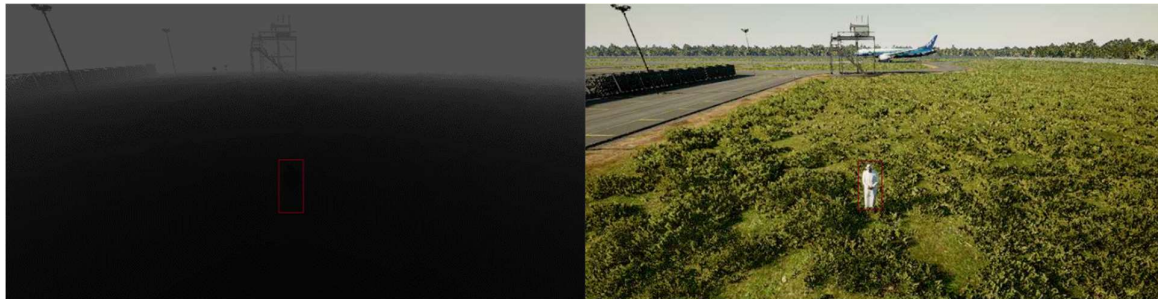
استخراج پارامترهای خارجی دوربین و تعیین موقعیت و جهت‌گیری آن

هدف از استخراج پارامترهای خارجی دوربین، تعیین دقیق موقعیت و جهت‌گیری دوربین در فضای جهانی (NED) است. این کار با استفاده از اطلاعات مربوط به وضعیت پرنده (موقعیت و جهت‌گیری) و همچنین پارامترهای مربوط به دوربین (مانند آفست و زاویه پیچ) انجام می‌شود.

در ابتدا، موقعیت و جهت‌گیری پرنده به عنوان ورودی دریافت می‌شود. جهت‌گیری پرنده معمولاً به صورت کوآرتنئون ارائه می‌شود که برای انجام محاسبات دقیق‌تر، به ماتریس چرخش تبدیل می‌شود. سپس آفست دوربین نسبت به بدنه پهپاد در نظر گرفته می‌شود. این آفست نشان می‌دهد که دوربین در چه موقعیتی نسبت به مرکز ثقل پهپاد قرار دارد. برای تصحیح جهت‌گیری دوربین، زاویه پیچ آن نسبت به بدنه نیز در نظر گرفته می‌شود. این زاویه نشان می‌دهد که دوربین تا چه میزان به سمت پایین یا بالا متمایل است.

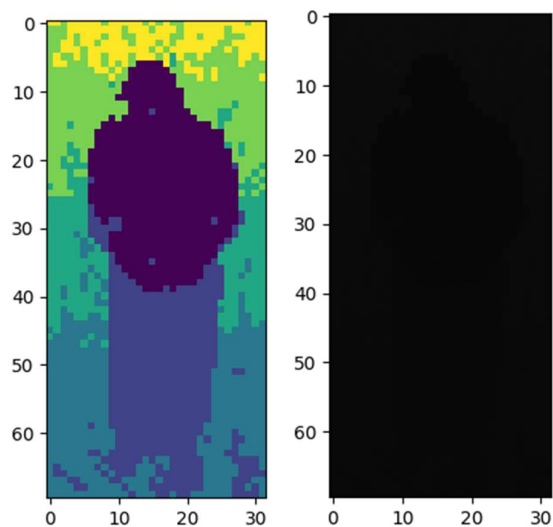
برای تبدیل سیستم مختصات دوربین به سیستم مختصات بدنه NED، یک ماتریس تبدیل ثابت تعریف می‌شود. این ماتریس نحوه تبدیل محورهای دوربین (x: راست، y: پایین، z: جلو (به محورهای بدنه: x: NED جلو، y: راست، z: پایین) را مشخص می‌کند. در نهایت، با ترکیب ماتریس چرخش پرنده، ماتریس تبدیل دوربین به بدنه و ماتریس چرخش پیچ، جهت‌گیری نهایی دوربین در فضای جهانی محاسبه می‌شود. موقعیت دوربین نیز با اضافه کردن آفست (پس از اعمال چرخش پرنده) به موقعیت پرنده به دست می‌آید.

با استفاده از الگوریتم **YOLO** (You Only Look Once)**** اقدام به تشخیص اشیاء در تصویر می‌کنیم، جعبه مرزی *****Bounding Box***** یا *****BB***** و کلاس شیء شناسایی شده را استخراج نموده و موقعیت جعبه مرزی را بر روی تصویر عمق *****Depth Image***** که با فرمت *****float***** (ممیز شناور) نمایش داده می‌شود، مشخص می‌کنیم. این فرآیند امکان هماهنگی بین داده‌های بصری RGB و اطلاعات عمق سه‌بعدی را فراهم می‌کند تا موقعیت دقیق شیء شناسایی شده در فضای سه‌بعدی قابل تجزیه و تحلیل باشد.



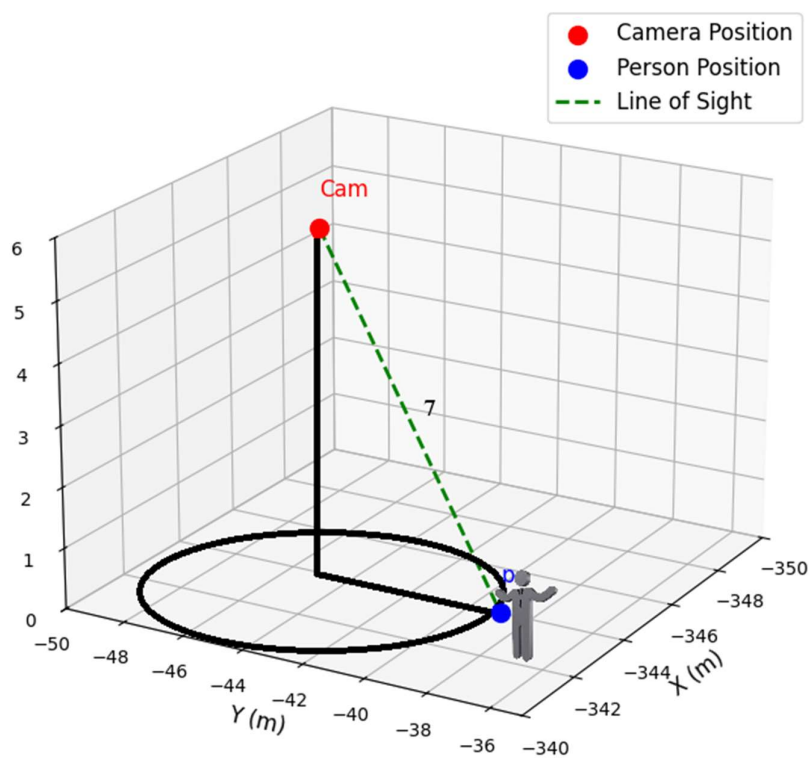
شکل 4-1 حرکت تشخیص شیء در تصویر رنگی و مشخص کردن آن در تصویر فاصله

در تصویر عمق *****Depth Image***** با فرمت *****float*****، محدوده‌ی جعبه مرزی **(Bounding Box)** شیء شناسایی شده در مختصات *****211:281***** و *****369:401***** مشخص شده است. با جدا کردن این محدوده از تصویر عمق، مقدار فاصله‌ی پهباد تا مرکز شیء محاسبه می‌شود. برای این تصویر، مقدار فاصله‌ی پهباد تا مرکز شیء برابر با *****7 واحد***** (بر حسب واحد اندازه‌گیری تصویر عمق) به دست آمده است. این مقدار نشان‌دهنده‌ی فاصله‌ی عمودی پهباد تا شیء در فضای سه‌بعدی است.



شکل 4-2 بریدن قسمتی تشخیص داده شده در تصویر فاصله

Camera and Person Positions



شکل 4-3 دایره حضور در زمین

رسم دایره حضور روی زمین با استفاده از اطلاعات عمق و ارتفاع پهباد

برای تعیین موقعیت دقیق شیء روی زمین، از اطلاعات عمق و ارتفاع پهپاد استفاده می‌شود. ابتدا یک شعاع فرضی به طول ۷ متر از دوربین پهپاد در نظر گرفته می‌شود. با این حال، از آنجا که محاسبات مربوط به فاصله از سطح زمین (و نه از مرکز شیء) انجام می‌شود، لازم است که ارتفاع پهپاد را نیز در نظر بگیریم.

از آنجا که نقطه میانی شیء به عنوان مبنا قرار گرفته و فاصله تا سطح زمین حدود ۱ متر است، این مقدار از ارتفاع پهپاد کم می‌شود. بنابراین، اگر ارتفاع اصلی پهپاد ۵.۶۹ متر باشد، ارتفاع مؤثر برای محاسبات ۴.۶۹ متر خواهد بود.

با استفاده از این ارتفاع و شعاع ۷ متری، می‌توان با استفاده از رابطه فیثاغورس، دایره‌ای فرضی روی زمین رسم کرد که نشان دهنده محدوده احتمالی حضور شیء است. این دایره به ما کمک می‌کند تا موقعیت شیء را روی زمین با دقت بیشتری تخمین بزنیم.

$$a^2 + b^2 = r^2$$

$$4.69^2 + b^2 = 7^2$$

$$b \approx 5.2$$

تبدیل مختصات پیکسلی به مختصات جهانی و نکات مهم در تبدیل سیستم‌های مختصاتی

هدف از این بخش، تبدیل مختصات یک نقطه (مانند مرکز یک جعبه تشخیص) از تصویر به مختصات سه‌بعدی آن در فضای جهانی است. این کار با استفاده از پارامترهای کالیبراسیون دوربین، اطلاعات عمق و ماتریس‌های تبدیل انجام می‌شود.

ابتدا مختصات پیکسلی نقطه مورد نظر از تصویر استخراج می‌شود. در صورت لزوم، این مختصات برای حذف اعوجاج‌های تصویر اصلاح می‌شوند. سپس با استفاده از تصویر عمق، مقدار عمق نقطه در تصویر مشخص می‌شود. این مقدار عمق برای تبدیل مختصات دوبعدی تصویر به مختصات سه‌بعدی در سیستم مختصات دوربین مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای این تبدیل از مدل pinhole و پارامترهای کالیبراسیون دوربین (مانند فاصله کانونی و نقطه اصلی تصویر) استفاده می‌شود.

در نهایت، نقطه به دست آمده در سیستم مختصات دوربین با استفاده از ماتریس جهت‌گیری دوربین و موقعیت دوربین در فضای جهانی، به سیستم مختصات جهانی (NED) منتقل می‌شود. در این مرحله، به نکات مهم در مورد تبدیل سیستم‌های مختصاتی نیز اشاره شده است. سیستم مختصات دوربین معمولاً به صورت Xcam: راست، Ycam: پایین، Zcam: جلو تعریف می‌شود. در حالی که سیستم مختصات جهانی (NED) به صورت NEDx: جلو، NEDy: راست، NEDz: پایین تعریف می‌شود. برای تبدیل بین این دو سیستم، یک ماتریس تبدیل ثابت تعریف می‌شود که نحوه نگاشت محورهای دوربین به محورهای NED را مشخص می‌کند.

فصل 5: ذخیره و مقایسه موقعیت تشخیص اشیا برای جلوگیری از تشخیص چندباره

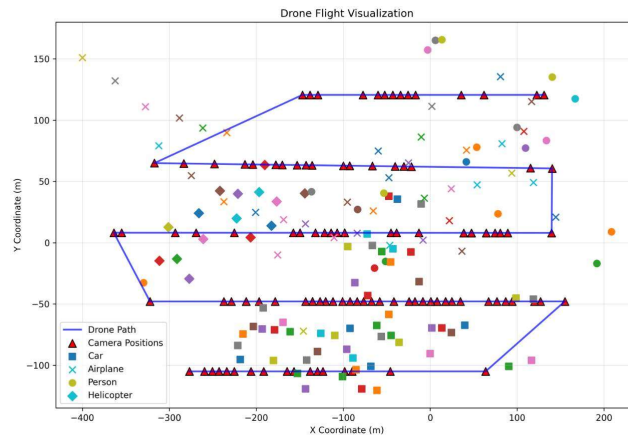
در این روش، موقعیت تمام اشیا تشخیص داده شده در هر کلاس به طور جداگانه ذخیره می‌شود. هنگامی که یک شیء جدید تشخیص داده می‌شود، موقعیت آن با موقعیت تمام اشیا ذخیره شده در کلاس مربوطه مقایسه می‌شود.

اگر فاصله بین موقعیت شیء جدید و موقعیت نزدیک‌ترین شیء ذخیره شده از یک حد آستانه مشخص بیشتر باشد، شیء جدید به عنوان یک شیء جداگانه در نظر گرفته می‌شود و موقعیت آن به لیست اشیا ذخیره شده اضافه می‌شود. در غیر این صورت، شیء جدید به عنوان همان شیء قبلی در نظر گرفته می‌شود و از اضافه کردن دوباره آن به لیست جلوگیری می‌شود.

حد آستانه برای هر کلاس از اشیا متفاوت است و به طور تجربی تعیین می‌شود. به عنوان مثال، برای انسان‌ها این مقدار 0.5 متر، برای ماشین‌ها 10 متر و برای هواپیماها و هلیکوپترها 25 متر در نظر گرفته شده است. با استفاده از این روش، می‌توان از تشخیص چندباره یک شیء جلوگیری کرد و از اطلاعات دقیق‌تری برای تصمیم‌گیری‌های بعدی استفاده کرد.

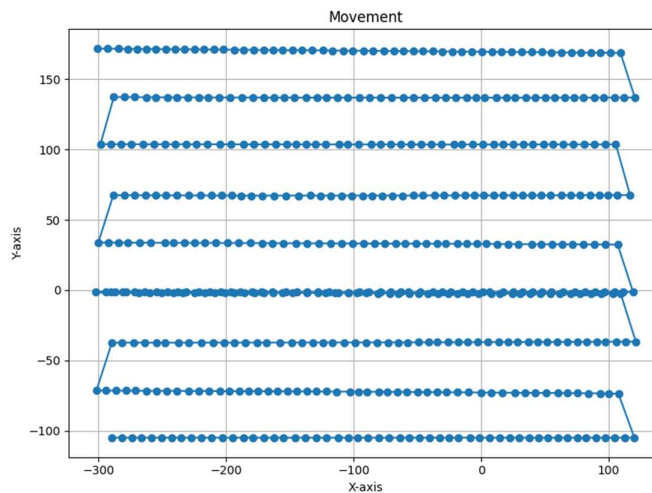
فصل 6: خروجی نهایی و پیشنهاد

خروجی نهایی الگوریتم به شکل زیر است



شکل 6-1 خروجی نهایی شبکه

در این تصویر، هر مثلث نشان‌دهنده‌ی ناحیه‌ای است که الگوریتم تشخیص شیء (در این مورد، یولو) یک یا چند شیء را در آن شناسایی کرده است. مسیر اصلی حرکت به این صورت است که شکل زیر است. دلیل اینکه تعداد این مثلث‌ها و در نتیجه، تعداد اشیاء تشخیص داده شده، زیاد است این است که داده‌های آموزشی که برای آموزش مدل یولو استفاده شده‌اند، دارای خطا یا نویز هستند. به عبارت دیگر، این داده‌های آموزشی به مدل یاد داده‌اند که اشیاء زیادی را شناسایی کند، حتی در مواردی که واقعاً شیء وجود ندارد. این موضوع باعث می‌شود که نتایج تشخیص شیء، دقت کافی نداشته باشد.



شکل 6-2 نحوه حرکت در محیط

فصل 7: بهبود

سیستم‌های شناسایی مبتنی بر شبکه‌های ReID (Re-identification) می‌توانند به طور مؤثری برای مدیریت و مقایسه اشیاء شناسایی شده در تصاویر و ویدئوها به کار روند. با استفاده از این شبکه‌ها، هر شیء شناسایی شده با یک ویژگی منحصر به فرد نشان‌گذاری می‌شود. این ویژگی‌ها در یک پایگاه داده ذخیره می‌شوند و در صورت مشاهده یک شیء جدید، با ویژگی‌های موجود در پایگاه داده مقایسه می‌شود. به این ترتیب، می‌توان از شناسایی تکراری یک شیء جلوگیری کرد و اطمینان حاصل کرد که هر شیء تنها یک بار در سیستم ثبت می‌شود.

علاوه بر این، شبکه‌های ReID می‌توانند برای تعیین دقیق‌تر موقعیت اشیاء مورد استفاده قرار گیرند. با ذخیره چندین تصویر از یک شیء از زوایای مختلف، می‌توان یک مدل دقیق‌تر از ظاهر آن شیء ایجاد کرد. سپس، با مقایسه تصاویر جدید با این مدل، می‌توان موقعیت دقیق شیء را حتی در شرایطی که شیء روی زمین قرار ندارد، تعیین کرد. همچنین، با حفظ اطلاعات مربوط به فاصله اشیاء از دوربین، می‌توان اشیاء نزدیک‌تر را با دقت بیشتری شناسایی کرد. این قابلیت‌ها، شبکه‌های ReID را به ابزار قدرتمندی برای طیف گسترده‌ای از کاربردها، از جمله نظارت تصویری، رباتیک و خودران تبدیل کرده‌اند.