

การวิเคราะห์ทางแบบสามมิติด้วยภาพในการนำร่องแบบต้นการสำหรับระบบอากาศยานไร้คนขับ  
ประเภทขึ้นลงแนวตั้ง

นายนิค จำนง

วิทยานิพนธ์นี้เป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิศวกรรมศาสตรมหาบัณฑิต

สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

ปีการศึกษา 2555

ลิขสิทธิ์ของจุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย

บทคัดย่อและแฟ้มข้อมูลฉบับเต็มของวิทยานิพนธ์ตั้งแต่ปีการศึกษา 2554 ที่ให้บริการในคลังปัญญาจุฬาฯ (CUIR)

เป็นแฟ้มข้อมูลของนิสิตเจ้าของวิทยานิพนธ์ที่ส่งผ่านทางบัณฑิตวิทยาลัย

The abstract and full text of theses from the academic year 2011 in Chulalongkorn University Intellectual Repository (CUIR)

are the thesis authors' files submitted through the Graduate School.

# 3D VISUAL ODOMETRY IN REAL TIME VTOL UAS NAVIGATION

Mr. Nick Chamnong

A Thesis Submitted in Partial Fulfillment of the Requirements  
for the Degree of Master of Engineering Program in Computer Engineering

Department of Computer Engineering

Faculty of Engineering

Chulalongkorn University

Academic Year 2012

Copyright of Chulalongkorn University

หัวข้อวิทยานิพนธ์

การวัดระยะทางแบบสามมิติด้วยภาพในการนำร่อง  
แบบทันการสำหรับระบบอากาศยานไร้คนขับ  
ประเภทขึ้นลงแนวดิ่ง

โดย

นายนิค จำนง

สาขาวิชา

วิศวกรรมคอมพิวเตอร์

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก

ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อรรถวิทย์ สุดแสง

คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย อนุมัติให้มหาวิทยาลัยฉบับนี้เป็น  
ส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต

..... คณบดีคณะวิศวกรรมศาสตร์  
(รองศาสตราจารย์ ดร.บุญสม เลิศหิรัญวงศ์)

คณะกรรมการสอบวิทยานิพนธ์

..... ประธานกรรมการ  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เศรษฐา ปานงาม)

..... อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก  
(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.อรรถวิทย์ สุดแสง)

..... กรรมการ  
(อาจารย์ ดร.นันทิ นิภาพันธ์)

..... กรรมการภายนอกมหาวิทยาลัย  
(นาวาอากาศโท ดร.ณัฐพล นิยมไทย)

นิต จำนวน : การวัดระยะทางแบบสามมิติด้วยภาพในการนำร่องแบบทันการสำหรับระบบอากาศยานไร้คนขับประเภทขึ้นลงแนวดิ่ง. (3D VISUAL ODOMETRY IN REAL TIME VTOL UAS NAVIGATION) อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก : ผศ. ดร.อรรถวิทย์ สุดแสง, 77 หน้า.

งานนี้เสนอขั้นตอนเทคนิคการระบุตำแหน่งซึ่งใช้ภาพจากกล้องออปติคัลประกอบกับข้อมูลจากเครื่องวัดอื่นๆเพื่อช่วยให้อากาศยานไร้คนขับสามารถนำร่องในสภาพแวดล้อมซึ่งข้อมูลจาก GPS นั้นไม่สามารถเชื่อถือได้ ขั้นตอนที่เสนอนั้นใช้วิธีการทางการตีความจากภาพด้วยคอมพิวเตอร์ในการใช้ข้อมูลจากลำดับภาพสดจากกล้องที่ติดอยู่บนอากาศยานไร้คนขับมารวมกับข้อมูลจากเครื่องวัดอื่นๆซึ่งประกอบด้วย IMU และ GPS เพื่อหาตำแหน่งของอากาศยานไร้คนขับซึ่งจุดมุ่งหมายของงานวิจัยนี้คือความสามารถระบุตำแหน่งด้วยความเสถียรและความแม่นยำกว่าการใช้ GPS เพียงอย่างเดียว ซึ่งในตอนท้ายได้มีการสร้างและทดลองผลของระบบดังกล่าว ซึ่งระบบที่นำเสนอนั้นก็ยังสามารถทำงานได้เป็นอย่างดี

ภาควิชา.....วิศวกรรมคอมพิวเตอร์.....ลายมือชื่อ.....  
 สาขาวิชา.....วิศวกรรมคอมพิวเตอร์.....ลายมือชื่อ อ.ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์หลัก.....  
 ปีการศึกษา...2555.....

# # 5270354221 : MAJOR COMPUTER ENGINEERING

KEYWORDS : UAV/ LOCALIZATION/ OMNI-DIRECTIONAL CAMERA/ SLAM/ MOBILE  
ROBOT

NICK CHAMNONG : 3D VISUAL ODOMETRY IN REAL TIME VTOL UAS

NAVIGATION. ADVISOR : ASST. PROF. ATTAWITH SUDSANG, Ph.D., 77 pp.

This work proposes a method for implementing a localization technique that uses an omni directional camera in addition to other sensors to help UAV navigate in the environment where GPS data becomes unreliable. The proposed method uses computer vision techniques to extract information from series of live images acquired by the omni directional camera installed onboard the UAV. The extracted information is then combined with measurements from other sensors including IMU and GPS to determine the position of the UAV. The objective is to achieve localization with more robustness and accuracy than using the GPS alone. The proposed method is implemented and preliminary results are presented.

Department : Computer Engineering..... Student's Signature.....

Field of Study : Computer Engineering..... Advisor's Signature.....

Academic Year : 2012.....

## กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดี เนื่องด้วยการสนับสนุนและส่งเสริมเป็นอย่างดีจาก ผศ. ดร. อรรถวิทย์ สุดแสง ซึ่งเป็นที่ปรึกษาทั้งในส่วนของแนวทางในการทำวิจัย รวมถึงข้อแนะนำในการแก้ปัญหาต่างๆ และคอยเป็นกำลังใจทั้งในส่วนองงานวิจัยและเรื่องอื่นๆอีกด้วย ข้าพเจ้าจึงขอขอบคุณอาจารย์เป็นอย่างสูงมา ณ ที่นี้

ขอขอบคุณประธานกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร.เศรษฐา ปานงาม ตลอดจนกรรมการสอบวิทยานิพนธ์ อาจารย์ ดร.นัทธี นิภานันท์ และ นาวาอากาศโท ดร.ณัฐพล นิยมไทย ที่ได้กรุณาสละเวลา ตรวจสอบและให้คำแนะนำงานวิทยานิพนธ์ฉบับนี้เสร็จสมบูรณ์

ขอขอบคุณ คุณยุทธนา สุทธิสุภา ที่คอยให้ความช่วยเหลือและให้คำปรึกษาในเรื่องต่างๆ ในงานวิจัยและคอยช่วยเหลือในการทำการทดลองเป็นอย่างสูงด้วย

และยังขอขอบคุณพี่น้องๆในห้องปฏิบัติการ ISL2 ทุกคนที่คอยให้ความช่วยเหลือและชี้แนะในเรื่องต่างๆในทุกๆเรื่องอีกด้วย

นอกจากนี้ยังขอขอบคุณ บิดา มารดา และ คุณอภิมภร อธิธนาถาวร ที่คอยเป็นกำลังใจ และดูแลช่วยเหลือในระหว่างที่กำลังศึกษาและทำงานวิจัยตลอดมา และขอขอบคุณอีกหลายๆท่านที่ไม่สามารถเอ่ยนามได้ทั้งหมด ณ ที่นี้ด้วยใจจริง

## สารบัญ

	หน้า
บทคัดย่อภาษาไทย.....	ง
บทคัดย่อภาษาอังกฤษ.....	จ
กิตติกรรมประกาศ.....	ฉ
สารบัญ .....	ช
สารบัญตาราง .....	ฌ
สารบัญรูป.....	ญ
<b>บทที่ 1 บทนำ .....</b>	<b>1</b>
1.1 ปัญหา .....	1
1.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง .....	3
1.4 เป้าหมายของงานวิจัย .....	5
1.5 ขอบเขตงานวิจัย.....	5
1.3 การนำเสนอและลำดับเนื้อหาในวิทยานิพนธ์ .....	6
<b>บทที่ 2 ปัญหาการระบุตำแหน่ง .....</b>	<b>7</b>
2.1 การประมาณค่า .....	7
2.2 การระบุตำแหน่งพร้อมกับการสร้างแผนที่ .....	13
2.3 EKF SLAM.....	16
<b>บทที่ 3 การระบุตำแหน่งโดยการใช้ภาพจากกล้องอ้อมนิ .....</b>	<b>19</b>
3.1 กล้องอ้อมนิ.....	19
3.2 การหาค่าพารามิเตอร์ของกล้อง.....	21
3.3 การวิเคราะห์ข้อมูลภาพจากกล้องอ้อมนิ .....	24
3.4 การระบุตำแหน่งจากจุดสังเกต .....	27
<b>บทที่ 4 การนำข้อมูลภาพมาใช้เสริมการระบุตำแหน่ง .....</b>	<b>34</b>

## หน้า

4.1 การนำข้อมูลจาก IMU และ GPS มาเสริมการระบุตำแหน่งด้วยภาพ .....	34
4.2 สรุปขั้นตอนการทำงานของระบบระบุตำแหน่งรวม.....	36
4.3 การปรับแก้ตำแหน่งของกล้องด้วยข้อมูลจาก IMU และ GPS .....	37
4.4 การนำผลลัพธ์จากการระบุตำแหน่งด้วยภาพมาช่วยในการนำร่อง .....	38
<b>บทที่ 5 ระบบอากาศยานไร้คนขับ .....</b>	<b>40</b>
5.1 อากาศยานไร้คนขับประเภทขึ้นลงแนวดิ่ง.....	40
5.2 ระบบประมวลผล, เซนเซอร์, และระบบส่งข้อมูล.....	41
5.3 การติดตั้งกล้องและระบบส่งภาพ .....	44
<b>บทที่ 6 การทดลองและผลการทำงาน .....</b>	<b>46</b>
6.1 การทำงานของโปรแกรม .....	46
6.2 การทดลองการขาดหายของสัญญาณ GPS .....	48
6.3 การทดลองใช้ข้อมูลภาพจากกล้องและเซนเซอร์ที่ติดตั้งอยู่บนอากาศยาน ผ่านระบบไร้สาย .....	51
6.4 การทดลองใช้ข้อมูลภาพจากกล้องและเซนเซอร์ที่ติดตั้งอยู่บนอากาศยาน ผ่านระบบไร้สายตามเวลาจริง.....	57
<b>บทที่ 7 สรุปผลของงานวิจัยและสิ่งที่ได้รับ .....</b>	<b>61</b>
7.1 สรุปผลการทดลอง.....	61
7.2 แนวทางการวิจัยในขั้นถัดไป.....	61
<b>รายการอ้างอิง.....</b>	<b>63</b>
<b>ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์.....</b>	<b>66</b>



## สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 6.1 ตารางแสดงค่า Variance และ SD ของการทดลองลอยตัวอยู่กับที่ .....	55
---	----

## สารบัญรูป

	หน้า
รูปที่ 1.1 ตัวอย่างภาพที่ได้จากกล้องออมินิที่ติดตั้งอยู่บนเฮลิคอปเตอร์บังคับวิทยุ .....	2
รูปที่ 1.2 กล้องออมินิ.....	3
รูปที่ 3.1 ตัวอย่างเปรียบเทียบภาพสภาพแวดล้อมจากกล้องทั่วไปและกล้องออมินิ.....	19
รูปที่ 3.2 ลักษณะการตัดกันของลำแสงในกล้องแบบ Non-Central และแบบ Central .....	20
รูปที่ 3.3 ลักษณะของกล้องออมินิที่ใช้ในงานวิจัย .....	20
รูปที่ 3.4 แสดงการโปรเจคของแสงที่สะท้อนเข้ามาয়งกล้องออมินิ .....	21
รูปที่ 3.5 แสดง Coordinate ของ Pixel และ Coordinate ที่ได้แก้ไขการ Distortion.....	22
รูปที่ 3.6 โปรแกรม Omnidirectional Camera Calibration Toolbox ในงานวิจัย .....	23
รูปที่ 3.7 แสดงตัวอย่างภาพที่ใช้ในการ Calibrate Parameter .....	24
รูปที่ 3.8 ตัวอย่าง Feature ที่สามารถหาได้จากกล้องออมินิ.....	25
รูปที่ 3.9 ค่าการวัดเชิงองศาแบบ yaw, pitch .....	26
รูปที่ 3.10 การ Track Feature เดิมจาก เฟรมก่อนหน้า(สีน้ำเงิน) มายังเฟรมปัจจุบัน (สีแดง) ....	27
รูปที่ 4.1 แสดงถึงการทำงานของระบบระบุตำแหน่งรวมที่มีการประมวลผลบนภาคพื้นดิน .....	39
รูปที่ 5.1 ระบบอากาศยานไร้คนขับแบบแรกที่ใช้ในการทดลองซึ่งเป็นแบบ Helicopter .....	40
รูปที่ 5.2 อากาศยานไร้คนขับที่ใช้ในการทดลอง ซึ่งเป็นแบบ Multi Rotor .....	41
รูปที่ 5.3 บอร์ดประมวลผลหลัก Ardupilot Mega.....	42
รูปที่ 5.4 บอร์ดเซนเซอร์ DIY Drone IMU Shield REV-H.....	43
รูปที่ 5.5 ระบบประมวลผลและเซนเซอร์ต่างๆภายใต้ฝาครอบพลาสติก.....	43
รูปที่ 5.6 กล้องวีดีโอออมินิ Sony Bloggie .....	44
รูปที่ 5.7 ภาพการวางตัวของกล้องเปรียบเทียบระหว่างขณะบิน (ซ้าย) และขณะ อยู่บนพื้น (ขวา).....	44
รูปที่ 5.8 ภาพที่ได้จากกล้องเปรียบเทียบระหว่างการติดตั้งกล้องในอากาศยาน แบบเก่า (ซ้าย) และการติดตั้งกล้องแบบพับเก็บได้ (ขวา) .....	45
รูปที่ 5.9 ระบบส่งภาพแบบ Analog ที่อยู่ด้านหลังอากาศยาน .....	45
รูปที่ 6.1 ภาพแสดงการทำงานของโปรแกรมในขณะเริ่มต้นได้เพียงเล็กน้อย .....	47
รูปที่ 6.2 ภาพแสดงการทำงานของโปรแกรมในขณะทำงานได้ระยะหนึ่ง .....	47

## หน้า

รูปที่ 6.3	บริเวณที่ใช้ในการทดลองการขาดหายของสัญญาณ GPS และภาพที่ได้จากกล้อง....	48
รูปที่ 6.4	ตัวอย่างผลลัพธ์จากการทดลองการขาดหายของสัญญาณ GPS .....	50
รูปที่ 6.5	ภาพรวมการทดลองซ้ำในเส้นทางเดิม .....	51
รูปที่ 6.6	ภาพแสดงบริเวณที่ใช้ในการทดลองระบบระบุตำแหน่ง .....	52
รูปที่ 6.7	ภาพแสดงการทดลองการลอยตัวอยู่กับที่ .....	53
รูปที่ 6.8	ภาพแสดงตำแหน่ง GPS ที่ได้จากการระบุตำแหน่งเทียบกับภาพถ่ายดาวเทียม .....	54
รูปที่ 6.9	กราฟแสดงผลลัพธ์ของการทดลองลอยตัวอยู่กับที่โดยมีหน่วยเป็นเมตร.....	54
รูปที่ 6.10	ภาพแสดงการทดลองบินรอบสนามกีฬา .....	55
รูปที่ 6.11	แสดงผลการทดลองเคลื่อนที่รอบสนามกีฬาโดยมีหน่วยเป็นเมตร .....	56
รูปที่ 6.12	ข้อมูลการความสูงที่ได้จากการทดลองการบินอยู่กับที่ซึ่งมีหน่วยเป็นมิลลิเมตร .....	58
รูปที่ 6.13	ผลการทดลองการบินอยู่กับที่ซึ่งมีหน่วยเป็นเมตร .....	59
รูปที่ 6.14	ผลการทดลองการบินไปกลับระหว่างจุดซึ่งมีหน่วยเป็นเมตร .....	59

# บทที่ 1

## บทนำ

### 1.1 ปัญหา

ทุกวันนี้มีการใช้และพัฒนาระบบอากาศยานไร้คนขับหรือ UAS (Unmanned Aerial System) กันอย่างกว้างขวางในหลากหลายสาขาและรูปแบบการใช้งานทั้งในทางทหารและพลเรือนเนื่องจากราคาที่ถูกลงและความสะดวกในการนำไปใช้

องค์ประกอบที่สำคัญที่สุดของระบบอากาศยานไร้คนขับคงจะหลีกเลี่ยงไม่ได้ที่จะเป็นตัวอากาศยานไร้คนขับเองหรือ UA (Unmanned Aircraft) ซึ่งจะสามารถแบ่งออกเป็นสองประเภทใหญ่ๆคือ แบบปีกนิ่งทั่วไป (Fixed Wing) แม้จะมีข้อได้เปรียบคือความเร็วและพิสัยทำการ อย่างไรก็ตามการใช้งานของอากาศยานประเภทนี้จะถูกจำกัดเฉพาะการใช้งานในระยะไกลเท่านั้นและยังจำเป็นจะต้องใช้สนามบินหรือลานในการบินขึ้นและลงจอดทำให้ความอเนกประสงค์ของอากาศยานประเภทนี้ถูกจำกัดอย่างมาก ส่วนแบบที่สองคือแบบอากาศยานขึ้นลงแนวดิ่งหรือ VTOL (Vertical Take Off and Landing) UA ซึ่งถึงแม้จะมีพิสัยที่ใกล้และเวลาปฏิบัติการที่สั้นกว่าแต่ไม่จำเป็นจะต้องใช้พื้นที่ในการขึ้นบินและลงจอดและสามารถทำงานได้ใกล้ชิดกับเป้าหมายหรือภารกิจมากๆได้ แต่การที่จะใช้อากาศยานแบบนี้ในสภาพแวดล้อมที่มีสิ่งกีดขวางนั้นมีความอันตรายสูงทำให้มักจะต้องใช้นักบินที่มีความเชี่ยวชาญบังคับอากาศยานดังกล่าวด้วยมือ ไม่สามารถให้ทำงานแบบอัตโนมัติได้เนื่องจากระบบนำร่องของ UAS ส่วนใหญ่จะใช้การทำงานของ Inertial Measurement Unit (IMU) ร่วมกับ Global Position System (GPS) และเซนเซอร์อื่นๆเช่น Pressure Altimeter หรือ Sonar ถึงแม้ว่าระบบดังกล่าวนี้ทำงานได้ดีในสภาพแวดล้อมส่วนใหญ่แต่ในสภาวะแวดล้อมที่มีสิ่งกีดขวางเป็นจำนวนมากเช่นในเมืองที่ความสูงต่ำเป็นต้นนั้น ระบบดังกล่าวไม่มีความแม่นยำเพียงพอที่จะสามารถนำร่องระบบควบคุมการบินอัตโนมัติได้เนื่องจากสิ่งกีดขวางจะบดบังการรับสัญญาณจากดาวเทียมทำให้ระบบระบุตำแหน่งนั้นลดความแม่นยำลงและอาจจะไม่สามารถระบุตำแหน่งได้เลย

เนื่องจากในปัจจุบันระบบรับภาพจากกล้องวิดีโอมีความชัดเจนและมีราคาถูกลงและคอมพิวเตอร์ก็มีประสิทธิภาพสูงมากขึ้นเรื่อยๆ นอกจากนี้กล้องวิดีโอนั้นมักจะเป็นอุปกรณ์ที่มีอยู่ในระบบ UAS ส่วนใหญ่อยู่แล้วทำให้ทางเราเห็นว่าควรนำกล้องวิดีโอนั้นมาช่วยในการเพิ่มความสามารถในการระบุตำแหน่งของ UAS น่าจะทำให้สามารถเพิ่มขีดความสามารถของระบบ UAS ให้มากขึ้นได้ (Liu และ Dai, 2010)

กล้องวิดีโอนั้นให้ข้อมูลสภาพแวดล้อมแบบเป็น Bitmap ปริมาณมหาศาลซึ่งประกอบด้วยค่าความเข้มของแสงสีต่างๆในแต่ละจุด ซึ่งคอมพิวเตอร์ไม่สามารถเข้าใจได้ง่ายเพราะต้องตีความจุดต่างๆเหล่านี้เป็นข้อมูลต่างๆที่สามารถใช้ได้ ซึ่งขั้นตอนดังกล่าวนี้เรียกว่าการตีความจากข้อมูลภาพด้วยคอมพิวเตอร์ (Computer Vision) ซึ่งมักจะใช้เวลาประมวลผลนานและอาจมีความผิดพลาดได้ง่ายและนอกจากนี้เนื่องจากภาพที่ได้นั้นเป็นสองมิติทำให้ขาดข้อมูลความลึกของวัตถุต่างๆในภาพทำให้การระบุตำแหน่งนั้นมีความซับซ้อนมาก และปัญหาอีกประการหนึ่งคือเนื่องจากความสนใจของเราอยู่ที่การนำไปใช้ในอากาศยานประเภทขึ้นลงแนวตั้งซึ่งเป็นอากาศยานที่สามารถเคลื่อนที่ไปทางทิศใดก็ได้ไม่จำเป็นจะต้องเป็นด้านหน้าเสมอไป การใช้กล้องแบบปกติที่สามารถมองเห็นได้เพียงทิศทางเดียวอาจจะทำให้เกิดปัญหาได้



รูปที่ 1.1 ตัวอย่างภาพที่ได้จากกล้องออมินิที่ติดตั้งอยู่บนเฮลิคอปเตอร์บังคับวิทยุ

เราจึงเลือกที่จะใช้กล้องแบบพิเศษซึ่งเรียกว่า “กล้องออมินิ” ซึ่งสามารถมองเห็นได้รอบทิศทางดังรูป 1.1 ลักษณะของตัวกล้องจะประกอบด้วยกล้องวิดีโอแบบธรรมดาและมีกระจกดังรูป 1.2 ซึ่งมีหน้าที่รับแสงจากรอบทิศทางและสะท้อนเข้าไปในตัวกล้องจึงทำให้กล้องสามารถมองเห็นสิ่งแวดล้อมรอบทิศทางได้ แต่กล้องออมินินั้นมีข้อเสียคือ เนื่องจากกล้องสามารถรับภาพ

จากมุมมองได้รอบตัวจึงทำให้ข้อมูลสิ่งแวดล้อมที่กล้องเห็นนั้นมีรายละเอียดลดลงเมื่อเทียบกับกล้องวิดีโอแบบทั่วไปที่มีความละเอียดเท่ากัน



รูปที่ 1.2 กล้องออมนิ

งานวิจัยนี้จะเน้นการนำเทคนิคทาง Computer Vision มาช่วยในการระบุตำแหน่งโดยการใช้ข้อมูลจากกล้องที่ติดตั้งอยู่ในระบบ UAS ส่วนใหญ่อยู่แล้วเพื่อช่วยในการนำร่องอัตโนมัติในสภาพแวดล้อมที่ได้กล่าวมาแล้วข้างต้น

โดยจะทำการพัฒนาระบบซึ่งใช้เทคนิคทาง Computer Vision ประมวลผลภาพจากกล้องออมนิที่ติดตั้งอยู่ในอากาศยานร่วมกับเครื่องวัดประเภทต่างๆเพื่อให้สามารถระบุตำแหน่งได้ดีกว่าการใช้ GPS เพียงอย่างเดียว

## 1.2 งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

มีงานวิจัยหลายงานได้เสนอวิธีในการวิเคราะห์หาข้อมูลการเคลื่อนที่จากภาพที่ได้จากกล้องวิดีโอ (Courbon, Mezouar, Guenard, และ Martinet, 2009) ใช้ภาพต่อเนื่องในการนำร่อง Quadrotor กลับตามเส้นทางเดิมที่มันได้เดินทางผ่านมาแล้ว (Sharp, Shakernia, และ Sastry, 2001), (Ludington, Johnson, และ Vachtsevanos, 2006), (Yun, Sung, และ Lee, 2009), (Lange, Sunderhauf, และ Protzel, 2009) , (Zhang, Kang, Achtelik, Kuhnlenz, และ Buss, 2009) , (Khalil และ Payeur, 2005) ใช้วิธีการทำสัญลักษณ์บนพื้นเพื่อคำนวณหาความสูงและระยะห่างระหว่างสัญลักษณ์ดังกล่าวกับอากาศยานไร้คนขับประเภทต่างๆ Kendoul (Kendoul

และ Nonami, 2009) ใช้ Visual Odometry เพื่อประมาณค่าการเคลื่อนที่ของยานพาหนะโดยการตรวจหาและติดตามลักษณะเด่นในภาพโดยใช้กล้องแบบ Monocular ที่ติดตั้งอยู่บนยานพาหนะ Baik (Baik, Shin, Ji, Shon, และ Park, 2011) นำเสนอวิธีการที่รวม Visual Odometry เข้ากับข้อมูลการวางตัวซึ่งได้จาก IMU และความสูงจากการวัดความกดอากาศเพื่อจะสามารถทำให้อากาศยานไร้คนขับลอยตัวอยู่กับที่เป็นเวลาหลายนาทีก่อนที่สัญญาณสัญญาณจาก GPS จะหายไป (Rady, Kandil, และ Badreddin, 2011) นำเสนอวิธีที่จะสร้างแผนที่ของจุดสังเกตในภาพและข้อมูลระยะจริงจาก GPS ซึ่งจะทำให้สามารถนำร่องอากาศยานไร้คนขับกลับไปยังจุดเริ่มต้นได้ในกรณีที่มีความผิดพลาดในระบบ GPS

ในการนำข้อมูลภาพจากอากาศยานไร้คนขับมาใช้ เราสามารถใช้กล้องได้หลายประเภทเช่นกล้องประเภท Monocular กล้องแบบ Stereo หรือ กล้องแบบ Omni-Directional เป็นต้น แต่สำหรับงานที่เราสนใจซึ่งคืออากาศยานไร้คนขับแบบขึ้นลงแนวดิ่งนั้นมี Dynamic ของการเคลื่อนที่ไวสูงมากเพราะสามารถเคลื่อนที่ไปทางทิศทางใดก็ได้ ดังนั้นงานวิจัยของเราจึงเลือกใช้กล้องแบบ Omni-Directional ซึ่งสามารถเก็บข้อมูลจากหลายทิศทางได้พร้อมๆกันแต่ก็ต้องแลกกับ Resolution ที่ลดลงและการมี Model ที่มีความซับซ้อน จากการค้นคว้าพบว่ามีงานวิจัยเกี่ยวกับการใช้เทคนิคทาง Computer Vision กับกล้องแบบ Omni-Directional ในอากาศยานไร้คนขับไม่มากนัก Tarhan (Tarhan และ Altu, 2009) และ Demonceaux (Demonceaux, Vasseur, และ Pegard, 2007) ใช้ภาพจากกล้องแบบ Omni-Directional ในการวิเคราะห์หาการวางตัวของ Quadrotor โดยใช้ Vanishing Point ในภาพแบบ Catadioptric ส่วน Yokota (Yokota, Watanabe, Kobayashi, และ Kurihara, 2011) นำเสนอการทำ Visual Odometry ด้วยภาพจากกล้อง Omni-Directional คุณยุทธนา สุทธิสุภา (Suttasupa, Sudsang, และ Niparnan, 2009) ได้นำเสนอวิธีในการทำาระบบตำแหน่งพร้อมกับการสร้างแผนที่แบบสามมิติหรือที่เรียกกันว่า 3D SLAM (Simultaneous Localization And Mapping) ด้วยกล้อง Omni-Directional ที่ใช้มือถือเดินผ่านสภาพแวดล้อมแบบสามมิติซึ่งสามารถทำการระบุตำแหน่งและสร้างแผนที่ของจุดสังเกตไปพร้อมๆกันได้โดยไม่ใช้ข้อมูลจากเซนเซอร์อื่น

วิทยานิพนธ์นี้จะเสนอวิธีการใช้ข้อมูลจากกล้องแบบ Omni-Directional ที่ติดตั้งในระบบอากาศยานไร้คนขับเพื่อช่วยเพิ่มความแม่นยำและเสถียรภาพของการระบุตำแหน่งให้ดีกว่าการใช้ข้อมูลจาก GPS เพียงอย่างเดียว โดยอัลกอริทึมประมวลผลข้อมูลภาพของเราจะเป็นการนำ

งานของคุณยุพธนา สุทธิสุภา (Suttasupa, Sudsang, และ Niparnan, 2009) มาใช้ในสภาพแวดล้อมจริงโดยจะเพิ่มความสามารถในการทำงานแบบ Real-Time และเพิ่มการใช้ข้อมูลจากเครื่องวัดอื่นๆด้วยเพื่อให้สามารถใช้ในการระบุตำแหน่งในทางปฏิบัติของอากาศยานไร้คนขับ

#### 1.4 เป้าหมายของงานวิจัย

เป้าหมายของงานวิจัยนี้คือการพัฒนากระบวนการระบุตำแหน่งซึ่งรวมเอาข้อมูลภาพจากกล้องที่หาซื้อได้ทั่วไปซึ่งติดตั้งอยู่บนอากาศยานไร้คนขับประเภทขึ้นลงแนวดิ่งโดยระบบระบุตำแหน่งนี้ต้องสามารถใช้ได้ที่ระดับความสูงต่ำและหรือสภาพแวดล้อมในเมือง

#### 1.5 ขอบเขตงานวิจัย

งานวิจัยนี้มีขอบเขตดังนี้คือ

- พัฒนาระบบระบุตำแหน่งซึ่งเพิ่มความแม่นยำให้กับการนำร่องของระบบอากาศยานไร้คนขับให้ดีกว่าการใช้เพียง GPS
- ระบบอากาศยานที่ใช้ในการทดลองเป็นแบบขึ้นลงแนวดิ่ง
- การประมวลผลของระบบระบุตำแหน่งด้วยภาพจะทำการประมวลผลบนพื้นดินแล้วจึงส่งผลลัพธ์ไปยังอากาศยานไร้คนขับเพื่อช่วยการนำร่อง
- สภาพแวดล้อมในการทดสอบจะเป็นสภาพแวดล้อมภายนอกอาคารซึ่งมีจุดสังเกตเพียงพอต่อการตรวจสอบและติดตาม
- การทดสอบจะทำโดยการลอยตัวอยู่กับที่และเคลื่อนที่ภายในระยะไม่เกินหนึ่งร้อยเมตรที่ความสูงต่ำกว่าแปดเมตร



### 1.3 การนำเสนอและลำดับเนื้อหาในวิทยานิพนธ์

การนำเสนอเนื้อหาวิทยานิพนธ์จะแบ่งออกเป็นส่วนย่อยๆ 3 ส่วนหลักคือ ส่วนทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง ส่วนขั้นตอนการแก้ปัญหาของงานวิจัย และส่วนทดสอบการทำงานของระบบและสรุปผล

1. ส่วนทฤษฎีที่เกี่ยวข้องจะอธิบายถึงทฤษฎีและหลักการที่ใช้จะอยู่ใน **บทที่ 2** ซึ่งจะอธิบายถึงการประมาณค่าที่ได้จากการวัดและหลักการของการระบุตำแหน่งจากจุดสังเกตอย่างคร่าวๆ
2. ส่วนขั้นตอนการแก้ปัญหาของงานวิจัย ซึ่งประกอบด้วย **บทที่ 3** ซึ่งจะกล่าวถึงการวิเคราะห์ข้อมูลที่ได้จากกล้องออปติคัลเพื่อให้ได้ข้อมูลมาใช้ในการระบุตำแหน่งของอากาศยานไร้คนขับ **บทที่ 4** จะกล่าวถึงการนำข้อมูลการระบุตำแหน่งด้วยภาพมารวมกับข้อมูลจากเครื่องวัดอื่นๆและการนำไปใช้ในการนำร่องของอากาศยานไร้คนขับ
3. ส่วนทดสอบการทำงานของระบบและสรุปผล ประกอบด้วย **บทที่ 5** จะแสดงถึงการพัฒนากระบวนการระบุตำแหน่งไร้คนขับเพื่อทำการทดลองประสิทธิภาพของระบบที่สร้างขึ้น **บทที่ 6** จะทำการทดลองนำระบบระบุตำแหน่งที่พัฒนาขึ้นมาใช้จริงรวมทั้งการเปรียบเทียบผลระหว่างการใช้ระบบระบุตำแหน่งที่พัฒนาขึ้นมากับการใช้การระบุตำแหน่งโดยการใช้ GPS เพียงอย่างเดียว **บทที่ 7** จะทำการสรุปผลการวิจัยนี้และแนวทางในการวิจัยต่อในขั้นถัดไป

## บทที่ 2

### ปัญหาการระบุตำแหน่ง

#### 2.1 การประมาณค่า

เนื่องจากการวัดต่าง ๆ นั้นจะไม่สามารถที่จะมีความเที่ยงตรงสมบูรณ์แบบได้ดั่งนั้นเราจึงจะต้องนำความไม่แน่นอนเหล่านั้นมาวิเคราะห์ด้วยซึ่งความไม่แน่นอนเหล่านี้ก็จะมีลักษณะต่าง ๆ ไปตามแบบวิธีของการวัดต่าง ๆ เช่นความคลาดเคลื่อนของ GPS ดังเช่นที่กล่าวไปแล้ว

ในการวัดข้อมูลต่าง ๆ ในระบบอากาศยานไร้คนขับก็เช่นกันเนื่องจากอากาศยานนั้นลอยอยู่ในอากาศทำให้ความไม่แน่นอนต่าง ๆ นั้นค่อนข้างมาก เช่นการวัดความเร็วของเครื่องบินด้วยความเร็วอากาศที่เข้าปะทะ หรือการวัดความสูงจากความกดดันอากาศ เป็นต้น

ดังนั้นเราจึงควรที่จะหาขั้นตอนในการที่จะวิเคราะห์นำผลและความคลาดเคลื่อนของการวัดต่าง ๆ มารวมกันเพื่อประมาณค่าที่น่าจะเป็นที่สุด

โดยการประมาณค่าสถานะของระบบจากข้อมูลต่าง ๆ ซึ่งมีความคลาดเคลื่อนนั้นมีหลากหลายวิธีโดยเนื่องจากงานวิจัยของเราเป็นการต่อยอดจากงานวิจัยระบบระบุตำแหน่งของคุณยุทธนา สุทธิสุภา (Suttasupa, Sudsang, และ Niparnan, 2009) ซึ่งจะเป็นการใช้ Extended Kalman Filter ซึ่งเป็นวิธีที่เป็นที่นิยมมาใช้ในการแก้ปัญหาโดยเราจะอธิบายขั้นตอนการทำงานในหัวข้อต่อไป

##### 2.1.1 Kalman Filter

Kalman Filter เป็นวิธีหนึ่งที่เป็นที่นิยมมากที่จะใช้ช่วยประมาณสถานะของระบบจากข้อมูลการวัดที่มีความคลาดเคลื่อน (Kalman, 1960) โดยมีจุดมุ่งหมายเพื่อจะลดความแปรปรวน

รวมของความผิดพลาดในการประมาณค่าของระบบให้ได้มากที่สุดโดยจะมีสมมติฐานอยู่ว่าสถานะของระบบที่ต้องการประมาณค่านั้นจะมีการเปลี่ยนแปลงไปเรื่อยๆ ตามเวลา โดยสถานะของระบบ ณ เวลาปัจจุบันนั้นจะขึ้นอยู่กับสถานะของระบบ ณ เวลาก่อนหน้าเท่านั้น

โดยการกำหนดให้  $\mathbf{x}_k$  เป็นสถานะของระบบที่ต้องการประมาณที่เวลา  $k$  โดยมีการกระจายความน่าจะเป็นของสถานะ  $\mathbf{P}_k$  โดยในการประมาณค่า  $\mathbf{x}_k$  และ  $\mathbf{P}_k$  นั้นการทำงานของ Kalman นั้นจะแบ่งเป็นสองขั้นตอนทำงานวนซ้ำกันไปเรื่อยๆ คือ Prediction คือการใช้ค่าประมาณสถานะของระบบก่อนหน้า  $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$  และความน่าจะเป็นของสถานะ  $\mathbf{P}_{k-1}$  ร่วมกับ Process Model ในการประมาณค่าประมาณสถานะของระบบก่อนการปรับแก้ ( $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ ) และความแปรปรวนรวมก่อนการปรับแก้ ( $\mathbf{P}_k^-$ ) ส่วนขั้นตอนต่อไปจะเป็น Update Measurement ซึ่งจะใช้ข้อมูลจากการวัด  $\mathbf{z}_k$  และ Measurement Model ในการปรับแก้เพื่อให้ได้ค่าประมาณสถานะของระบบ ( $\hat{\mathbf{x}}_k$ ) และความแปรปรวนรวม ( $\mathbf{P}_k$ ) ซึ่งสองขั้นตอนนี้จะทำงานสลับกันไปเรื่อยๆ ในแต่ละรอบการทำงานโดยจะมีรายละเอียดดังนี้

ในส่วน of ขั้นตอน Prediction นั้นเมื่อระบบเปลี่ยนแปลงตามเวลาสถานะก็จะเปลี่ยนแปลงตามไปด้วย ขั้นตอน Prediction จะเป็นการประมาณสถานะของระบบใหม่โดยอาศัย Process Model ดังต่อไปนี้

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k \quad (2.1)$$

โดย  $\mathbf{u}_k$  จะเป็นการควบคุมที่ส่งให้กับระบบส่วน  $\mathbf{w}_k$  คือความคลาดเคลื่อนของระบบ เนื่องจาก Kalman Filter จะใช้ได้กับระบบ Linear Dynamic Systems เท่านั้นดังนั้น

$$\mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) = \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k \quad (2.2)$$

$\mathbf{x}_k$  เป็นค่าจริงที่ไม่สามารถทราบได้จึงทำได้เพียงหาค่าประมาณ  $\hat{\mathbf{x}}_k$  ให้ดีที่สุดเท่านั้น จาก

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k \quad (2.3)$$

โดยความไม่แน่นอนจะหาได้จาก

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (2.4)$$

จากนั้นจะเป็นขั้นตอน Measurement Update ซึ่งเป็นกระบวนการที่นำค่าที่วัดได้จริงมาช่วยในการปรับแก้ค่าสถานะประมาณของระบบให้แม่นยำมากขึ้นซึ่งไม่จำเป็นจะต้องเป็นค่าของสถานะของระบบโดยตรงก็ได้แต่ต้องสามารถเชื่อมโยงความสัมพันธ์กับสถานะของระบบได้ เช่น GPS นั้นการวัดจะเป็นเพียงการวัดระยะห่างจากดาวเทียมแต่ละดวงเท่านั้น แต่จะสามารถนำมาช่วยในการประมาณค่าสถานะของตำแหน่งได้ โดยในรูปแบบของ Linear นั้นจะใช้สมการดังต่อไปนี้

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^t (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^t + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (2.5)$$

Kalman Gain ( $\mathbf{K}_k$ ) จะเป็น matrix ของค่าที่เหมาะสมที่จะทำให้การกระจายความน่าจะเป็นของสถานะของระบบหลังการปรับแก้มีค่าต่ำสุด

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_k^-) \quad (2.6)$$

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k)^T + \mathbf{K}_k \mathbf{R}_k \mathbf{K}_k^T \quad (2.7)$$

จากขั้นตอนข้างต้นจะได้ความเชื่อมั่นในสถานะระบบที่มีการกระจายแบบปกติ มีค่าเฉลี่ยเป็น  $\hat{\mathbf{x}}_k$  และความแปรปรวนเป็น  $\mathbf{P}_k$  ที่ตั้งอยู่บนสมมติฐานว่าทราบสถานะเริ่มต้นของระบบ  $\mathbf{x}_0$  และ  $\mathbf{P}_0$

สรุปขั้นตอน Kalman Filter ได้ว่า

### Prediction

Predicted State  $\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{F}_k \hat{\mathbf{x}}_{k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_k$

Predicted estimate covariance  $\mathbf{P}_k^- = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k$

### Update measurement

Innovation or measurement residual  $\hat{\mathbf{y}}_k = \mathbf{z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_k^-$

Innovation (or residual) covariance  $\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k$

Optimal Kalman gain  $\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T \mathbf{S}_k^{-1}$

Updated state estimate  $\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k \hat{\mathbf{y}}_k$

Updated estimate covariance  $\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k)^T + \mathbf{K}_k \mathbf{R}_k \mathbf{K}_k^T$

เมื่อ

$\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$  คือ สถานะประมาณของระบบ ที่เวลา k-1

$\hat{\mathbf{x}}_k^-$  คือ สถานะประมาณของระบบ ภายหลังจากการทำนายล่วงหน้า ที่เวลา k

$\hat{\mathbf{x}}_k$  คือ สถานะประมาณของระบบ ภายหลังจากการปรับแก้ค่าจากการวัด ที่เวลา k

$\mathbf{P}_{k-1}$  คือ ความแปรปรวนร่วมของสถานะของระบบ ที่เวลา k-1

$\mathbf{P}_k^-$  คือ ความแปรปรวนร่วมของสถานะของระบบ ภายหลังจากการทำนายล่วงหน้า ที่เวลา k

$\mathbf{P}_k$  คือ ความแปรปรวนร่วมของสถานะของระบบ ภายหลังจากการปรับแก้ค่าจากการวัด ที่เวลา k

$\mathbf{z}_k$  คือ ค่าการวัดสถานะของระบบ

$\mathbf{u}_k$  คือ คำสั่งควบคุมการเปลี่ยนแปลงสถานะของระบบ

$\mathbf{F}_k$  คือ state transition model

$\mathbf{B}_k$  คือ control model

$\mathbf{H}_k$  คือ observation model

$\mathbf{Q}_k$  คือ ความแปรปรวนร่วมของ Process noise

$\mathbf{R}_k$  คือ ความแปรปรวนร่วมของ observation noise

### 2.1.2 Extended Kalman Filter

Kalman Filter จะสามารถใช้ได้เพียงกับระบบที่เป็น Linear System เท่านั้น แต่ในการใช้งานจริงนั้นการเปลี่ยนแปลงสถานะของระบบมักจะไม่เป็น Linear เสมอไป ทำให้ไม่สามารถนำ Kalman Filter มาใช้ได้โดยตรงแต่จะต้องเพิ่มเติมการประมาณค่าเชิงเส้น (Linearization) ของ Process Model และ Measurement Model โดยการใช้ Jacobian Matrix ซึ่งจะเรียกวิธีนี้ว่า Extended Kalman Filter (Julier, 1997)

ขั้นการ Prediction จะใช้ Process Model ในรูป Non Linear คือ

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k \quad (2.8)$$

ซึ่ง Process Model จะ Linearize ด้วย Jacobian Matrix ได้

$$f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) = f(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}_k) + \mathbf{F}_k(\mathbf{x}_{k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k-1}) + \dots \quad (2.9)$$

$$\mathbf{F}_k = \left. \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}_k} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_n}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial x_m} \end{bmatrix} \quad (2.10)$$

โดย  $\mathbf{F}_k$  เป็น Jacobian Matrix ของ  $f$  เทียบกับ  $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$  และ  $\mathbf{u}_k$

ค่าประมาณสถานะของระบบหลังการ Prediction จะได้เป็น

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = f(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}_k) \quad (2.11)$$

ด้วยค่าความแปรปรวนของความคลาดเคลื่อน (Covariance) เป็น

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (2.12)$$

ส่วนในขั้นตอนการ Update Measurement นั้น Measurement Model สามารถเขียนในรูปแบบ Non-Linear ได้เป็น

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \quad (2.13)$$

ซึ่ง observation model สามารถประมาณให้เป็นฟังก์ชันแบบ Linear ด้วย Jacobian ได้เป็น

$$h(\mathbf{x}_k) = h(\hat{\mathbf{x}}_k^-) + \mathbf{H}_k (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k^-) + \dots \quad (2.14)$$

$$\mathbf{H}_k = \left. \frac{\partial h}{\partial x} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_k^-} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial h_1}{\partial x_m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial h_n}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial h_n}{\partial x_m} \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

โดยที่  $\mathbf{H}_k$  เป็น Jacobian Matrix ของ  $h$  เทียบกับ  $\hat{\mathbf{x}}_k^-$   
ค่าประมาณค่าการวัดจากสถานะของระบบหาได้เป็น

$$\hat{\mathbf{z}}_k = h(\hat{\mathbf{x}}_k^-) \quad (2.16)$$

ค่าสถานะของระบบหลังการปรับแก้จะหาได้เป็น

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k (\mathbf{z}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_k^-)) \quad (2.17)$$

เมื่อค่าความแปรปรวนความคลาดเคลื่อนหาได้เป็น

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k)^T + \mathbf{K}_k \mathbf{R}_k \mathbf{K}_k^T \quad (2.18)$$

และค่า Kalman Gain ( $\mathbf{K}_k$ )

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^t \mathbf{S}_k^{-1} \quad (2.19)$$

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^t + \mathbf{R}_k \quad (2.20)$$

สรุปขั้นตอนของ Extended Kalman Filter เป็น

#### Prediction

Predicted State  $\hat{\mathbf{x}}_k^- = f(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}_k)$

Predicted estimate covariance  $\mathbf{P}_k^- = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k$

#### Update measurement

Innovation or measurement residual  $\hat{\mathbf{y}}_k = \mathbf{z}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_k^-)$

Innovation (or residual) covariance  $\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^t + \mathbf{R}_k$

Optimal Kalman gain  $\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^t \mathbf{S}_k^{-1}$

Updated state estimate  $\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k \hat{\mathbf{y}}_k$

Updated estimate covariance  $\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k)^T + \mathbf{K}_k \mathbf{R}_k \mathbf{K}_k^T$

โดยที่  $\mathbf{F}_k$  เป็น Jacobian Matrix ของ  $f$  เทียบกับ  $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$  และ  $\mathbf{u}_k$

โดยที่  $\mathbf{H}_k$  เป็น Jacobian Matrix ของ  $h$  เทียบกับ  $\hat{\mathbf{x}}_k^-$

## 2.2 การระบุตำแหน่งพร้อมกับการสร้างแผนที่

การระบุตำแหน่งของหุ่นยนต์นั้นจะทำได้โดยการวัดค่าต่างๆของสิ่งแวดล้อมด้วยเซนเซอร์ต่างๆเช่น IMU GPS หรือ กล้องวีดีโอ เป็นต้นแล้วใช้ข้อมูลเหล่านั้นในการประมาณหาตำแหน่งของตัวหุ่นยนต์เองซึ่งข้อมูลที่นำมาใช้ดังกล่าวอาจจะมีความไม่แน่นอนรวมอยู่ด้วยดังนั้นการระบุตำแหน่งที่ดีที่สุดคือความสามารถลดความไม่แน่นอนดังกล่าวให้น้อยที่สุด



การระบุตำแหน่งพร้อมกับการสร้างแผนที่หรือที่เรียกกันว่า SLAM (Simultaneous Localization and Mapping) (Durrant-Whyte, 2006) เป็นกระบวนการที่หุ่นยนต์นั้นจะสร้างแผนที่ของสภาพแวดล้อมไปด้วยในขณะที่ทำการระบุตำแหน่งของตัวเองโดยที่หุ่นยนต์นั้นไม่มีข้อมูลของสภาพแวดล้อมดังกล่าวอยู่ก่อน แต่การที่จะสามารถสร้างแผนที่ของสภาพแวดล้อมได้นั้นตัวหุ่นยนต์เองจะต้องอาศัยข้อมูลตำแหน่งของตัวเองด้วยซึ่ง การทำงานของ SLAM นั้นจะทำการวิเคราะห์ประมาณข้อมูลทั้งสองอย่างพร้อมๆกันโดยจะใช้ข้อมูลและแผนที่ของตำแหน่งเก่ามาวิเคราะห์หาข้อมูลของแผนที่ใหม่และตำแหน่งใหม่และทำการลดความไม่แน่นอนของทั้งตำแหน่งและแผนที่ไปพร้อมๆกันด้วยวิธีการทางความน่าจะเป็น (Probabilistic Methods)

การอธิบายวิธีการทำงานจะเริ่มโดยการกำหนดตัวแปรต่อไปนี้โดย ณ เวลา  $k$  กำหนดให้

$\mathbf{x}_k$  เป็นสถานะของหุ่นยนต์ซึ่งประกอบด้วยข้อมูลตำแหน่งและการวางตัวที่เวลา  $k$

$\mathbf{u}_k$  เป็นคำสั่งการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์จากเวลา  $k - 1$  ไปสถานะ  $\mathbf{x}_k$  ที่เวลา  $k$

$\mathbf{m}_i$  เป็นเวกเตอร์ของตำแหน่งจุดสังเกต (Landmarks) จุดที่  $i$  โดยมีสมมติฐานว่าตำแหน่งนี้ไม่มีการเคลื่อนที่ตามเวลา

$\mathbf{z}_{i,k}$  เป็นตำแหน่งจุดสังเกตที่  $i$  ที่หุ่นยนต์สามารถวัดได้ ณ เวลา  $k$

$\mathbf{X}_{0:k} = \{\mathbf{x}_0, \dots, \mathbf{x}_k\} = \mathbf{X}_{0:k-1}, \mathbf{x}_k$  : เป็นเซตของสถานะหุ่นยนต์ทั้งหมด

$\mathbf{U}_{0:k} = \{\mathbf{u}_0, \dots, \mathbf{u}_k\} = \mathbf{U}_{0:k-1}, \mathbf{u}_k$  : เป็นเซตของคำสั่งของหุ่นยนต์ทั้งหมด

$\mathbf{m} = \mathbf{m}_0, \dots, \mathbf{m}_k$  เป็นเซตของจุดสังเกตทั้งหมด

$\mathbf{Z}_{0:k} = \{\mathbf{z}_0, \dots, \mathbf{z}_k\} = \mathbf{Z}_{0:k-1}, \mathbf{z}_k$  : เป็นเซตของข้อมูลการวัดจุดสังเกตทั้งหมด

เราสามารถอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลและสถานะระบบได้ในรูปการกระจายความน่าจะเป็น (Probability Distribution) ได้ดังนี้

$$P(\mathbf{x}_k, \mathbf{m} | \mathbf{Z}_{0:k}, \mathbf{U}_{0:k}, \mathbf{x}_0) \quad (2.21)$$

ซึ่งแสดงการกระจายความน่าจะเป็นร่วมในภายหลัง (Joint Posterior Density) ของสถานะหุ่นยนต์ ( $\mathbf{x}_k$ ) และตำแหน่งของจุดสังเกต ( $\mathbf{m}$ ) ที่เวลา  $k$  เมื่อกำหนดเซตของข้อมูลการวัดจุดสังเกตทั้งหมด ( $\mathbf{Z}_{0:k}$ ) คำสั่งทั้งหมดของหุ่นยนต์ ( $\mathbf{U}_{0:k}$ ) ตั้งแต่เวลา 0 ถึง  $k$  และสถานะเริ่มต้น ( $\mathbf{x}_0$ ) ซึ่งเป็นการอาศัยข้อมูลทั้งหมดในอดีต ( $\mathbf{Z}_0$ ) ร่วมกับข้อมูลปัจจุบัน ทำให้ต้องใช้กำลังการ

ประมวลผลมหาศาล แต่เราสามารถลดความซับซ้อนได้ด้วยการใช้กฎของเบย์ (Bayes' Rules) เพื่อแยกสถานะของระบบในอดีต  $P(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{m} | \mathbf{Z}_{0:k-1}, \mathbf{U}_{0:k-1})$  ออกจากสถานะของระบบในปัจจุบันโดยใช้สมมติฐานว่าสถานะปัจจุบัน  $\mathbf{x}_k$  ขึ้นอยู่กับสถานะก่อนหน้า  $\mathbf{x}_{k-1}$  และคำสั่งล่าสุด  $\mathbf{u}_k$  เท่านั้น

$$P(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) \quad (2.22)$$

และโมเดลการวัดตำแหน่ง ที่มีสมมติฐานว่าค่าที่วัดได้ขึ้นอยู่กับตำแหน่งและแผนที่ ณ เวลาปัจจุบันเท่านั้น

ด้วยเงื่อนไขและสมมติฐานที่กล่าวมาทำให้ขั้นตอนของการระบุตำแหน่งและสร้างแผนที่แบ่งออกเป็นขั้นตอนการประมาณค่า (Prediction, Time-update) และการปรับแก้ (Correction, Measurement-update) โดยอาศัยข้อมูลสถานะแบบเวียนบังเกิด (Recursive)

#### Time Update

คือการทำนายการเปลี่ยนแปลงการกระจายความน่าจะเป็นเมื่อเวลาที่มีการเปลี่ยนแปลง ซึ่งจะประมาณได้จาก โมเดลการเปลี่ยนแปลงสถานะหุ่นยนต์ (State Transition Model)

$$\begin{aligned} P(\mathbf{x}_k, \mathbf{m} | \mathbf{Z}_{0:k-1}, \mathbf{U}_{0:k}, \mathbf{x}_0) \\ = \int P(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) \cdot P(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{m} | \mathbf{Z}_{0:k-1}, \mathbf{U}_{0:k-1}, \mathbf{x}_0) \cdot d\mathbf{x}_{k-1} \end{aligned} \quad (2.23)$$

#### Measurement Update

คือการประมาณสถานะใหม่เมื่อได้รับข้อมูลการวัดต่างๆ ซึ่งจะประมาณได้จาก โมเดลการวัดจุดสังเกต (Observation Model)

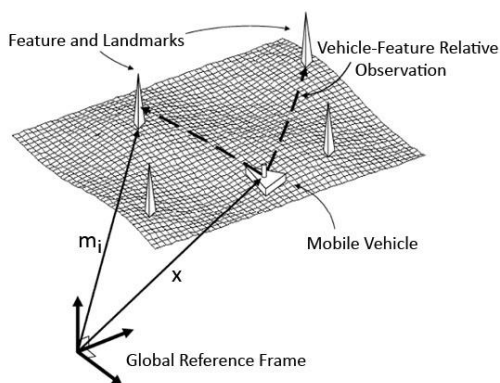
$$P(\mathbf{x}_k, \mathbf{m} | \mathbf{Z}_{0:k}, \mathbf{U}_{0:k}, \mathbf{x}_0) = \frac{P(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k, \mathbf{m}) \cdot P(\mathbf{x}_k, \mathbf{m} | \mathbf{Z}_{0:k-1}, \mathbf{U}_{0:k}, \mathbf{x}_0)}{P(\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}_{0:k-1}, \mathbf{U}_{0:k})} \quad (2.24)$$

วิธีการที่กล่าวมานี้เป็นเพียงวิธีการในการประมาณตำแหน่งของหุ่นยนต์และแผนที่ด้วยวิธีการทางความน่าจะเป็น ในการนำไปใช้จริงจะต้องหารูปแบบของ โมเดลการเปลี่ยนแปลงสถานะ (State Transition Model) และ โมเดลการวัดจุดสังเกต (Observation Model) ซึ่งมักจะถูกเสนอในรูปแบบ State-Space ที่มีการกระจายแบบ Gaussian ซึ่งมีวิธีแก้ปัญหาหลายวิธี แต่เราได้เลือกใช้วิธีการแก้ปัญหาแบบ Extended Kalman Filter (EKF) ที่ได้อธิบายไว้ในหัวข้อก่อนหน้านี้

### 2.3 EKF SLAM

ในการใช้ EKF มาแก้ปัญหา SLAM นั้นสถานะของหุ่นยนต์และแผนที่จะถูกกำหนดให้เป็นสถานะของระบบซึ่งมีการกระจายความน่าจะเป็นแบบ Normal Distribution และใช้ขั้นตอน Predict และ Update แบบ EKF เพื่อประมาณค่าสถานะของทั้งหุ่นยนต์และแผนที่

อัลกอริทึมของ SLAM นั้นตั้งอยู่บนสมมุติฐานว่าหุ่นยนต์นั้นระบุตำแหน่งในแผนที่ที่สร้างขึ้นโดยอาศัยข้อมูลจากการวัดจุดสังเกตโดยหุ่นยนต์มีตัววัดที่สามารถวัดค่าจุดสังเกตสัมพันธ์กับตัวหุ่นยนต์ได้ ดังรูป



รูปที่ 2.2 เซนเซอร์วัดค่าจุดสังเกตในสิ่งแวดล้อมสัมพันธ์กับตัวหุ่นยนต์

#### Process Model

สถานะของระบบ จะประกอบด้วย ตำแหน่งและการวางตัวของหุ่นยนต์ และตำแหน่งของจุดสังเกต (Landmark) โดยที่สถานะของหุ่นยนต์จะเขียนแทนด้วย  $\mathbf{c}_k$

$$\mathbf{c}_k = f_c(\mathbf{c}_{k-1}, \mathbf{u}_k) + \mathbf{w}_k \quad (2.25)$$

โดยที่  $f_c(\mathbf{c}_k)$  เป็นฟังก์ชันการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์ส่วน  $\mathbf{u}_k$  เป็นคำสั่งการเคลื่อนที่ของหุ่นยนต์,  $\mathbf{w}_k$  เป็น noise ที่ไม่ขึ้นกับระบบหุ่นยนต์ มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์และมี covariance เป็น  $\mathbf{Q}_k$

ตำแหน่งของจุดสังเกต (Landmark) จุดที่  $i$  จะแทนด้วย  $\mathbf{m}_i$  โดยจะสมมติว่าตำแหน่งที่แท้จริงของจุดสังเกต ไม่เปลี่ยนแปลงตามเวลา จะได้ State Transition Model สำหรับ Landmark ตัวที่  $i$  เป็น

$$\mathbf{m}_{i,k} = \mathbf{m}_{i,k-1} = \mathbf{m}_i \quad (2.26)$$

เมื่อนำสถานะของหุ่นยนต์และจุดสังเกตมารวมกันจะได้

$$\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{c}_k \\ \mathbf{m}_0 \\ \vdots \\ \mathbf{m}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_c(\mathbf{c}_{k-1}, \mathbf{u}_k) \\ \mathbf{m}_0 \\ \vdots \\ \mathbf{m}_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{w}_k \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k) + \mathbf{W}_k \quad (2.27)$$

โดยที่  $f(\mathbf{x}_k)$  เป็น State Transition Model ของระบบ

#### Observation Model

เมื่อหุ่นยนต์ได้ทำการวัดค่าจุดสังเกตสัมพันธ์กับตัวหุ่นยนต์จะได้ Observation Model ของ Landmark ที่  $i$  เป็น

$$\mathbf{z}_{i,k} = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{m}_i) + \mathbf{v}_k \quad (2.28)$$

โดยที่  $h(\mathbf{x}_k, \mathbf{m}_i)$  เป็นฟังก์ชันการวัดของเซนเซอร์,  $\mathbf{v}_k$  เป็น noise ที่มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ และมี Covariance เป็น  $\mathbf{R}_k$  การที่ Observation Model นั้นต้องใช้สถานะของหุ่นยนต์ด้วยเพราะการวัดค่าจุดสังเกตจะขึ้นอยู่กับตำแหน่งของหุ่นยนต์ด้วย

#### ขั้นตอนการประมาณค่า

EKF SLAM มีการทำงานอยู่ 3 ขั้นคือ Prediction, Observation และ Update

**Prediction** : เมื่อกำหนดให้ว่าโมเดลตามสมการ 2.27, 2.28 เราจะสามารถทำนายสถานะของระบบ, ค่าประมาณการวัดจุดสังเกต และ ความแปรปรวนร่วมที่เวลา  $k$  ได้จาก

$$\hat{\mathbf{x}}_{k-1} = f(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}_k) \quad (2.29)$$

$$\hat{\mathbf{z}}_{i,k} = h_i(\hat{\mathbf{x}}_k^-) \quad (2.30)$$

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{Q}_k \quad (2.31)$$

โดย  $\mathbf{F}_k$  คือ Jacobian ของ  $f(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}, \mathbf{u}_k)$  เทียบกับการเปลี่ยนแปลงของ  $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$  และ  $\mathbf{u}_k$

Observation : เมื่อทำนายสถานะแล้วก็จะทำการวัดจุดสังเกตต่างๆ แล้วคำนวณค่าความคลาดเคลื่อนการวัดหรือที่เรียกว่า Innovation และ ความแปรปรวนร่วมค่าความคลาดเคลื่อนหรือ Innovation Covariance ได้ด้วย

$$\mathbf{y}_{i,k} = \mathbf{z}_{i,k} - \hat{\mathbf{z}}_{i,k} \quad (2.32)$$

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (2.33)$$

โดย  $\mathbf{H}_k$  คือ Jacobian ของ  $h_i(\hat{\mathbf{x}}_k^-)$  เทียบกับการเปลี่ยนแปลงของ  $\hat{\mathbf{x}}_k^-$

Update : จากนั้นจะทำการประมาณสถานะของระบบและความแปรปรวนร่วมที่เวลา  $k$  ด้วย

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k \mathbf{y}_k \quad (2.34)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_k^- - \mathbf{K}_k \mathbf{R}_k \mathbf{K}_k^T \quad (2.35)$$

โดยที่ค่า Kalman Gain  $\mathbf{K}_k$  คำนวณมาจาก

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T \mathbf{S}_k^{-1} \quad (2.36)$$

ด้วยวิธีการนี้เราจะสามารถทำการระบุตำแหน่งและสร้างแผนที่ได้ด้วยการวัดค่าจุดสังเกตสัมพันธ์กับตัวหุ่นยนต์ ในส่วนต่อไปเราจะอธิบายถึงวิธีการวัดค่าข้อมูลจุดสังเกตดังกล่าวเพื่อนำมาทำการระบุตำแหน่ง

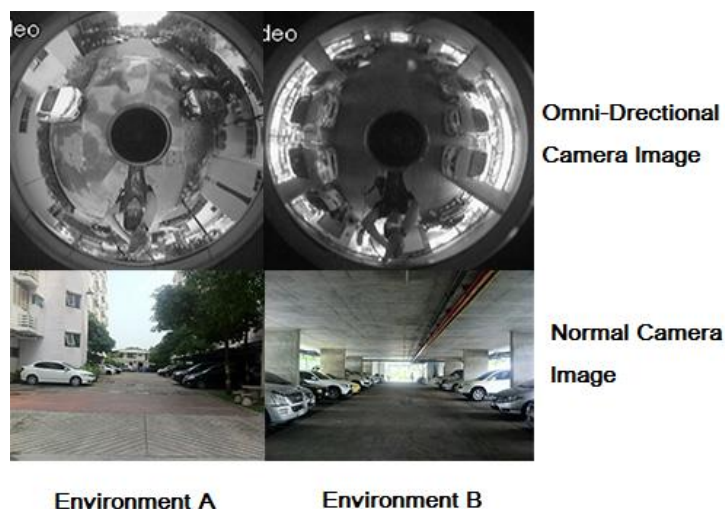
## บทที่ 3

### การระบุตำแหน่งโดยการใช้ภาพจากกล้องออมนิ

การระบุตำแหน่งของหุ่นยนต์นั้นทำงานโดยการรับข้อมูลสภาพแวดล้อมเช่น สนามแม่เหล็กโลก สนามแรงดึงดูดโลก หรือสัญญาณจากดาวเทียม จากอุปกรณ์วัดค่า สิ่งแวดล้อมหรือเซนเซอร์ประเภทต่างๆแล้วทำการประมวลผลเพื่อหาตำแหน่งของหุ่นยนต์ โดยใน วิทยานิพนธ์ฉบับนี้นั้นจะเป็นการนำข้อมูลภาพของสภาพแวดล้อมรอบตัวอากาศยานจากกล้อง วีดีโอมาใช้เป็นข้อมูลอีกชนิดหนึ่งร่วมกับข้อมูลอื่นในการระบุตำแหน่งอากาศยาน ซึ่งกล้องวีดีโอ นั้นมีอยู่หลายชนิดแต่ในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้จะเจาะจงการใช้กล้องวีดีโอแบบออมนิ เท่านั้น

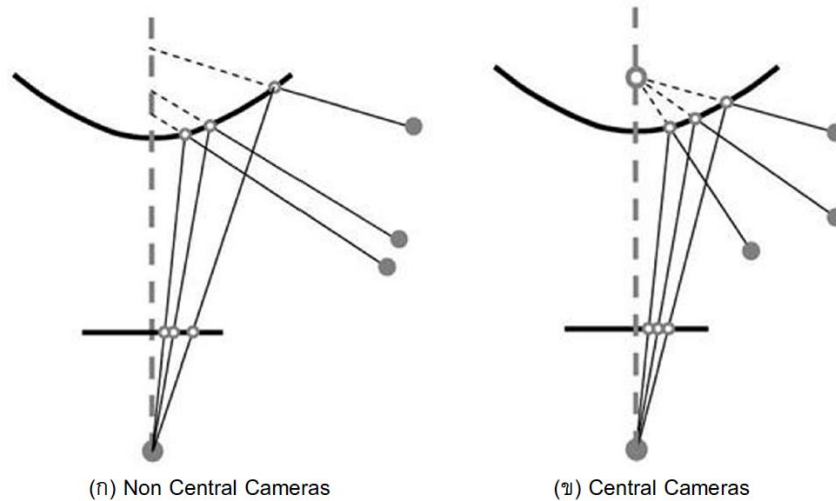
#### 3.1 กล้องออมนิ

กล้องออมนิเป็นระบบรับภาพที่มีมุมมอง 360 องศาและมุมมองในมุมก้มเงยประมาณ 90-150 องศาตามลำดับ ทำให้เหมาะกับการนำมาใช้กับอากาศยานขึ้นลงแนวดิ่งซึ่งสามารถ เคลื่อนที่ได้ทุกทิศทาง โดยรูป 3.1 จะแสดงตัวอย่างภาพจากกล้องออมนิเปรียบเทียบกับ สภาพแวดล้อมเดียวกันที่ถ่ายจากกล้องปกติ



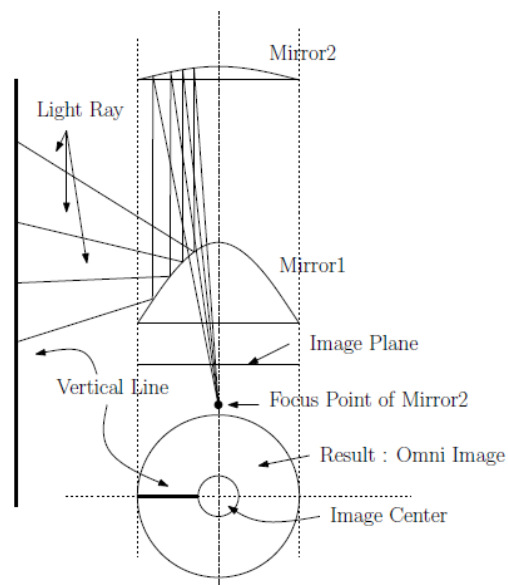
รูปที่ 3.1 ตัวอย่างเปรียบเทียบภาพสภาพแวดล้อมจากกล้องทั่วไปและกล้องออมนิ

ซึ่งกล้องอومนินั้นสามารถแบ่งออกเป็นสองประเภทใหญ่ๆคือแบบ Central Cameras และแบบ Non Central Cameras ซึ่งในแบบ Central นั้นแสงที่เข้ามาจะตกกระทบบนกระจกจะ ตัดกันที่จุดๆหนึ่งตามรูป 3.2 เรียกคุณสมบัตินี้ว่า Single Effective Viewpoint



รูปที่ 3.2 ลักษณะการตัดกันของลำแสงในกล้องแบบ Non-Central และแบบ Central

กล้องวิดีโอแบบออมนินแบบ Central นั้นสามารถสร้างได้โดยใช้กล้องรูเข็มร่วมกับกระจก แบบ Hyperbolic, Parabolic หรือ Elliptical



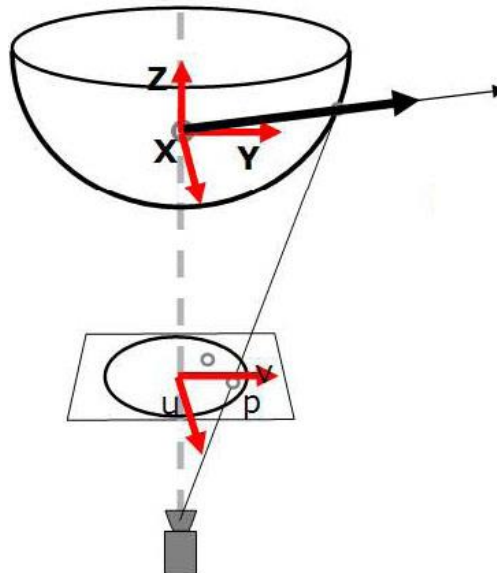
รูปที่ 3.3 ลักษณะของกล้องออมนินที่ใช้ในงานวิจัย

กล้องออบนิที่นำมาใช้ จะเป็นดังรูป 3.3 ซึ่งประกอบด้วยสองส่วนหลักคือกระจกสะท้อนภาพรอบทิศทางทรงพาราโบลาสองชิ้นและกล้องรับภาพ

### 3.2 การหาค่าพารามิเตอร์ของกล้อง

กล้องวีดีโอนั้นทำงานโดยการใช้แสงโปรเจกต์วัตถุในสามมิติมาอยู่ใน Image Plane สองมิติ ในการที่จะนำข้อมูลจากภาพสองมิติมาใช้นั้นจะต้องทราบค่าพารามิเตอร์และฟังก์ชัน Mapping ระหว่างตำแหน่งของวัตถุจริงในโลกสามมิติและตำแหน่งของ Pixel ในภาพ และขึ้นส่วนและความโค้งของเลนส์ในแต่ละกล้องนั้นก็มีความแตกต่างกันไป ดังนั้นขั้นตอนการ Calibrate เพื่อหาค่าพารามิเตอร์และ Mapping Function ของกล้องนั้นก็เป็็นสิ่งที่สำคัญมาก เพื่อให้ได้ความแม่นยำในการคำนวณ

(Scaramuzza, Martinelli, และ Siegwart, 2006a) ได้นำเสนอหลักการในการ Calibrate กล้องออบนิ ซึ่งจะเป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่าง จุดสองมิติในภาพ ( $p$ ) กับตำแหน่งในโลกจริงสามมิติ ( $P$ ) ที่สะท้อนมาจากกระจกดังรูป 3.4

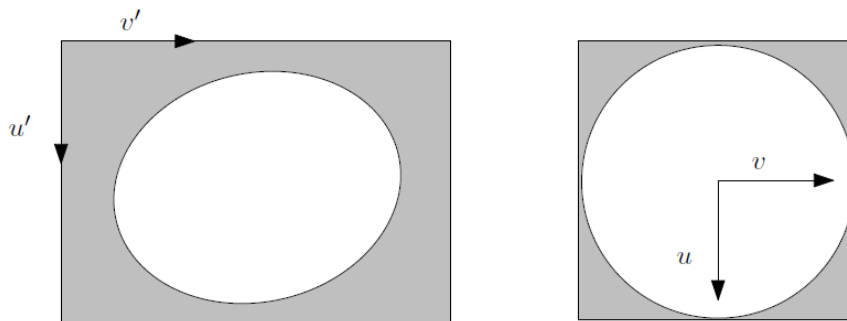


รูปที่ 3.4 แสดงการโปรเจกต์ของแสงที่สะท้อนเข้ามาয়กล้องออบนิ



ซึ่งมีสมมติฐานว่ากล้องจะต้องเป็นแบบ Central ซึ่งหมายความว่ากล้องนั้นจะมีคุณสมบัติ Single Effective Viewpoint หรือมีจุดจุดหนึ่งในกระจกซึ่งเป็นจุดตัดของรังสีของแสงทั้งหมด ซึ่งจุดนั้นจะเป็นจุด Origin ของระบบพิกัด  $x,y,z$  ของกล้อง, กล้องและกระจกจะต้องวางอยู่ในแนวเดียวกัน, กระจกมีความสมมาตรในแกนหมุนและการ Distort ของเลนส์จะไม่ถูกพิจารณาเพราะกล้องออมนิที่ใช้กระจกนั้นจะต้องการความยาวโฟกัสมากเพื่อที่จะสามารถโฟกัสภาพลงบนกระจก ดังนั้น Distortion ในเลนส์นั้นสามารถละเลยได้

### โมเดลของกล้องออมนิ



รูปที่ 3.5 แสดง Coordinate ของ Pixel และ Coordinate ที่ได้แก้ไขการ Distortion

เมื่อกำหนดกล้องและกระจกวางอยู่ในแนวเดียวกัน จากรูปที่ 3.5 กำหนดให้  $(u', v')$  เป็น Coordinate ของ Pixel ส่วน  $(u, v)$  เป็น Coordinate ที่ได้แก้ไขการ Distortion แล้วจะเขียนการแปลง  $u'$  และ  $v'$  ได้ดังนี้

$$\begin{bmatrix} u' \\ v' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c & d \\ e & 1 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} xc' \\ yc' \end{bmatrix} \quad (3.1)$$

จะได้ว่า

$$\begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1/det & -d/det \\ -e/det & c/det \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} u' - xc' \\ v' - yc' \end{bmatrix}, det = c - e \cdot d \quad (3.2)$$

ซึ่ง  $c, d, e, xc'$  และ  $yc'$  เป็น parameter ที่ได้มาจากการ calibrate โดย  $xc'$  และ  $yc'$  จะเป็นจุดศูนย์กลางภาพ ส่วน  $c, d$  และ  $e$  จะเป็นค่า Affine Transform Parameter

จากภาพ 3.3 จะหา vector จากกล้องที่ไปยังจุดใน 3 มิติได้เป็น

$$\mathbf{r} = \begin{bmatrix} r_x \\ r_y \\ r_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u \\ v \\ f(\rho) \end{bmatrix} \quad (3.3)$$

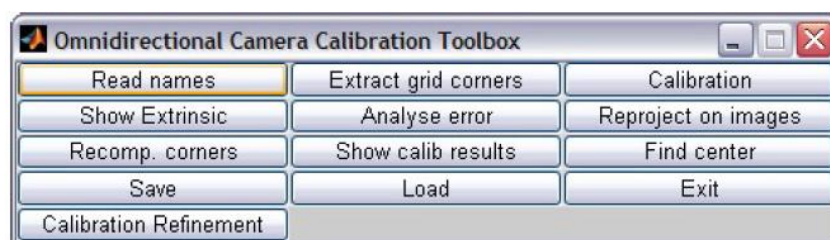
$$\rho = \sqrt{u^2 + v^2}, f(\rho) = a_0 + a_1\rho + a_2\rho^2 + a_3\rho^3 + a_4\rho^4 + \dots \quad (3.4)$$

จากสมการข้างต้นฟังก์ชัน  $f(\rho)$  จะถูกประมาณด้วย Polynomial Function โดยค่า  $\rho$  จะมีค่าเป็น  $\sqrt{u^2 + v^2}$  ซึ่งจะเป็นค่าระยะทางจากจุดศูนย์กลางกล้องโดยจากภาพที่ 3.4 แสดงให้เห็นว่าระยะทางจากจุดศูนย์กลางจะสอดคล้องกับความเอียงของกระจก ซึ่งจะส่งผลกับค่าในแกน  $z$  ด้วย ส่วนสัมประสิทธิ์ของการประมาณจะหาได้จากการ Calibrate โดยวิธี Least Square

เมื่อได้ค่าสัมประสิทธิ์ดังกล่าวแล้วจะสามารถคำนวณ vector  $\mathbf{r}$  ได้จาก  $u, v$  ซึ่งจะเป็นทิศทางในโลกจริงของจุดต่างๆในภาพ

### ขั้นตอนการหาพารามิเตอร์ของกล้อง

นอกจากนี้ Scaramuzza (Scaramuzza, Martinelli, และ Siegwart, 2006b) ยังได้ทำการพัฒนา Toolbox ในโปรแกรม MATLAB ที่มีลักษณะดังรูป 3.6

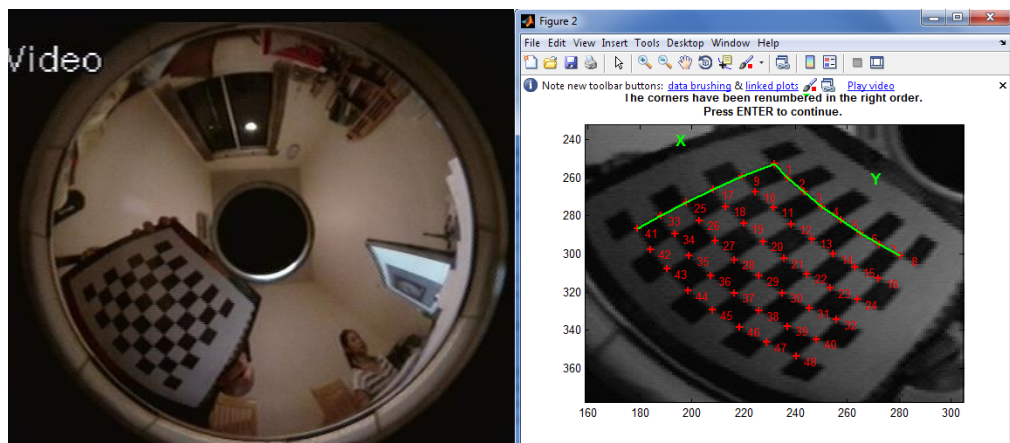


รูปที่ 3.6 โปรแกรม Omnidirectional Camera Calibration Toolbox ในงานวิจัย

เพื่อช่วยในการ Calibrate Parameter ของกล้องอ้อมที่มีความสะดวกและสามารถทำได้อย่างรวดเร็วอีกด้วย

โดยมีขั้นตอนในการใช้ดังนี้

1. ถ่ายภาพสำหรับการหาค่าพารามิเตอร์ โดยใช้ตารางหมากรุกซึ่งทราบขนาดอยู่แล้ว เป็นจำนวนสามภาพขึ้นไป รูปที่ 3.6 แสดงภาพตัวอย่างที่ใช้ในการ Calibrate Parameter
2. ระบุจุดมุมของแต่ละตาราง เพื่อใช้เป็นจุดอ้างอิงในการหาค่าพารามิเตอร์
3. ทำการคำนวณหาค่าพารามิเตอร์ จากข้อมูลภาพโดยการกดปุ่ม Calibration เพื่อให้ได้พารามิเตอร์ของกล้อง และกดปุ่ม Find Center เพื่อหาจุดศูนย์กลางจริงของภาพ



รูปที่ 3.7 แสดงตัวอย่างภาพที่ใช้ในการ Calibrate Parameter

ด้วยค่าพารามิเตอร์ที่ได้จากขั้นตอนข้างต้นเราสามารถหา Mapping Function เพื่อใช้ในการวัดหาตำแหน่งของ Feature ในโลกจริงได้ต่อไป

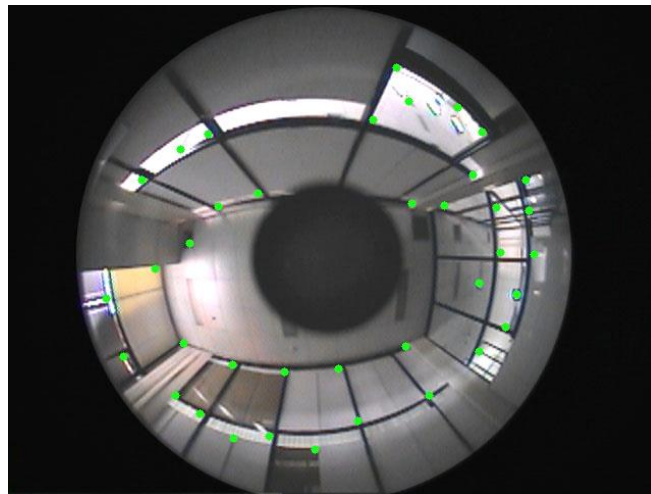
### 3.3 การวิเคราะห์ข้อมูลภาพจากกล้องอ้อมนิ

ภาพในกล้องวีดีโอประกอบไปด้วยจุดสีต่างๆหรือ Pixel ซึ่งจะแสดงถึงความเข้มของแสงจากทิศทางต่างๆซึ่งจะสามารถหาได้จาก Mapping Function ที่ได้กล่าวไว้ในหัวข้อที่แล้ว แต่

ข้อมูลเหล่านี้มีจำนวนมากและถือเป็นข้อมูลที่ฟุ่มเฟือยเพราะการจะอธิบายสภาพแวดล้อมสามารถใช้เพียงจุดสีเพียงบางส่วนเพื่ออธิบายจุดสำคัญต่างๆในสภาพแวดล้อมก็เพียงพอแล้ว

### การตรวจหาจุดสังเกต (Feature Detection)

จุดสังเกตจะเป็นจุดสำคัญที่ปรากฏในภาพซึ่งอาจจะเป็นตำแหน่งของมุม หรือจุดตัดในสิ่งแวดล้อมซึ่งจะมีลักษณะสำคัญคือสามารถแยกแยะได้อย่างง่ายดังที่แสดงในรูป 3.7



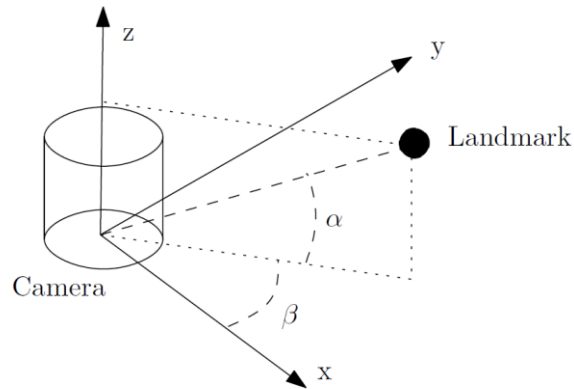
รูปที่ 3.8 ตัวอย่าง Feature ที่สามารถหาได้จากกล้องอ้อมนิ

โดยวิธีการตรวจหาจุดจะใช้ฟังก์ชัน “Good Features to Track” ซึ่งสามารถดูรายละเอียดได้ใน (Shi และ Tomasi, 1994)

### การตรวจหาค่าการวัดจากจุดสังเกต (Features Measurement)

ค่าการวัดของจุดสังเกตคือค่าการวัดที่ได้จากภาพที่จะนำไปใช้ในการ Update Measurement ในขั้นตอน EKF ต่อไป โดยก่อนอื่นจะต้องนำมาคำนวณด้วย Mapping Function ก่อนเพื่อให้ได้เป็น Vector ที่ชี้ไปยังจุด 3มิติในโลกจริงจากสมการ 3.2, 3.3 และ 3.4

เพื่อให้่ายในการนำค่า Measurement ไปใช้ในการ Update การประมาณสถานะ เรา จะใช้การอธิบายค่าที่ได้จากการวัดเป็นแบบเชิงองศาด้วยค่ามุม Yaw และ Pitch ( $\alpha, \beta$ ) ดังที่ แสดงในรูป 3.8



รูปที่ 3.9 ค่าการวัดเชิงองศาแบบ yaw, pitch

ซึ่งค่ามุม Yaw และ Pitch ( $\alpha, \beta$ ) นั้นสามารถคำนวณได้จาก

$$\begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \arctan\left(\frac{r_z}{\sqrt{r_x^2 + r_y^2}}\right) \\ \arctan\left(\frac{r_z}{r_x}\right) \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

โดยค่ามุม Yaw และ Pitch ( $\alpha, \beta$ ) นั้นจะนำไปใช้เป็นค่า Measurement สำหรับการประมาณสถานะต่อไป

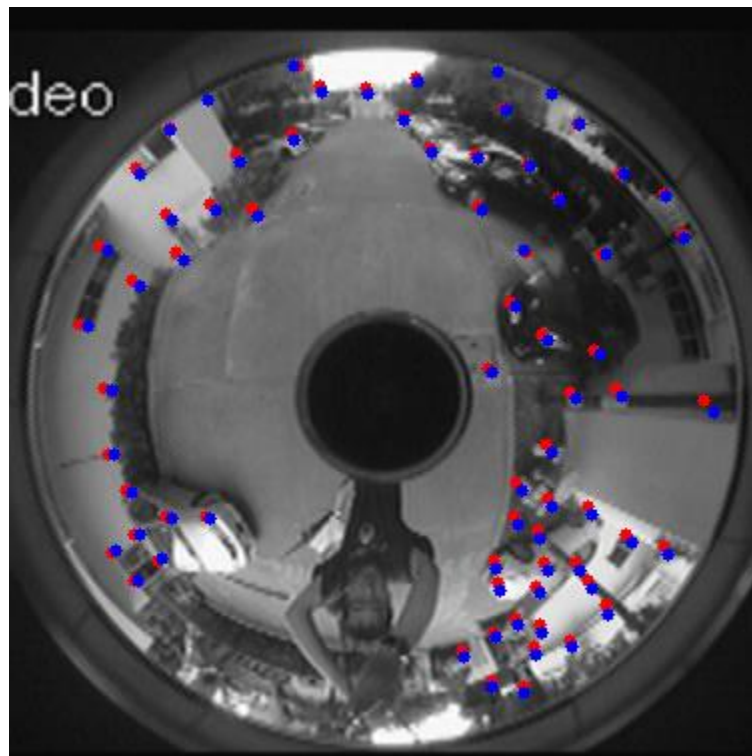
### การหาความสัมพันธ์ของจุดสังเกต (Features Association)

ในขั้นตอนนี้จะเป็นการหาความสัมพันธ์ระหว่าง Feature ที่ตรวจจับในภาพปัจจุบันกับ Feature เดียวกันที่ตรวจจับได้ในอดีต เพื่อจะสามารถสอดคล้องเข้ากับข้อมูล Landmark เดียวกันได้จึงจะสามารถนำข้อมูลไปปรับแก้การประมาณสถานะของกล้องได้

การหาความสัมพันธ์ของจุดสังเกตโดยทั่วไปสามารถแบ่งออกได้เป็นสองประเภท คือ ความสัมพันธ์จากการประมาณค่าการวัดจุดสังเกต (Feature association from measurement)

และการวัดความสัมพันธ์จากภาพโดยตรง (Feature association from image) โดยเราจะเลือกใช้วิธีการแบบหลังเนื่องจากเป็นวิธีการหาความสัมพันธ์ที่ดีกว่าที่จะใช้กับกล้องวิดีโอซึ่งมีภาพที่ต่อเนื่องกันค่อนข้างมาก

วิธีหาความสัมพันธ์ของ Feature ระหว่างภาพต่อเนื่องนั้นมีหลายวิธีด้วยกันซึ่งเราจะใช้วิธีการ Pyramids Lucas-Kanade Optical Flow ซึ่งมีรายละเอียดใน (Bouquet, 2000) โดยรูปที่ 3.10 แสดงตัวอย่างผลลัพธ์ที่ได้จากวิธีการดังกล่าว



รูปที่ 3.10 การ Track Feature เดิมจาก เฟรมก่อนหน้า(สีน้ำเงิน) มายังเฟรมปัจจุบัน (สีแดง)

### 3.4 การระบุตำแหน่งจากจุดสังเกต

ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ข้อมูลภาพจากกล้องวิดีโอแบบออบนิกก็เป็นข้อมูลการวัดของ Landmark ในแต่ละเฟรมในรูปของค่าการวัดเชิงองศาของ Landmark เหล่านั้นเมื่อเทียบกับตัวของหุ่นยนต์เอง

ในงานวิจัยนี้เนื่องจากเราต้องการความทันกาลในการวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อนำไปใช้จริงเรา จึงจะไม่ทำการเก็บแผนที่ของ Landmark ที่ไม่สามารถทำการ Associate กับข้อมูล Feature ใน เฟรมปัจจุบันได้เพื่อให้การทำ Feature Association นั้นมีความรวดเร็วและใช้กำลังการ ประมวลผลที่ต่ำ

ในขั้นต่อไปจะเป็นการอธิบายการระบุตำแหน่งด้วยข้อมูลการวัดที่ได้จากกล้องต่อไป

### EKF State

สถานะของ Kalman ณ เวลาหนึ่งๆ ประกอบด้วย เวกเตอร์สถานะ (State Vector)  $\hat{x}$  และ ค่าความแปรปรวนร่วมของสถานะ (Covariance Matrix) ( $P$ ) ซึ่งเวกเตอร์สถานะจะมีข้อมูล สามส่วนคือสถานะของกล้อง (Camera State) ( $\hat{x}_c$ ) และสถานะของจุดสังเกต (Landmark States) ( $\hat{x}_y$ )

$$\hat{x} = \begin{bmatrix} \hat{x}_c \\ \hat{x}_y \end{bmatrix} \quad P = \begin{bmatrix} P_{x_c x_c} & P_{x_c x_y} \\ P_{x_y x_c} & P_{x_y x_y} \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

$$\hat{x}_c = [t^{WC} \quad q^{WC}]^T \quad (3.7)$$

$$\hat{x}_y = [\hat{y}_1 \quad \hat{y}_2 \quad \dots]^T \quad (3.8)$$

สำหรับสถานะของกล้อง  $\hat{x}_c$  นั้นจะประกอบไปด้วย ตำแหน่งของกล้องสามมิติใน World Frame ( $t^{WC}$ ) และการวางตัวของกล้องสามมิติใน World Frame ( $q^{WC}$ ) ซึ่งบรรยายการหมุน ด้วย Z-Y-X Euler Angles สถานะของจุดสังเกต ( $\hat{x}_y$ ) จะประกอบไปด้วยพารามิเตอร์ของจุด สังกัด ( $\hat{y}_i$ ) ในสามมิติซึ่งใช้ในการอธิบายสภาพแวดล้อมทั้งหมดที่กล้องตรวจวัดได้ ในที่นี้จะ เป็น ตำแหน่งของจุดสังเกตในสามมิติ

เวกเตอร์สถานะเหล่านี้จะถูกประมาณด้วย EKF ซึ่งจะทำงานในสองขั้นตอนเข้าไปข้างหน้า ไปเรื่อยๆคือ ขั้นตอน Prediction และ Correction โดยอาศัยข้อมูลการวัดจากกล้องวิดีโอแบบ ออมนิในการประมาณค่า

### การทำนายการเคลื่อนที่ของกล้อง (Prediction)

ในการทำนายการเคลื่อนที่ของกล้องนั้นจะมีข้อสมมุติอยู่ว่าสิ่งแวดล้อมที่ใช้ในการระบุตำแหน่งและสร้างแผนที่จะไม่มีการเคลื่อนไหวซึ่งหมายความว่าในระบบนี้จะมีเพียงตำแหน่งของกล้องเท่านั้นที่มีการเปลี่ยนแปลง ดังนั้นจึงจะต้องมีการประมาณการกระจายความน่าจะเป็นของตำแหน่งกล้องที่เวลาปัจจุบัน ในงานวิจัยของเรานั้นเนื่องจากกล้องสามารถเคลื่อนที่ได้อย่างอิสระทำให้ไม่สามารถทำนายการเคลื่อนที่ได้จึงจะถือว่ากล้องสามารถเคลื่อนที่ไปทางทิศใดก็ได้ด้วยการกำหนดให้ตำแหน่งกล้องอยู่ที่เดิมแต่จะทำการเพิ่มค่าความแปรปรวนเข้าไปแทน จะได้ว่า

$$\hat{x}_{c,k}^- = f(\hat{x}_{c,k-1}) = [t_{k-1}^{WC} \quad q_{k-1}^{WC}]^T \quad (3.9)$$

$$P_{c,k}^- = P_{c,k-1} + Q_k \quad (3.10)$$

เมื่อ  $\hat{x}_{c,k}^-$  เป็นสถานะของกล้องที่ทำนายได้ในเวลาปัจจุบันซึ่งจะมีค่าเท่ากับสถานะก่อนหน้านั้น และ  $P_{c,k}^-$  เป็นความแปรปรวนของกล้องหลังการทำนายซึ่งจะเป็นการเพิ่มด้วยค่าความแปรปรวน  $Q_k$  ในจำนวนหนึ่งซึ่งความไม่แน่นอนนี้จะถูกปรับแก้ให้มีความแม่นยำในภายหลัง

### การปรับแก้ตำแหน่งของกล้องและจุดสังเกต (Correction)

การปรับแก้ตำแหน่งของกล้องนั้นจะเป็นการใช้ข้อมูลการวัดของกล้องวีดีโอมาใช้ประมาณตำแหน่งของกล้องและจุดสังเกต โดยจะแบ่งออกเป็นสองขั้นตอนคือการปรับแก้ตำแหน่งของกล้อง และการปรับแก้ตำแหน่งของจุดสังเกตโดยจะใช้ข้อมูลการวัดอย่างเดียวกัน โดยเราจะใช้โมเดลการวัดซึ่งเขียนได้เป็น

$$h_i(\hat{x}_c, \hat{x}_{y,i}) = \begin{bmatrix} \arctan\left(\frac{y'_{i,z}}{\sqrt{y'^2_{i,x} + y'^2_{i,y}}}\right) \\ \arctan\left(\frac{y'_{i,z}}{y'_{i,x}}\right) \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

$$\mathbf{y}' = [y'_x \quad y'_y \quad y'_z]^T = \mathbf{T}_{\hat{x}_c}(\hat{x}_{y,i}) \quad (3.12)$$



โดยที่  $T_{\hat{x}_c}(\hat{x}_{y,i})$  เป็น Transformation Function ที่แปลงตำแหน่งจุดสังเกต  $\hat{x}_{y,i}$  จาก World Coordinate มายังกรอบอ้างอิง  $\hat{x}_c$  ซึ่งหาได้จาก  $T_{\hat{x}_c}(\hat{x}_{y,i}) = M^{-1}(\hat{x}_c) \times \hat{x}_{y,i}$  เมื่อ  $M(\hat{x}_c)$  เป็น Transformation Matrix ของ  $\hat{x}_c$

### การปรับแก้ตำแหน่งของกล้อง

การปรับแก้ตำแหน่งของกล้องจะใช้โมเดลการวัดของกล้องข้างต้นมาประมาณการกระจายความน่าจะเป็นของกล้องใหม่โดยแต่เดิมนั้นกระจายความน่าจะเป็นของกล้องหลังจากผ่านกระบวนการทำนายการเคลื่อนที่ (Prediction) ทำให้การกระจายมีค่าสูงมาก ซึ่งสำหรับการปรับแก้ตำแหน่งของกล้องนั้นก็มีการวนการเหมือน การ Correction ของ EKF ทั่วไปคือ

หาการวัดส่วนต่าง (Measurement Residual)	$\hat{v}_i = z_i - h_i(\hat{x}_c, \hat{x}_{y,i})$
หาความแปรปรวนแปรส่วนต่าง (Residual Covariance)	$S = H_c P^- H_c^T + H_y P^- H_y^T + R$
หา Kalman gain	$K = P^- H_c^T S^{-1}$
หาสถานะหลังการประมาณ	$\hat{x} = \hat{x}^- + K \hat{v}$
หาความแปรปรวนสถานะหลังการประมาณ	$P = (I - K H_c) P^-$

โดยที่  $H_c$  เป็น Jacobian Matrix ของฟังก์ชัน เทียบกับ  $\hat{x}_c$

$H_y$  เป็น Jacobian Matrix ของฟังก์ชัน เทียบกับ  $\hat{x}_y$

โดยในการประมาณตำแหน่งกล้องนี้จะสมมุติว่าตำแหน่งของจุดสังเกตมีความแม่นยำไม่เคลื่อนไหวทำให้ค่าการวัดส่งผลต่อตำแหน่งกล้องเท่านั้น ดังนั้นในการคำนวณค่าความแปรปรวนส่วนต่าง (Residual Covariance) จึงสามารถแยก Jacobian Matrix ของฟังก์ชันการวัดเทียบกับสถานะของกล้อง ( $\hat{x}_c$ ) และ Jacobian Matrix เทียบกับสถานะของจุดสังเกต ( $\hat{x}_y$ ) ออกจากกันได้ ในการคำนวณหา Kalman Gain และการปรับแก้จะใช้เพียง Jacobian Matrix เทียบกับสถานะของกล้อง  $H_c$  เท่านั้น และเนื่องจากการกระจายตำแหน่งของกล้องก่อนการปรับแก้มีการกระจายมากเกินพอ ผลลัพธ์ที่ได้คือตำแหน่งของกล้องจะถูกประมาณใหม่โดยความแปรปรวนของตำแหน่งกล้องจะมีค่าน้อยที่สุดและตำแหน่งของจุดสังเกตจะเปลี่ยนตำแหน่งน้อยมากจนถือได้ว่าไม่มีการเปลี่ยนแปลง

สำหรับการปรับแก้ตำแหน่งของกล้องสามารถทำให้มีความแม่นยำขึ้นด้วยการตัดข้อมูลการวัดที่มีความคลาดเคลื่อนมากเกินไปออกโดยพิจารณาค่าการวัดส่วนต่าง (Measurement Residual)  $\hat{v}_i$  จากนั้นจึงย้อนกลับไปทำกระบวนการปรับแก้ตำแหน่งของกล้องใหม่โดยใช้เฉพาะข้อมูลการวัดที่ถูกคัดเลือกแล้วเท่านั้นก็จะสามารถเพิ่มความแม่นยำของการประมาณตำแหน่งกล้องได้

### การปรับแก้ตำแหน่งของจุดสังเกต

มีกระบวนการดังนี้คือ

หาการวัดส่วนต่าง (Measurement Residual)	$\hat{v}_i = z_i - h_i(\hat{x}_c, \hat{x}_{y,i})$
หาความแปรปรวนแปรส่วนต่าง (Residual Covariance)	$S = H_c P^- H_c^T + H_y P^- H_y^T + R$
หา Kalman gain	$K = P^- H_y^T S^-$
หาสถานะหลังการประมาณ	$\hat{x} = \hat{x}^- + K \hat{v}$
หาความแปรปรวนสถานะหลังการประมาณ	$P = (I - K H_y) P^-$

โดยที่  $H_c$  เป็น Jacobian Matrix ของฟังก์ชัน เทียบกับ  $\hat{x}_c$

$H_y$  เป็น Jacobian Matrix ของฟังก์ชัน เทียบกับ  $\hat{x}_y$

จะเห็นได้ว่ามีความแตกต่างจากการปรับแก้ตำแหน่งของกล้องเพียงเล็กน้อยเท่านั้นคือในการหา Kalman Gain และการหาความแปรปรวนสถานะหลังการประมาณจะใช้ Jacobian Matrix เทียบกับสถานะของจุดสังเกต ( $H_y$ ) แทน Jacobian Matrix เทียบกับสถานะของกล้อง ( $H_c$ ) ซึ่งหมายความว่า การปรับแก้ตำแหน่งของจุดสังเกตนั้นจะสมมติว่าตำแหน่งของกล้องมีความแม่นยำดังนั้นการวัดจะไม่ขึ้นอยู่กับการวัดตำแหน่งของกล้องผลลัพธ์ที่ได้คือ ตำแหน่งของจุดสังเกตจะถูกประมาณให้อยู่ในตำแหน่งที่เหมาะสมที่สุดโดยตำแหน่งของกล้องจะถูกเปลี่ยนแปลงเล็กน้อยตามความแปรปรวนแปรร่วมแต่ในกระบวนการหา Kalman Gain นั้นจะถูกพิจารณาว่าตำแหน่งของกล้องคงที่

สาเหตุที่จะต้องใช้การปรับแก้ตำแหน่งกล้องและจุดสังเกตแยกกันเช่นนี้เพราะในการปรับแก้ค่าโดยมีข้อมูลการวัดเป็นปริมาณน้อย และมีการกระจายความน่าจะเป็นของสถานะก่อนการปรับแก้สูง หากทำการปรับแก้สถานะที่มีความขึ้นต่อกันสูงเช่นตำแหน่งกล้องและจุดสังเกต อาจทำให้ค่าสถานะหลังปรับแก้ดูเข้าหาศูนย์ได้ง่าย เป็นต้นว่าตำแหน่งของกล้องมีค่าเป็นศูนย์ และตำแหน่งของจุดสังเกตก็มีค่าเป็นศูนย์ด้วย เมื่อคำนวณตามสมการแล้วทุกอย่างถูกต้อง แต่ค่าสถานะไม่ใช่สิ่งที่ต้องการ

### การเพิ่มจุดสังเกต

จุดสังเกตใหม่ที่ถูกรวบรวมโดย Good Feature to Track ที่ได้กล่าวมาก่อนหน้านี้จะถูกนำมาคำนวณก็ต่อเมื่อมีข้อมูลการวัดของจุดสังเกตเดิมนั้นใหม่ซึ่งมีระยะห่างจากจุดเก่าพอสมควร และเนื่องจากว่าข้อมูลการวัดจุดสังเกตนั้นเป็นเพียงข้อมูลทิศทางเท่านั้นดังนั้นวิธีการในการเพิ่มจุดสังเกต จะมีการสมมุติระยะห่างระหว่างกล้องและสิ่งแวดล้อมให้มีค่าคงที่ค่าหนึ่ง และการกระจายความน่าจะเป็นของระยะทางมีค่าสูงมาก ซึ่งการสมมุติระยะทางที่แตกต่างกันจะมีผลเพียงทำให้ขนาดแผนที่ที่สร้างได้มีขนาดต่างกัน

$$\mathbf{z}_i = [\boldsymbol{\theta}_\alpha \quad \boldsymbol{\theta}_\beta \quad n]^T \quad (3.13)$$

โดยที่  $\boldsymbol{\theta}_\alpha$  และ  $\boldsymbol{\theta}_\beta$  เป็นค่าการวัดเชิงองศาในรูปแบบ Yaw, Pitch Angles ซึ่งสำหรับโมเดลการเพิ่มจุดสังเกตนั้นเขียนได้เป็น

$$\hat{\mathbf{y}}_i = f(\hat{\mathbf{x}}_c, \mathbf{z}_i) = \mathbf{T}_{x_c}(\mathbf{y}_i^c) \quad (3.14)$$

$$\mathbf{y}_i^c = \begin{bmatrix} \cos(\boldsymbol{\theta}_\alpha) \cdot \cos(\boldsymbol{\theta}_\beta) \cdot n \\ \cos(\boldsymbol{\theta}_\alpha) \cdot \sin(\boldsymbol{\theta}_\beta) \cdot n \\ \sin(\boldsymbol{\theta}_\alpha) \cdot n \end{bmatrix} \quad (3.15)$$

เมื่อ  $\mathbf{T}_{x_c}(\mathbf{y}_i^c)$  เป็น Transformation Function ที่แปลงตำแหน่งจุดสังเกต  $\mathbf{y}_i^c$  จาก Camera Coordinate มายัง World Coordinate ซึ่งหาได้จาก  $\mathbf{T}_{x_c}(\mathbf{y}_i^c) = \mathbf{M}(\mathbf{x}_c) \times \mathbf{y}_i^c$  เมื่อ  $\mathbf{M}(\mathbf{x})$  เป็น Transformation Matrix ของ Camera Frame

ส่วนการประมาณค่าความแปรปรวนร่วม (Covariance) นั้นจะหาได้จาก

$$\mathbf{P}_{y_i y_i} = \mathbf{F}_c \mathbf{F}_c \mathbf{F}_z^T + \mathbf{F}_z \mathbf{R} \mathbf{F}_z^T \quad (3.16)$$

$$\mathbf{P}_{y_i m} = \mathbf{P}_{m y_i}^T = \mathbf{F}_c \mathbf{P}_{x_c m} \quad (3.17)$$

โดยที่  $\mathbf{F}_c$  เป็น Jacobian Matrix ของฟังก์ชัน  $f$  เทียบกับ  $\hat{\mathbf{x}}_c$

$\mathbf{F}_z$  เป็น Jacobian Matrix ของฟังก์ชัน  $f$  เทียบกับ  $\mathbf{z}_i$

ซึ่งสถานะของระบบใหม่จะถูกเพิ่มดังนี้

$$\hat{\mathbf{x}}_{new} = [\hat{\mathbf{x}}_{old} \quad \hat{\mathbf{y}}_i]^T \quad (3.18)$$

$$\mathbf{P}_{new} = \begin{bmatrix} \mathbf{P}_{old} & \mathbf{P}_{y_i m} \\ \mathbf{P}_{y_i m} & \mathbf{P}_{y_i y_i} \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

### การลบจุดสังเกตออกจากระบบ

จุดสังเกตจะถูกลบออกจากสถานะของระบบเมื่อจุดสังเกตนั้นได้หายไปจากภาพของกล้องออปติคัล ซึ่งอาจเป็นไปได้ว่าจุดสังเกตโดนบังหรือหลุดไปจาก Field of View ของกล้องหรือเมื่อค่าความแปรปรวนร่วม (Covariance) ของจุดสังเกตมีค่าสูงเกินเกณฑ์ นั้นหมายความว่าจุดสังเกตนั้นไม่ดีพอสำหรับการบรรยายแผนที่สิ่งแวดล้อม

## บทที่ 4

### การนำข้อมูลภาพมาใช้เสริมการระบุตำแหน่ง

#### 4.1 การนำข้อมูลจาก IMU และ GPS มาเสริมการระบุตำแหน่งด้วยภาพ

วิธีการระบุตำแหน่งและสร้างแผนที่แบบ SLAM โดยใช้ข้อมูลภาพที่ได้กล่าวไปในบทก่อนหน้านี้นั้นยากที่จะมีประสิทธิภาพในการทำงานแบบ Real Time ด้วยคอมพิวเตอร์ขนาดเล็กได้ เนื่องจากต้องใช้กำลังการประมวลผลสูง ดังนั้นเราจึงทำการลดความซับซ้อนของอัลกอริทึมด้วยการสนใจเฉพาะ Landmarks ที่ยังคงอยู่ในการมองเห็นของกล้องเท่านั้นและจะไม่ทำการเก็บแผนที่ของ Landmark ที่หลุดออกจากความสนใจแล้ว การลดความซับซ้อนนี้ทำให้วิธีการนี้กลายเป็นวิธีการระบุตำแหน่งแบบ EKF (EKF Localization) แทนที่จะเป็นอัลกอริทึมแบบ SLAM ตามที่เสนอนิ (Suttasupa, Sudsang, และ Niparnan, 2009)

และการใช้ข้อมูลจากกล้องออปติคัลเพียงอย่างเดียวจะทำให้เกิดข้อจำกัดหลายอย่างเช่น การไม่มีข้อมูลทางสเกลของแผนที่และการ Drift ของสถานะของระบบรวมเมื่อใช้เป็นระยะเวลาเวลานานและไม่มีการทำ Loop Closing ซึ่งคือการที่หุ่นยนต์เคลื่อนที่เป็นระยะทางไกลและวนกลับมาพบจุดเดิมที่ผ่านมาแล้วหุ่นยนต์สามารถรู้ได้ว่าเคยผ่านจุดนี้มาแล้วเพราะเมื่อหุ่นยนต์ที่มีเพียง Sensor แบบ Local เคลื่อนที่เป็นระยะทางไกล ค่าความคลาดเคลื่อนของหุ่นยนต์จะมีค่าสูงขึ้นเรื่อยๆเนื่องจากการสะสมของ error ดังนั้นถ้าหุ่นยนต์สามารถรู้ได้ว่าตนเองกลับมายังจุดที่เคยผ่านมาแล้ว หุ่นยนต์ก็สามารถวิเคราะห์เส้นทางทั้งหมดและปรับแก้แผนที่ให้แม่นยำขึ้นได้เพื่อลด error สะสม แต่ในงานของเรานั้นไม่สามารถทำได้เพราะจากการลดความซับซ้อนของอัลกอริทึมนั้นเราได้ทำการทิ้ง Landmark ที่กล้องไม่สามารถมองเห็นได้ทำให้หุ่นยนต์ไม่มีข้อมูลของจุดสังเกตในเส้นทางที่หุ่นยนต์ผ่านมาแล้ว

เราจะทำการแก้ไขปัญหาล่าช้าโดยการให้ค่าเริ่มต้นของสถานะระบบด้วยข้อมูลของ GPS และ IMU ดังนั้นระบบจึงจำเป็นต้องมี GPS เพื่อให้ข้อมูลพิกัดในโลกจริงกับระบบในตอนเริ่มต้น และเรายังทำการเพิ่มเติมขั้นตอนการปรับแก้ค่าประมาณสถานะของระบบอีกหนึ่งขั้น ด้วยข้อมูลจาก IMU ก่อนขั้นตอนการปรับแก้ตำแหน่งของจุดสังเกตด้วยข้อมูลจากภาพ

การเพิ่มขั้นตอนนี้เข้าไปจะแก้ไขปัญหาคาบเกี่ยวของสถานะการวางตัวของหุ่นยนต์ เนื่องจากข้อมูลของ IMU ที่รวมถึงข้อมูลจากเข็มทิศสามารถใช้ค่าสนามแรงดึงดูดและสนามแม่เหล็กของโลกเป็นจุดอ้างอิงได้ทำให้ไม่มีการ Drift ของการวัดแม้จะใช้เป็นเวลานาน

นอกจากนี้เรายังทำการใช้ข้อมูลจาก GPS นอกจากการใช้เป็นค่าเริ่มต้นของสถานะระบบ โดยเมื่อข้อมูลจาก GPS นั้นมีความเชื่อถือได้มากพอเราจะทำการปรับแก้สถานะของระบบด้วยข้อมูล GPS ทำให้เราสามารถวิเคราะห์ได้ข้อมูลสเกลของแผนที่เมื่อเทียบกับโลกจริง เมื่อทำการอัปเดตด้วยข้อมูล GPS นานพอจนค่าสเกลนั้นลู่เข้าค่าหนึ่ง หลังจากได้ข้อมูลของสเกลแล้ว แม้จะมีการสูญเสียสัญญาณ GPS ไปช่วงเวลาหนึ่งแต่ระบบก็จะยังสามารถทำการระบุตำแหน่งได้จนกว่าค่าของสเกลจะเริ่ม Drift อีกครั้ง

ส่วนการประเมินความแม่นยำของ GPS ณ ขณะใดขณะหนึ่งนั้นเราจะใช้ข้อมูลเพิ่มเติม นอกจากตำแหน่ง ซึ่งได้จากระบบ GPS ในทุกๆชุดข้อมูล เช่นจำนวนดาวเทียม หรือค่า Horizontal Dilution of Precision (HDOP) ซึ่งคือคุณภาพของลักษณะการวางตัวของดาวเทียมที่สามารถตรวจจับได้ ซึ่งจะส่งผลโดยตรงต่อความแม่นยำของการระบุตำแหน่งของ GPS โดยถ้าค่า HDOP มีค่าน้อยจะสามารถให้ค่าที่มีความแม่นยำในแนวระนาบได้สูง โดยเราจะเลือกใช้ข้อมูล HDOP ในการประเมินคุณภาพของสัญญาณ GPS เนื่องจากมีการนำทิศทางของดาวเทียมมาใช้ในการประเมินด้วย โดยเราจะใช้ข้อมูลจาก GPS เฉพาะเมื่อค่า HDOP อยู่ในขอบเขตที่ยอมรับได้เท่านั้น

## 4.2 สรุปขั้นตอนการทำงานของระบบระบุตำแหน่งรวม

ขั้นตอนการทำงานของระบบระบุตำแหน่งรวมสามมิติด้วยกล้องวีดีโอแบบออบนินั้นจะสามารถสรุปขั้นตอนการทำงานได้ดังนี้โดยเมื่อรับภาพจากกล้องวีดีโอแบบออบนิแล้วจะเริ่มการทำงานโดย

### ขั้นตอนที่ 1 การหาความสัมพันธ์ของจุดสังเกตและการวัดค่าของจุดสังเกต

ขั้นตอนนี้จะเป็นการหาความสัมพันธ์และค่าการวัดของจุดสังเกตที่อยู่ในมุมมองของกล้องโดยพิจารณาจาก Feature ของจุดสังเกตที่ปรากฏในภาพก่อนหน้า ซึ่งมีขั้นตอนย่อยคือ

1. ติดตามการเคลื่อนที่ของ Feature จากภาพที่แล้วด้วย Optical Flow
2. ลบจุดสังเกตที่ไม่เหมาะสมออก เช่นจุดสังเกตที่ไม่สามารถจับภาพได้แล้วหรือเลื่อนหลุดจากมุมมองของกล้อง
3. Feature ของจุดสังเกตที่ยังคงเหลืออยู่จะถูกนำไปคำนวณการวัดค่าของจุดสังเกตเพื่อนำไปปรับแก้สถานะของระบบต่อไป

### ขั้นตอนที่ 2 การประมาณการเคลื่อนที่ของกล้อง

การทำนายการเคลื่อนที่ของกล้อง หรือขั้นตอน Prediction ซึ่งในขั้นตอนนี้ ค่าของสถานะของกล้องจะถูกทำนายให้มีค่าเท่าเดิมเพราะไม่ทราบทิศทางการเคลื่อนที่ของกล้องที่แน่นอน แต่ค่าความแปรปรวนรวมของสถานะกล้องจะมีค่าเพิ่มมากขึ้น ตามความไม่แน่นอนที่กล้องอาจจะเคลื่อนที่ได้

### ขั้นตอนที่ 3 การปรับแก้การเคลื่อนที่ของกล้องด้วยข้อมูลจาก IMU และ GPS

ขั้นตอนการ Correction นี้จะนำค่าของ IMU และ GPS พร้อมทั้งค่าความแปรปรวนในการวัดของทั้งสองอย่างมาทำการปรับแก้ตำแหน่งและการวางตัวของกล้องให้มีความแม่นยำขึ้น

### ขั้นตอนที่ 4 การปรับแก้การเคลื่อนที่ของกล้องด้วยข้อมูลจากการวัดค่าของจุดสังเกต

ขั้นตอนการ Correction นี้จะนำข้อมูลการวัดค่าจุดสังเกตมาทำการปรับแก้ตำแหน่งของกล้องให้แม่นยำมากขึ้นหมายความว่าค่าความแปรปรวนรวมของสถานะของกล้องจะมีค่าลดลง

### ขั้นตอนที่ 5 การปรับแก้ตำแหน่งของจุดสังเกตด้วยข้อมูลการวัด

หลังจากปรับแก้ตำแหน่งของกล้องตามขั้นตอนที่แล้วก็จะทำการปรับแก้ตำแหน่งของจุดสังเกตโดยอาศัยค่าการวัดของจุดสังเกตในเวลาปัจจุบัน

### 4.3 การปรับแก้ตำแหน่งของกล้องด้วยข้อมูลจาก IMU และ GPS

เราจะใช้ข้อมูลการวัดและโมเดลการวัดดังต่อไปนี้

$$\mathbf{z}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{r}_{imu} \\ d_{gps} \\ \mathbf{p}_{gps} \end{bmatrix}$$

$$h(\hat{\mathbf{x}}_k^-) = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{r}}_k^- \\ \|\hat{\mathbf{d}}_k^-\| \\ \hat{\mathbf{p}}_k^- \end{bmatrix}$$

โดย  $\hat{\mathbf{d}}_k^- = \hat{\mathbf{p}}_k^- - \hat{\mathbf{p}}_{k-1}$

$\mathbf{r}_{imu}$  คือการวางตัวของกล้องที่วัดได้โดย IMU

$d_{gps}$  คือระยะทางที่เคลื่อนที่จากเฟรมก่อนหน้าซึ่งวัดโดย GPS

$\mathbf{p}_{gps}$  คือตำแหน่งของกล้องในโลกจริงซึ่งวัดโดย GPS

$\hat{\mathbf{r}}_k^-$  คือการวางตัวของกล้องที่ประมาณได้

$\hat{\mathbf{p}}_k^-$  คือตำแหน่งของกล้องที่ประมาณได้

หาการวัดส่วนต่าง (Measurement Residual)

$$\hat{\mathbf{y}}_k = \mathbf{z}_k - h(\hat{\mathbf{x}}_k^-)$$

หาความแปรปรวนแปรส่วนต่าง (Residual Covariance)

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k$$

หา Kalman gain

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T \mathbf{S}_k^-$$

หาสถานะหลังการประมาณ

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k \hat{\mathbf{y}}_k$$

หาความแปรปรวนสถานะหลังการประมาณ

$$\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k)^T + \mathbf{K}_k \mathbf{R}_k \mathbf{K}_k^T$$

โดยที่

$$\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ \frac{\hat{d}_{xk}^-}{\hat{d}_k^-} & \frac{\hat{d}_{yk}^-}{\hat{d}_k^-} & \frac{\hat{d}_{zk}^-}{\hat{d}_k^-} & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$



และ  $R_k$  คือ Measurement Noise

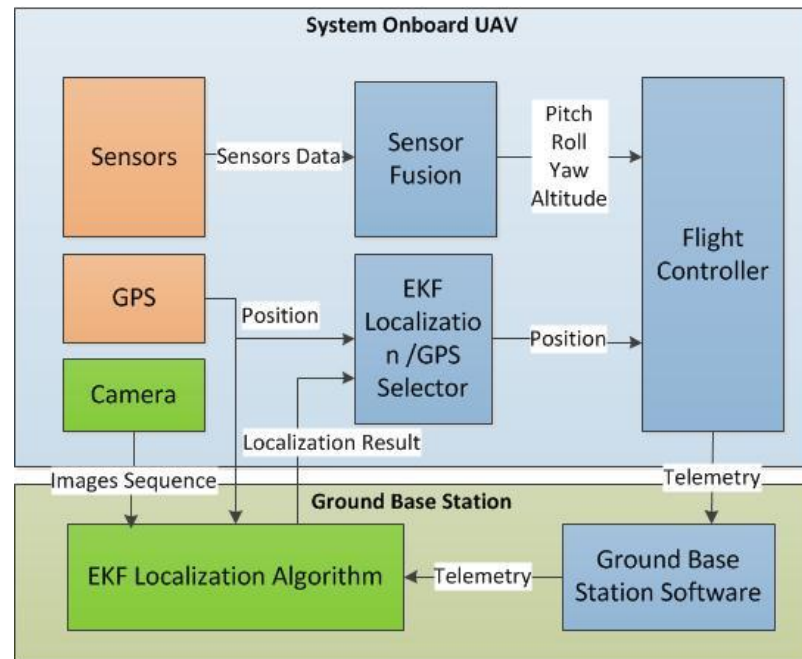
โดยในกรณีที่ข้อมูลของ GPS นั้นไม่สามารถเชื่อถือได้เราจะทำการปรับค่า  $R_k$  ในส่วนของ GPS ให้มีค่ามากพอตามความแม่นยำของ GPS ในขณะนั้น

โดยเราจะเรียกระบบระบุตำแหน่งที่รวมเอาข้อมูลของ GPS และ IMU มาใช้ร่วมกับเทคนิคทาง Computer Vision ว่า ระบบระบุตำแหน่งรวม

#### 4.4 การนำผลลัพธ์จากการระบุตำแหน่งด้วยภาพมาช่วยในการนำร่อง

การประมวลผลด้วยระบบระบุตำแหน่งรวมนั้นมีความต้องการการประมวลผลสูงเพื่อให้สามารถทำงานได้อย่างทันกาล (Real Time) ดังนั้นใน UAS ขนาดเล็กนั้นเราจึงจำเป็นต้องทำการประมวลผลนอกอากาศยานเพราะอากาศยานไม่สามารถบรรจุทุกคอมพิวเตอร์ที่มีกำลังประมวลผลเพียงพอขึ้นไปได้ แต่ถ้ามีการนำไปใช้ในอากาศยานขนาดกลางหรือขนาดใหญ่ที่สามารถบรรจุทุกคอมพิวเตอร์ขึ้นไปได้ก็จะสามารถทำการประมวลผล Onboard ได้

เมื่อเราได้ค่าประมาณจากระบบระบุตำแหน่งด้วยภาพที่รวมเข้ากับข้อมูลของเซนเซอร์ต่างๆแล้วเราก็จะนำข้อมูลนั้นไปช่วยในการนำร่องระบบอากาศยานไร้คนขับ โดยการเสริมระบบดังกล่าวเข้าไปนั้นเราต้องการให้มีการเปลี่ยนแปลงของระบบเดิมน้อยที่สุดเพื่อให้สามารถนำไปประยุกต์ใช้กับระบบอากาศยานไร้คนขับอื่นได้โดยทำการแก้ไขระบบการทำงานเดิมเพียงเล็กน้อยเท่านั้น โดยเราจะทำการเพิ่มฟังก์ชันเข้าไปใน Firmware หลักภายในอากาศยานไร้คนขับโดยเมื่อได้รับข้อมูลใหม่จากระบบระบุตำแหน่งรวม ฟังก์ชันนี้จะทำการส่งข้อมูลจากระบบระบุตำแหน่งรวมแทนค่าที่ได้จาก GPS โดยตรง และถ้าระบบระบุตำแหน่งรวมเกิดขัดข้องหรือไม่สามารถส่งข้อมูลใหม่ไปได้ ฟังก์ชันนี้จะกลับไปใช้ค่าจาก GPS แทน โดยวิธีการนี้สามารถใช้ได้ทั้งการประมวลผลระบบนำร่องรวมบนภาคพื้นดินและ Onboard โดยในรูป 4.1 จะแสดงถึงการทำงานของระบบที่ใช้การประมวลผลภาคพื้นดิน



รูปที่ 4.1 แสดงถึงการทำงานของระบบระบุตำแหน่งรวมที่มีการประมวลผลบนภาคพื้นดิน

## บทที่ 5

### ระบบอากาศยานไร้คนขับ

#### 5.1 อากาศยานไร้คนขับประเภทขึ้นลงแนวดิ่ง

อากาศยานไร้คนขับ หรือ UA (Unmanned Aircraft) ที่ใช้ในงานวิจัยนี้จะเป็นแบบขึ้นลงแนวดิ่งหรือ VTOL เพื่อที่จะสามารถแสดงถึงความสามารถในการระบุตำแหน่งด้วยภาพได้ และยังง่ายต่อการทดลองเนื่องจากใช้พื้นที่ในการทดลองน้อย

งานวิจัยของเราจะเน้นการใช้ระบบอากาศยานไร้คนขับที่มีราคาถูกลงและหาซื้อหรือสร้างได้จากอุปกรณ์ที่มีขายทั่วไปในท้องตลาด

โดยในช่วงต้นของการทดลองนั้นได้เลือกใช้เฮลิคอปเตอร์บังคับวิทยุไฟฟ้ารุ่น Align T-Rex 500 ESP ซึ่งเป็นที่นิยมและมีราคาไม่สูงมากมาดัดแปลงเป็นระบบอากาศยานไร้คนขับดังรูปที่ 5.1



รูปที่ 5.1 ระบบอากาศยานไร้คนขับแบบแรกที่ใช้ในการทดลองซึ่งเป็นแบบ Helicopter

แต่ภายหลังพบว่าการทดลองด้วยอากาศยานแบบ Traditional Helicopter นั้นต้องใช้ฝีมือของนักบินสูงและมีความอันตรายในการทดลองเป็นอย่างมากเนื่องจากใบพัดที่มีขนาดใหญ่ จึงตัดสินใจเปลี่ยนการทดลองมาใช้อากาศยานแบบ Multi Rotor แทน โดยเลือกรุ่น JD-Simplex Hexa Multicopter มาทำการดัดแปลงเพื่อใช้ในการทดลองตามรูปที่ 5.2



รูปที่ 5.2 อากาศยานไร้คนขับที่ใช้ในการทดลอง ซึ่งเป็นแบบ Multi Rotor

JD-Simplex Hexa Multicopter นั้นพัฒนาโดยบริษัท Jdrones ซึ่งเป็นบริษัทที่อยู่ในประเทศไทยทำให้สามารถให้คำปรึกษาและความช่วยเหลือได้ และนอกจากนี้การออกแบบทั้งหมดยังเป็นแบบ Modular โดยเมื่อมีความเสียหายก็สามารถหาอะไหล่เฉพาะส่วนมาเปลี่ยน

ซึ่งทำให้การทดลองนั้นทำได้ง่ายและมีความปลอดภัยมากขึ้น โดยอากาศยานรุ่นนี้สามารถยก Payload ได้ประมาณ 2 กิโลกรัม และสามารถดัดแปลงเพิ่มขนาดของใบพัดและมอเตอร์เพื่อเพิ่มปริมาณ Payload ได้ถ้าจำเป็น

ในงานวิจัยนี้ได้ทำการดัดแปลงส่วนของขาของจรวดให้มีขนาดเล็กลงเพื่อไม่ให้บังการมองเห็นของกล้องฮอโมนิที่ติดตั้งไว้ข้างใต้ และได้ทำการสร้างจุดติดตั้งกล้องที่สามารถยื่นต่ำลงมากกว่าขาของจรวดในขณะที่บินและสามารถพับเก็บได้เมื่อลงจอด

## 5.2 ระบบประมวลผล, เซนเซอร์, และระบบส่งข้อมูล

การเลือกใช้ระบบประมวลผลและอุปกรณ์ต่างๆนั้นเราได้คำนึงถึงความเข้ากันได้ของแต่ละส่วนเป็นหลัก โดยอุปกรณ์ที่เราเลือกใช้นั้นถึงแม้ว่าแต่ละชิ้นจะสามารถทำงานได้ด้วยตัวของอุปกรณ์เองแต่การออกแบบอุปกรณ์เหล่านี้มันพัฒนามาเพื่อให้สามารถใช้งานในระบบเดียวกันได้อย่างมีประสิทธิภาพสูงที่สุดโดยอุปกรณ์ที่เลือกใช้ส่วนใหญ่จะเป็นแบบ Open Source ทำให้สามารถแก้ไขหรือปรับปรุงการทำงานภายในได้

## ระบบประมวลผล

ระบบประมวลผลที่ติดตั้งอยู่บนอากาศยานนั้นเราได้ใช้ระบบ Ardupilot Mega ของ DIY Drone ตามรูป 5.3 ซึ่งเป็นแบบ Arduino ใช้ชิพประมวลผล Atmega2560 16MHz โดยในแผงวงจรได้รวมระบบควบคุมเซอร์โวด้วยฮาร์ดแวร์และระบบ Failsafe แยกต่างหากซึ่งใช้ชิพ ATmega328 เพื่อจะสามารถปรับเป็นการควบคุมด้วยมือในกรณีที่ระบบประมวลผลหลัก ผิดพลาดหรือไม่ตอบสนอง



รูปที่ 5.3 บอร์ดประมวลผลหลัก Ardupilot Mega

ในส่วนของซอฟต์แวร์ระบบควบคุมนั้นจะใช้ซอฟต์แวร์ Arducopter ของ DIYDrone ซึ่งเป็นซอฟต์แวร์ Open Source โดยได้มีการดัดแปลงใส่ฟังก์ชันเพิ่มเติมเพื่อรับค่าจากระบบระบุตำแหน่งที่ได้พัฒนาขึ้นดังที่ได้อธิบายไว้ในหัวข้อก่อนหน้านี้

## ระบบเซนเซอร์

ภายในอากาศยานไร้คนขับที่ใช้ทดลองได้มีการติดตั้ง เซนเซอร์หลายชนิดด้วยกัน ประกอบด้วย

1. บอร์ดเซนเซอร์หลัก DIY Drone's IMU Shield REV-H ซึ่งแสดงในรูปที่ 5.4 ซึ่งภายในประกอบด้วยเซนเซอร์
  - a. Invensense 3 Axis Gyro
  - b. Analog Devices ADX330 3 Axis Accelerometer
  - c. เซนเซอร์วัดความสูงด้วยความกดอากาศ
2. Magnetometer HMC5843 เพื่อใช้ในการวัดทิศทางของสนามแม่เหล็กเพื่อช่วยในการวัด Heading ของอากาศยาน
3. MediaTek GPS ใช้ในการระบุตำแหน่งของอากาศยาน
4. Maxbotix EZ0 Sonar เพื่อใช้วัดความสูงที่ระดับความสูงไม่เกิน 10 เมตร



รูปที่ 5.4 บอร์ดเซนเซอร์ DIY Drone IMU Shield REV-H

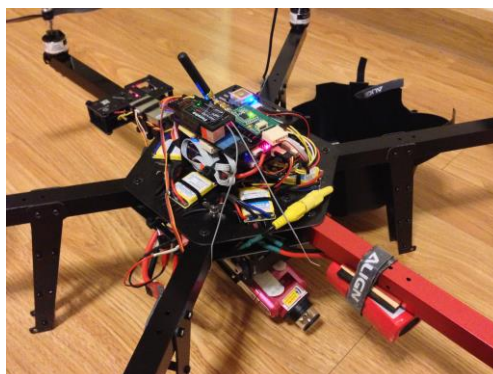
### ระบบส่งข้อมูล

สำหรับระบบส่งข้อมูลนั้นเราได้ใช้ระบบส่งข้อมูลแบบไร้สายด้วยคลื่นวิทยุ โดยเราจะส่งข้อมูลในรูปแบบ Protocol MAVLink 1.0 ซึ่งเป็น Protocol การส่งข้อมูลมาตรฐานที่มีระบบอากาศยานไร้คนขับหลายระบบเลือกใช้โดยเราได้ทำการดัดแปลง Protocol ดังกล่าวให้มีการส่งข้อมูลของผลลัพธ์จากการประมวลผลภาพขึ้นไปยังอากาศยานด้วย

ฮาร์ดแวร์ที่ใช้ในการส่งข้อมูลนั้นเราได้เลือกใช้ SiK Telemetry Modem, 915Mhz ซึ่งถูกออกแบบมาโดยเฉพาะให้มีการเพิ่มประสิทธิภาพเมื่อใช้กับการส่งข้อมูล Protocol MAVLink

### การติดตั้ง

ระบบประมวลผลและระบบเซนเซอร์ต่าง ๆ นั้นจะถูกติดตั้งอยู่ที่ใจกลางส่วนบนของอากาศยานภายใต้โดมพลาสติกครอบเพื่อป้องกันความเสียหายจากกรณีต่างๆ ได้ดังรูป 5.5



รูปที่ 5.5 ระบบประมวลผลและเซนเซอร์ต่างๆ ภายใต้ฝาครอบพลาสติก

### 5.3 การติดตั้งกล้องและระบบส่งภาพ

กล้องวิดีโอแบบคอมมูนี่ที่เราเลือกใช้นั้นจะเป็นของ Sony รุ่น Bloggie เช่นในรูป 5.6 ซึ่งมีราคาถูกและหาซื้อได้ตามท้องตลาดทั่วไป



รูปที่ 5.6 กล้องวิดีโอคอมมูนี่ Sony Bloggie

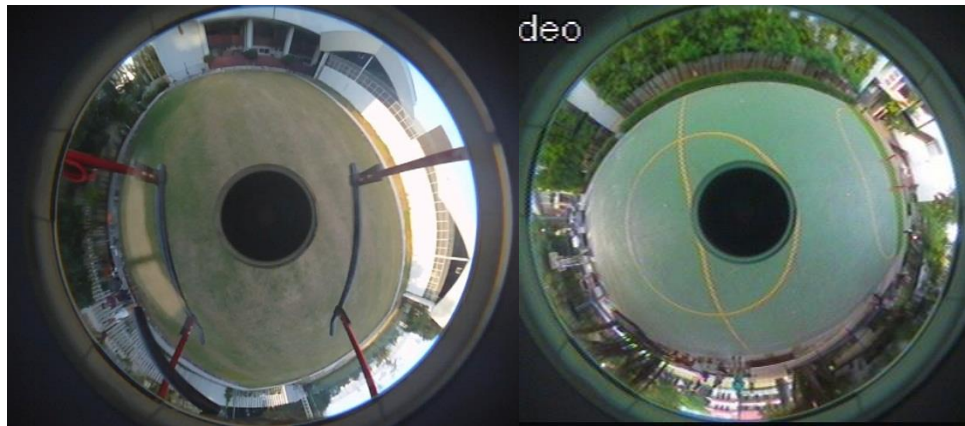
ส่วนการติดตั้งนั้นเราได้ทำการติดตั้งกล้องไว้ที่ด้านใต้ของอากาศยาน โดยได้ทำการดัดแปลงให้ส่วนที่ติดตั้งกล้องนั้นสามารถยื่นออกไปต่ำกว่าฐานลงจอดของอากาศยานได้เมื่อลอยอยู่เหนือพื้นโดยรูปที่ 5.6 จะแสดงการทำงาน ซึ่งทำให้ไม่มีอะไรมาบดบังการมองเห็นของกล้องซึ่งเป็นปัญหาในเฮลิคอปเตอร์แบบแรกซึ่งมีขาสะก็มาบดบังการมองเห็นทำให้ Optical Flow ไม่สามารถ Track Feature ผ่านมาได้โดยรูป 5.7 จะเปรียบเทียบภาพจากกล้องในเฮลิคอปเตอร์และภาพจากกล้องที่ใส่ขาติดตั้งพับเก็บได้ในอากาศยานแบบใหม่



รูปที่ 5.7 ภาพการวางตัวของกล้องเปรียบเทียบระหว่างขณะบิน (ซ้าย) และขณะอยู่บนพื้น

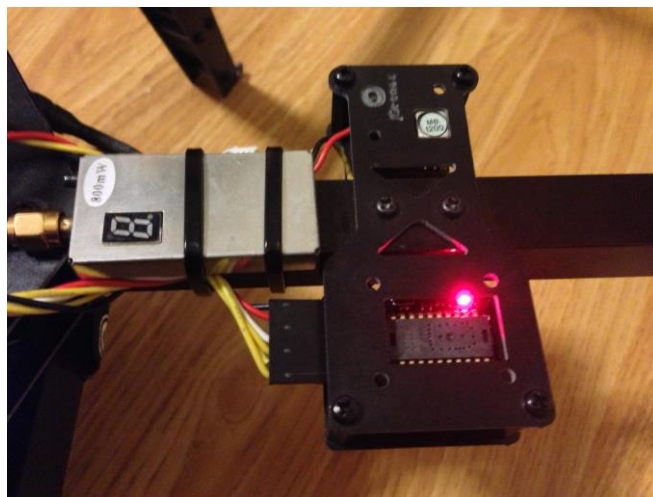


(ขวา)



รูปที่ 5.8 ภาพที่ได้จากกล้องเปรียบเทียบระหว่างการติดตั้งกล้องในอากาศยานแบบเก่า (ซ้าย) และการติดตั้งกล้องแบบพับเก็บได้ (ขวา)

ในส่วนขอระบบส่งภาพมายังภาคพื้นดินเพื่อประมวลผลนั้นได้เลือกใช้ระบบส่งภาพแบบอนาลอกทางคลื่นวิทยุ 1.2 GHz เนื่องจากได้ทำการทดลองทั้งระบบส่งคลื่นแบบ 1.2 GHz 2.4 GHz และ 5.8 GHz แล้วพบว่าคลื่นวิทยุ 1.2 GHz สามารถส่งภาพได้ชัดและมีเสถียรภาพที่สุด ซึ่งได้ติดตั้งอยู่บริเวณด้านหลังของอากาศยาน



รูปที่ 5.9 ระบบส่งภาพแบบ Analog ที่อยู่ด้านหลังอากาศยาน



## บทที่ 6

### การทดลองและผลการทำงาน

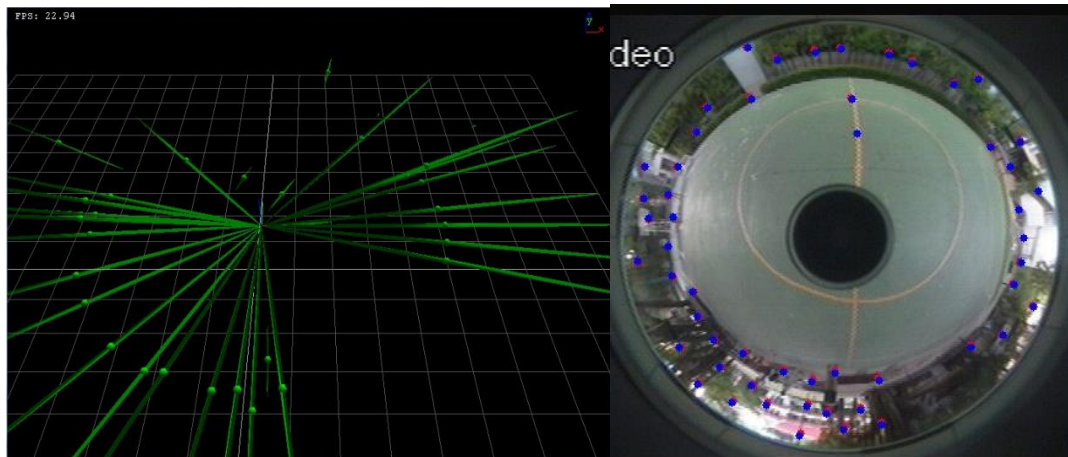
เป้าหมายของการทดลองคือ การแสดงให้เห็นว่าการนำข้อมูลภาพจากกล้องออปติคัลที่ตั้งอยู่บนอากาศยานไร้คนขับสามารถนำมาใช้ช่วยในการระบุตำแหน่งให้มีความแม่นยำกว่าการใช้เพียง GPS เพียงอย่างเดียวและเพื่อทดสอบความสามารถในการทำงานแบบ Real Time ของระบบและฮาร์ดแวร์ต่างๆว่าสามารถนำไปใช้ในการใช้งานจริงได้

การทดลองนั้นแบ่งออกเป็นหลายประเภทดังที่แสดงให้เห็นในหัวข้อต่อไป โดยในการทดลองนั้นจะทำการทดลองเพียงส่วนของการระบุตำแหน่งเท่านั้น จะไม่นำข้อมูลดังกล่าวมาใช้ในการบินอัตโนมัติเนื่องจากสภาพแวดล้อมที่ใช้ในการทดลองนั้นมีพื้นที่จำกัดทำให้มีความอันตรายสูง

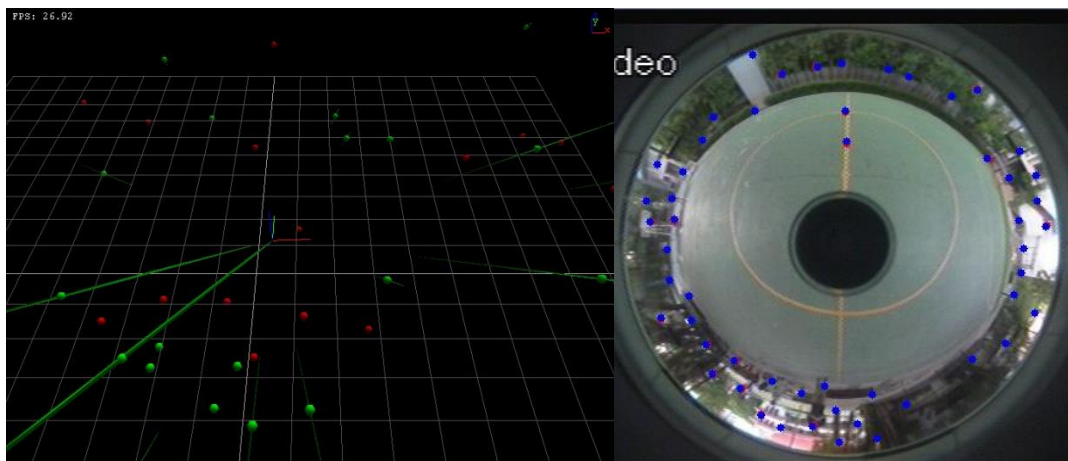
#### 6.1 การทำงานของโปรแกรม

ภาพที่ 6.1 และ 6.2 แสดงภาพของซอฟต์แวร์ระบุตำแหน่งขณะทำงานโดยทางด้านซ้ายเป็นแผนที่ของ จุดสังเกตส่วนด้านขวาเป็นภาพที่ใช้ในการประมวลผลโดย จุดสีแดงคือจุดสังเกตในเฟรมก่อนหน้าส่วนสีน้ำเงินคือจุดสังเกตในเฟรมปัจจุบัน

จากภาพ 6.1 จะเห็นได้ว่าขณะระบบเพิ่งเริ่มทำงานนั้นตำแหน่งของจุดสังเกตจะถูกกำหนดค่าเริ่มต้นให้มีระยะห่างจากกล้องเท่าๆกัน และมีความไม่แน่นอนในความน่าจะเป็นในส่วนองระยะห่างจากกล้องสูงมากเนื่องจากข้อมูลจากภาพนั้นไม่มีข้อมูลความลึกโดยจะเห็นได้จากเส้นสีเขียวที่ชี้ออกจากจุดสังเกตซึ่งมีลักษณะยาว



รูปที่ 6.1 ภาพแสดงการทำงานของโปรแกรมในขณะเริ่มต้นได้เพียงเล็กน้อย



รูปที่ 6.2 ภาพแสดงการทำงานของโปรแกรมในขณะทำงานได้ระยะหนึ่ง

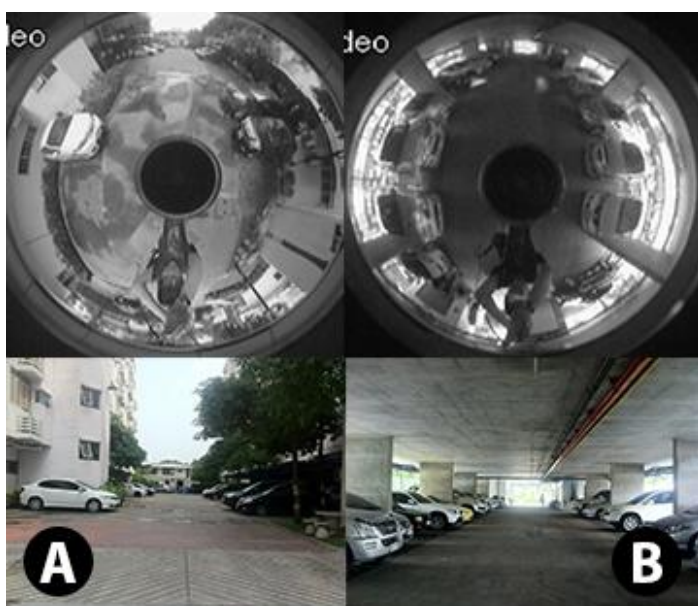
เมื่อระบบทำงานไปได้ระยะหนึ่งดังเช่นภาพ 6.2 จะเห็นว่า การกระจายความน่าจะเป็นของจุดสังเกตนั้นมีค่าน้อยลงมากจนบางจุดแทบจะไม่มีเส้น Covariance แสดงให้เห็นและจุดสีแดงแสดงถึงจุดสังเกตที่มีการกระจายความน่าจะเป็นต่ำจนถึงเป็นจุดที่ Converge แล้วและไม่ทำการประมาณตำแหน่งอีก

## 6.2 การทดลองการขาดหายของสัญญาณ GPS

ในการทดลองนี้นั้นจะเป็นการทดลองเพื่อทดสอบความสามารถของระบบที่จะสามารถยังคงระบุตำแหน่งต่อได้แม้ข้อมูล GPS ที่ได้นั้นจะขาดหายไปหรือไม่สามารถระบุตำแหน่งได้อย่างถูกต้อง

### สถานที่ทดลอง

สถานที่ทดลองในการทดลองนี้นั้นแบ่งออกเป็นสองส่วนตามรูปที่ 6.1 โดยในส่วนแรกที่แสดงทางด้านซ้าย (A) ของรูปนั้นจะอยู่กลางแจ้งระหว่างช่องว่างของสองอาคารซึ่ง GPS จะสามารถระบุตำแหน่งได้แต่อาจจะมีคลาดเคลื่อนอยู่มากเนื่องจากอาคารนั้นบดบังการ Line of Sight ของดาวเทียมส่วนใหญ่ไว้ และเมื่อทำการเคลื่อนที่ผ่านบริเวณแรกมาระยะหนึ่งก็จะทำการเลี้ยวเข้าไปในบริเวณอาคารซึ่งในบริเวณนี้ GPS จะไม่สามารถระบุตำแหน่งได้เลยโดยในภาพด้านขวาของรูปที่ 6.3 นั้น (B) แสดงถึงบริเวณที่ใช้ทดลองแต่ภาพที่ได้จากกล้อง จากนั้นจะทำการเลี้ยวอีกครั้งภายในอาคารเพื่อวัดผลความสามารถของระบบในการที่จะตรวจจับรูปแบบการเคลื่อนที่ดังกล่าวได้แม้จะไม่มีข้อมูลจาก GPS



รูปที่ 6.3 บริเวณที่ใช้ในการทดลองการขาดหายของสัญญาณ GPS และภาพที่ได้จากกล้อง

## ขั้นตอนการทดลอง

ในการทดลองนี้นั้นเนื่องจากการทดลองใช้ UAS จริงแม้จะเป็นการบังคับด้วยมือก็ตามนั้นก็มีอันตรายสูงมากจึงจะทำการทดลองโดยการใช้อุปกรณ์ที่ติดตั้งระบบไว้ที่ปลายแล้วใช้การเดินทางที่กำหนดไว้ล่วงหน้า

เนื่องจากผู้ทดลองนั้นปรากฏอยู่ในภาพที่ได้จากกล้องด้วยทำให้ในการประมวลผลนั้นไม่สามารถนำข้อมูลในบริเวณดังกล่าวมาใช้ได้เนื่องจากการ Track จุด Feature นั้นจะมีความคลาดเคลื่อนเพราะผู้ทดลองนั้นเคลื่อนที่ไปพร้อมกับตัวกล้องดังที่เห็นได้ในภาพด้านบนของรูปที่ 6.3

การทดลองนี้นั้นเน้นการทดสอบส่วน Algorithm เท่านั้นดังนั้นในส่วนของการเก็บข้อมูลจะใช้การเก็บข้อมูลผ่านสายโดยตรงมาเก็บไว้ในคอมพิวเตอร์ทั้งข้อมูลภาพและข้อมูลจากเซนเซอร์ต่างๆ จากนั้นจึงนำข้อมูลเหล่านี้มาประมวลผลในภายหลัง

## ผลการทดลอง

ภาพที่ 6.4 เป็นผลที่ได้จากการทดลองครั้งหนึ่งโดย

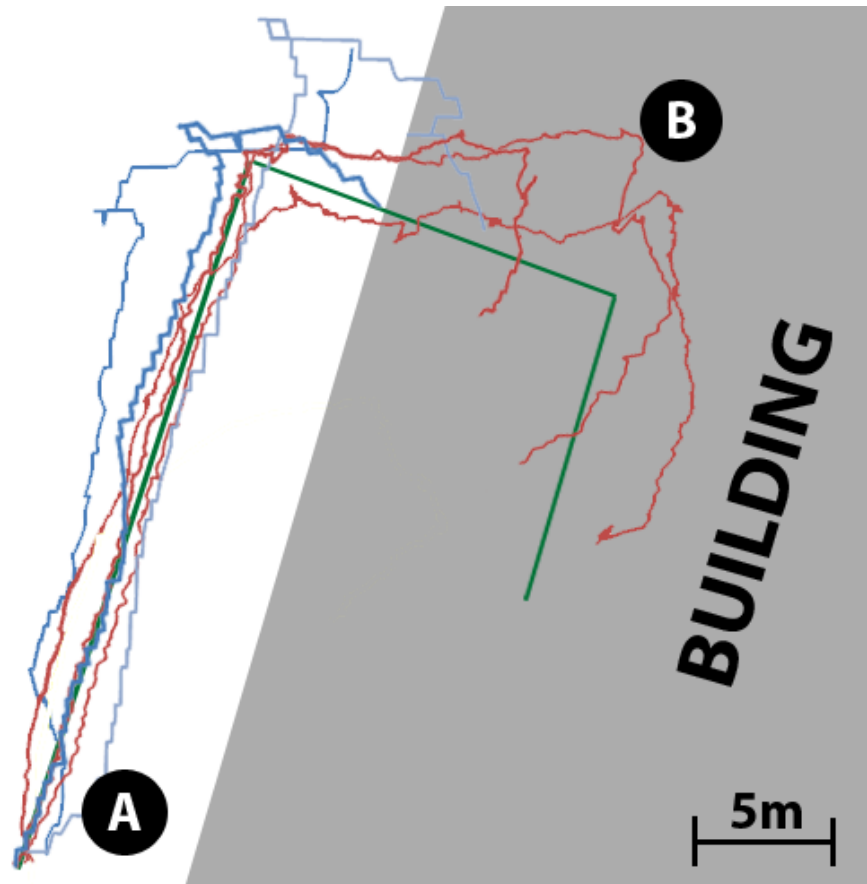
1. เส้นสีเขียวเป็นเส้นทางการเดินที่กำหนดไว้โดยในการเดินจริงนั้นจะมีความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากผู้ทดลองรวมอยู่ด้วย
2. เส้นสีน้ำเงินคือค่าที่ได้จาก GPS ในระยะเวลาการทดลองทั้งหมดโดยได้ทำการเลื่อน Offset เพื่อให้จุดเริ่มต้นนั้นตรงกับตำแหน่งที่เริ่มจริง จากข้อมูลที่ได้เห็นได้ว่าในช่วงแรกของการเคลื่อนที่นั้น GPS สามารถระบุตำแหน่งได้ดีพอสมควรแต่เมื่อได้ทำการเคลื่อนที่เข้ามาภายในตัวอาคารแล้วข้อมูลที่ได้จาก GPS นั้นยังคงให้ค่าที่อยู่ภายนอกอาคารอยู่และไม่สามารถแสดงการเคลื่อนที่ต่อไปได้

3. เส้นสีแดงคือผลที่ได้จากระบบ ซึ่งจะเห็นได้ว่าในส่วนภายนอกอาคารนั้นสามารถระบุตำแหน่งได้อย่างถูกต้องใกล้เคียงกับ GPS รวมถึงค่าที่ได้นั้นอยู่ในสัดส่วนของโลกจริงจึงสามารถนำไปใช้ในการนำร่องได้ เมื่อได้ทำการเคลื่อนที่เข้ามาภายในตัวอาคารแล้ว ระบบที่ได้นำเสนอยังคงสามารถระบุตำแหน่งต่อไปได้ถึงแม้จะมีความคลาดเคลื่อนอยู่บ้างแต่ก็สามารถตรวจจับการเปลี่ยนทิศทางในครั้งที่สองได้



รูปที่ 6.4 ตัวอย่างผลลัพธ์จากการทดลองการขาดหายของสัญญาณ GPS

ภาพที่ 6.5 แสดงถึงการทดลองครั้งต่อไปโดยผลที่ได้นั้นมีความคล้ายคลึงกับการทดลองแรกโดยเพื่อการเปรียบเทียบนั้นได้ทำทดลองหนึ่งซึ่งจะใช้เพียงข้อมูลภาพเพียงอย่างเดียวเท่านั้นไม่มีข้อมูลเซนเซอร์อื่นๆประกอบด้วยซึ่งทำให้ประสบปัญหาดังที่ได้กล่าวมาก่อนหน้านี้เช่น ปัญหาทางด้านสเกลซึ่งในที่นี้ผู้ทดลองได้ทำการใส่ค่าของสเกลของการระบุตำแหน่งด้วยมือเพื่อจะเปรียบเทียบกับข้อมูลการทดลองครั้งอื่นๆได้ และปัญหาด้านการขาดจุดอ้างอิงของเซนเซอร์ โดยเฉพาะตัวข้อมูลการวางตัวของระบบซึ่งเนื่องจากไม่มีข้อมูลจากทิศทางสนามแม่เหล็กโลกมาอ้างอิงทำให้เมื่อใช้ไประยะหนึ่ง ความคลาดเคลื่อนด้านทิศทางก็จะเริ่มมากขึ้น



รูปที่ 6.5 ภาพรวมการทดลองซ้ำในเส้นทางเดิม

### 6.3 การทดลองใช้ข้อมูลภาพจากกล้องและเซนเซอร์ที่ติดตั้งอยู่บนอากาศยานผ่านระบบไร้สาย

ในการทดลองนี้นั้นจะเป็นการทดลองระบบฮาร์ดแวร์ที่ใช้ซึ่งจะเน้นในส่วนของการเก็บภาพเนื่องจากเมื่อทำการส่งภาพผ่านระบบไร้สายซึ่งเป็นแบบ Analog นั้นข้อมูลภาพอาจจะได้รับสัญญาณรบกวนจากอุปกรณ์อื่นๆได้รวมถึงจะเป็นการทำการทดสอบระบบติดตั้งกล้องแบบพับเก็บได้ซึ่งทำให้สามารถใช้มุมมองของกล้องได้ทั้ง 360 องศา

## สถานที่ทดลอง

สถานที่ที่ใช้ในการทดสอบการทำงานของระบบระบุตำแหน่งรวมนั้นได้เลือกใช้บริเวณสนามกีฬาที่อยู่ติดกับอาคารเพื่อจำลองการใช้งานในสภาพแวดล้อมที่อยู่ใกล้กับสิ่งกีดขวาง สัญญาณ GPS โดยรูปที่ 6.1 จะแสดงถึงบริเวณสถานที่ใช้ในการทดสอบ



รูปที่ 6.6 ภาพแสดงบริเวณที่ใช้ในการทดลองระบบระบุตำแหน่ง

## ขั้นตอนการทดลอง

ในการทดลองนั้นจะทำโดยการบินโดยนักบินแล้วบันทึกภาพและข้อมูลจาก GPS ต่างๆ ผ่านระบบไร้สายมายังภาคพื้นดินแล้วบันทึกค่าไว้เพื่อประมวลผลภายหลังเนื่องจากเหตุผลด้านความปลอดภัยและความสะดวกในการทดลองซ้ำและเปรียบเทียบค่า

โดยในการทดลองนั้นจะแบ่งเป็นสองส่วนคือ

1. การทดลองบินอยู่กับที่ (Hover) เพื่อวัดประสิทธิภาพการระบุตำแหน่งเพื่อใช้ในการเพิ่มขีดความสามารถในการบินลอยตัวอยู่กับที่แบบอัตโนมัติ



2. การทดลองบินรอบบริเวณสนามกีฬาเพื่อวัดประสิทธิภาพการระบุตำแหน่งเพื่อใช้ในการเพิ่มขีดความสามารถในการนำร่องแบบอัตโนมัติ

### ผลการทดลองการบินอยู่กับที่

ในการทดลองการบินอยู่กับที่นั้นนักบินได้พยายามบินให้หนึ่งที่สุดบริเวณจุดศูนย์กลางของสนามกีฬาแต่เนื่องจากมีลมพัดทำให้ไม่สามารถอยู่นิ่งโดยสมบูรณ์ได้แต่สามารถบินอยู่ภายในบริเวณรัศมีประมาณ 1.5 เมตร ได้ โดยภาพที่ 6.7 แสดงภาพการทดลองโดยภาพด้านขวา คือภาพที่ได้จากกล้องออมนิ



รูปที่ 6.7 ภาพแสดงการทดลองการลอยตัวอยู่กับที่

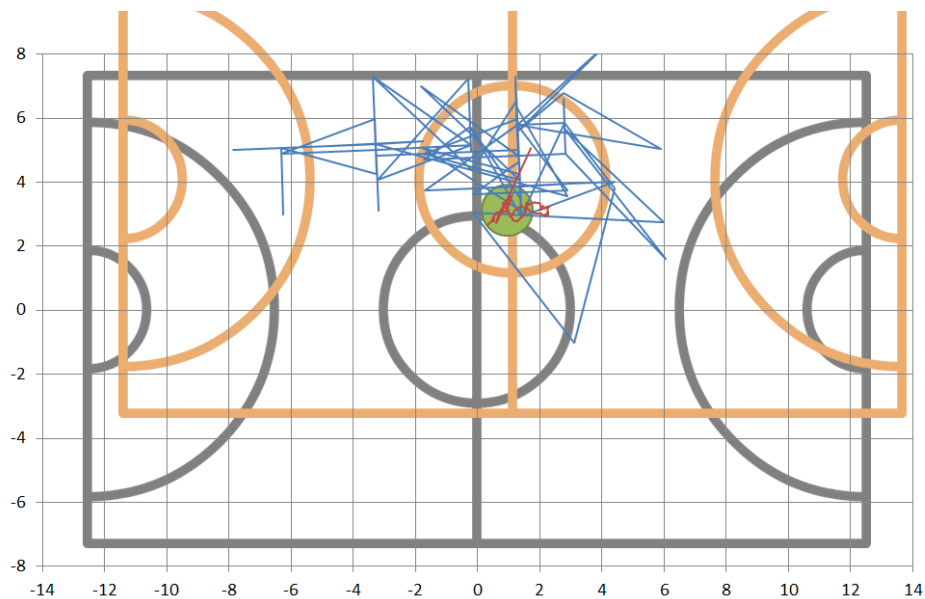
จากนั้นนำผลลัพธ์ข้อมูลตำแหน่งที่ได้มาทำการเปรียบเทียบกับแผนที่ใน Google Earth ดังภาพที่ 6.8 พบว่าทั้งข้อมูลของ GPS และของระบบ Computer Vision มีความคลาดเคลื่อนแบบ (Offset) อยู่ประมาณ 3 เมตรระหว่างบริเวณที่ข้อมูลระบุตำแหน่งและตำแหน่งการบินลอยตัวจริงซึ่งอาจจะเกิดจากคุณภาพสัญญาณของ GPS หรือความแม่นยำของภาพถ่ายดาวเทียมก็เป็นได้ ซึ่งเมื่อข้อมูล GPS นั้นมีความคลาดเคลื่อนตอนเริ่มต้นก็จะทำให้จุดเริ่มต้นหรือจุด Initialize ของระบบ Computer Vision นั้นมีความคลาดเคลื่อนไปด้วย





รูปที่ 6.8 ภาพแสดงตำแหน่ง GPS ที่ได้จากการระบุตำแหน่งเทียบกับภาพถ่ายดาวเทียม

แต่ในการใช้งานจริงในการลอยอยู่กับที่เช่นการลอยอยู่กับที่เพื่อเฝ้าดูเป้าหมายเป็นระยะเวลาหนึ่งนั้น ผู้ควบคุมมักจะเป็นผู้บังคับ UAS ไปยังตำแหน่งที่ต้องการทำการลอยอยู่กับที่ แล้วจึงเริ่มเปิดระบบควบคุมการลอยอยู่กับที่แบบอัตโนมัติ ดังนั้นเราจึงสนใจความแม่นยำแบบ Relative มากกว่าตำแหน่งที่แท้จริงของ UAS



รูปที่ 6.9 กราฟแสดงผลลัพธ์ของการทดลองลอยอยู่กับที่โดยมีหน่วยเป็นเมตร

โดยผลของการทดลองนั้นแสดงในรูปที่ 6.9 โดย รูปของสนามกีฬาสี่เทานั้นคือตำแหน่งของสนามกีฬาจากข้อมูลที่ได้จาก GPS ซึ่งมีความผิดพลาด ส่วนสี่มุมคือตำแหน่งของสนามกีฬาจริงเมื่อเทียบกับตำแหน่งของ UAS เมื่อเริ่มต้นดังที่แสดงในภาพที่ 6.9 บริเวณวงกลมสีเขียวคือบริเวณที่ทำการลอยตัวโดยจะมีความคลาดเคลื่อนในการบังคับประมาณ 0.75 เมตร ส่วนเส้นสีน้ำเงินคือข้อมูลที่ได้จาก GPS และเส้นสีแดงคือข้อมูลที่ได้จากระบบ Computer Vision ซึ่งจะเห็นว่าระบบ Computer Vision นั้นมีส่วนช่วยในการเพิ่มความแม่นยำของการระบุตำแหน่งได้เป็นอย่างมาก โดยจะมีค่าความคลาดเคลื่อนดังตาราง 6.1

	GPS	Computer Vision
Variance (m)	9.997	0.423

ตารางที่ 6.1 ตารางแสดงค่า Variance และ SD ของการทดลองลอยตัวอยู่กับที่

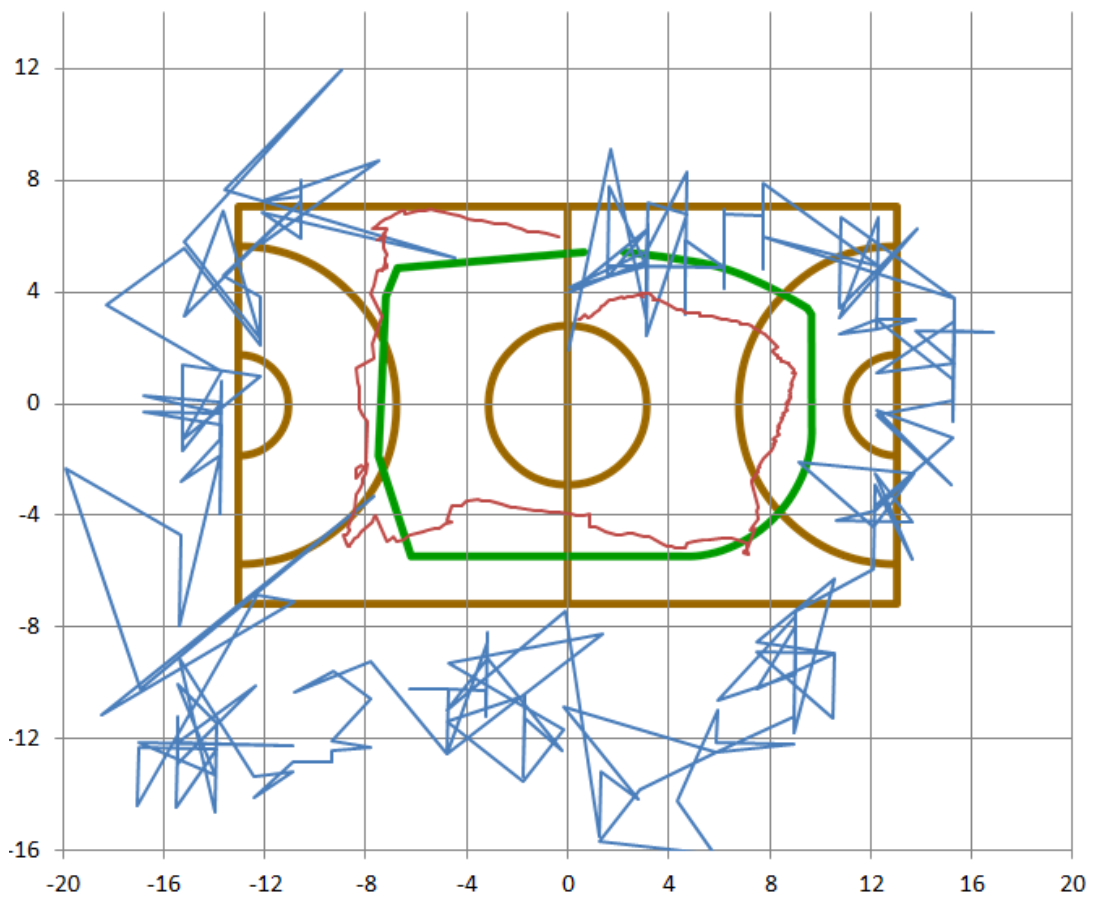
#### ผลการทดลองบินรอบบริเวณสนามกีฬา

ส่วนในการทดลองบินรอบบริเวณสนามกีฬานั้น นักบินพยายามบินให้เป็นรูปสี่เหลี่ยมรอบสนามกีฬาแต่เนื่องจากมีลมพัดประกอบกับตำแหน่งการมองเห็นของนักบินทำให้ไม่สามารถบินเป็นรูปสี่เหลี่ยมที่สมบูรณ์ได้แต่สามารถทำการประมาณการเคลื่อนที่จริงจากภาพได้ โดยรูปที่ 6.10 แสดงภาพการทดลองบินรอบสนามกีฬา



รูปที่ 6.10 ภาพแสดงการทดลองบินรอบสนามกีฬา

ผลที่ได้จากการทดลองนั้นพบว่ามีการ Offset ของข้อมูล GPS เช่นเดียวกัน รูปที่ 6.11 แสดงถึงผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองโดยสีส้มคือตำแหน่งของสนามกีฬาที่จริงเมื่อเทียบกับตำแหน่งเริ่มต้นของ UAS เส้นสีเขียวคือเส้นทางประมาณการเคลื่อนที่จริงของนักบิน ส่วนเส้นสีน้ำเงินคือข้อมูลที่ได้จาก GPS และเส้นสีแดงคือข้อมูลที่ได้จากระบบ Computer Vision ซึ่งจะเห็นได้อย่างชัดเจนว่ามีความคล้อยกับเส้นทางประมาณการเคลื่อนที่จริงของนักบินมากกว่าการใช้ GPS เพียงอย่างเดียว



รูปที่ 6.11 แสดงผลการทดลองเคลื่อนที่รอบสนามกีฬาโดยมีหน่วยเป็นเมตร

## 6.4 การทดลองใช้ข้อมูลภาพจากกล้องและเซนเซอร์ที่ติดตั้งอยู่บนอากาศยานผ่านระบบไร้สายตามเวลาจริง

ในการทดลองนี้นั้นจะเป็นการทดลองระบบในแบบตามเวลาจริงโดยจะประมวลผลไปพร้อมๆกับการทำการบินเพื่อทดสอบการใช้ระบบตำแหน่งในสภาพแวดล้อมการใช้งานจริง

### สถานที่ทดลอง

ได้ทำการทดลองในสถานที่ทดลองเดียวกับการทดลองในข้อ 6.2

### ขั้นตอนการทดลอง

ในการทดลองนี้จะทำโดยการบินโดยนักบินแล้วส่งภาพและข้อมูลจาก GPS ต่างๆผ่านระบบไร้สายมายังภาคพื้นดินแล้วทำการคำนวณในทันทีโดยรายละเอียดและคุณสมบัติของคอมพิวเตอร์แบบพกพาที่นำมาใช้ในการคำนวณนั้นมีดังนี้

- CPU        Intel Core I5 2410M
- RAM        4 GB
- OS         Windows 7

โดยในการทดลองนี้จะแบ่งเป็นสองส่วนคือ

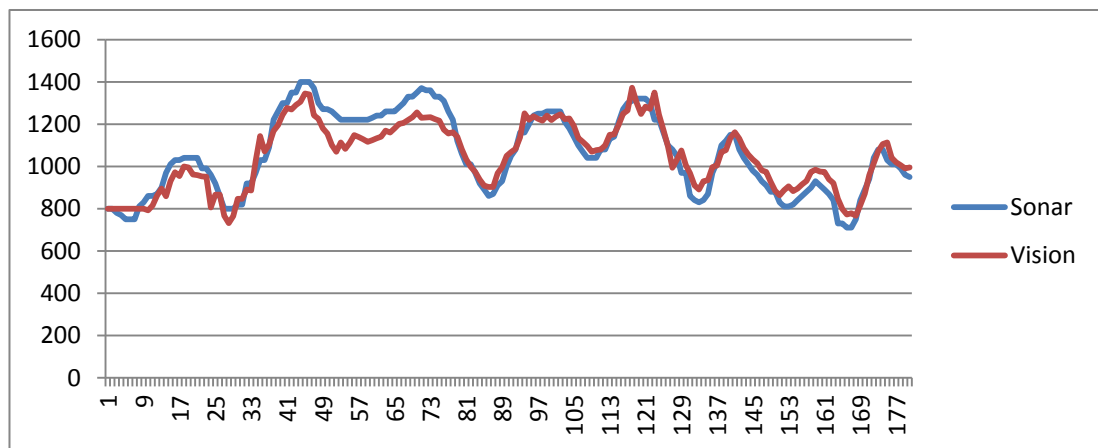
1. การทดลองบินอยู่กับที่ (Hover) เพื่อวัดประสิทธิภาพการระบุตำแหน่งเพื่อใช้ในการเพิ่มขีดความสามารถในการบินลอยตัวอยู่กับที่แบบอัตโนมัติ
2. การทดลองบินระหว่าง Waypoint เพื่อวัดประสิทธิภาพการระบุตำแหน่งเมื่อมีการเคลื่อนที่

ในการทดลองการทำงานตามเวลาจริงนั้นพบปัญหาการทำงานของซอฟต์แวร์ในการเริ่มต้นค่าของ GPS ซึ่งด้วยข้อจำกัดทางเวลาทำให้ยังไม่สามารถแก้ไขได้ แต่การทดลองนี้เน้นการทดสอบทำงานแบบทันการของระบบโดยรวมจึงจะทำการปรับสเกลของผลการระบุตำแหน่งด้วย

การทำ Curve Fitting ระหว่างการเคลื่อนที่ในแนวแกนความสูงซึ่งวัดจาก Sonar กับการเคลื่อนที่ซึ่งคำนวณได้ด้วยระบบระบุตำแหน่งด้วยภาพซึ่งจะทำให้ได้ข้อมูลของสเกลที่ถูกต้องเพื่อมาเปรียบเทียบกับค่าที่ได้จาก GPS

### ผลการทดลอง

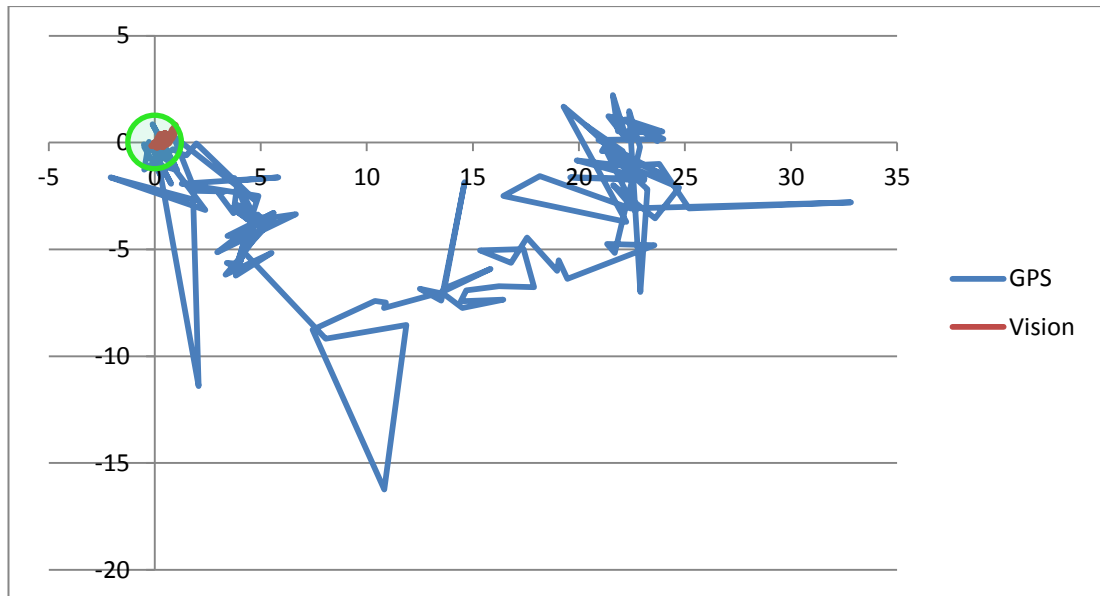
จากการทำ Curve Fitting ตามรูปที่ 6.12 โดยการหา Factor ของสเกลซึ่ง Minimize Error ระหว่างข้อมูลทั้งสองในแต่ละการทดลอง ทำให้เราได้ข้อมูลเกี่ยวกับสเกลของผลที่ได้จากการระบุตำแหน่งด้วยภาพ



รูปที่ 6.12 ข้อมูลการความสูงที่ได้จากการทดลองการบินอยู่กับที่ซึ่งมีหน่วยเป็นมิลลิเมตร

### ผลการทดลองการบินอยู่กับที่

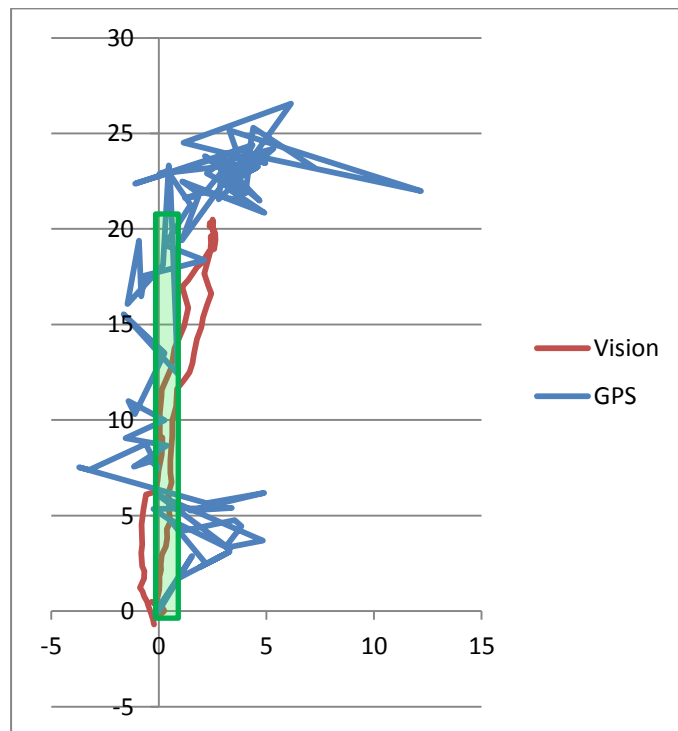
รูปที่ 6.13 แสดงถึงข้อมูลการระบุที่ได้จากการระบุตำแหน่งระหว่างการบินอยู่กับที่โดยนักบิน โดยวงกลมสีเขียวคือบริเวณที่นักบินทำการบินจริงโดยจะมีความคลาดเคลื่อนของการบินเองซึ่งเกิดจากลมและนักบินเองรวมอยู่ด้วย ส่วนเส้นสีน้ำเงินแสดงถึงข้อมูลการระบุตำแหน่งของ GPS ระหว่างทำการบิน ส่วนเส้นสีแดงแสดงข้อมูลการระบุตำแหน่งซึ่งใช้ภาพจากกล้องออปติคหลังจากทำการปรับสเกลด้วยข้อมูลความสูงแล้ว



รูปที่ 6.13 ผลการทดลองการบินอยู่กับที่ซึ่งมีหน่วยเป็นเมตร

ซึ่งจะเห็นได้ว่าระบบสามารถทำการระบุตำแหน่งได้อย่างถูกต้องแม่นยำโดยในการทำงานนั้นสามารถทำงานได้เฉลี่ยที่ 283.93 มิลลิวินาทีต่อรอบการทำงาน

#### ผลการทดลองการบินระหว่างจุด



รูปที่ 6.14 ผลการทดลองการบินไปกลับระหว่างจุดซึ่งมีหน่วยเป็นเมตร

รูปที่ 6.14 แสดงถึงข้อมูลการระบุที่ได้จากการระบุตำแหน่งระหว่างการบินระหว่างจุดโดยนักบิน เส้นทางสีเขียวคือบริเวณที่นักบินทำการบินจริงโดยจะมีความคลาดเคลื่อนของการบินเองซึ่งเกิดจากลมและนักบินเองรวมอยู่ด้วย ส่วนเส้นสีน้ำเงินแสดงถึงข้อมูลการระบุตำแหน่งของ GPS ระหว่างทำการบิน ส่วนเส้นสีแดงแสดงข้อมูลการระบุตำแหน่งซึ่งใช้ภาพจากกล้องออบนิ หลังจากทำการปรับสเกลด้วยข้อมูลความสูงแล้ว โดยใช้เวลาการทำงานเฉลี่ยอยู่ที่ 214.27 มิลลิวินาทีต่อรอบการทำงาน

จากผลการทดลองดังกล่าวแสดงให้เห็นว่าระบบมีความเร็วในการทำงานเพียงพอในการระบุตำแหน่งในการใช้งานจริงได้

## บทที่ 7

### สรุปผลของงานวิจัยและสิ่งที่ได้รับ

#### 7.1 สรุปผลการทดลอง

จากการทดลองของเราสามารถสรุปได้ว่าการใช้กล้องวีดีโอแบบคอมมิวนิตี้ร่วมกับวิธีการทาง Computer Vision นั้นสามารถช่วยเพิ่มขีดความสามารถทางด้านการระบุตำแหน่งให้กับระบบอากาศยานไร้คนขับได้ดีกว่าการใช้ข้อมูลจาก GPS เพียงอย่างเดียว โดยเฉพาะในสภาพแวดล้อมที่การระบุตำแหน่งด้วย GPS นั้นมีข้อจำกัด จึงสามารถเพิ่มความปลอดภัยในการใช้งานแบบอัตโนมัติในสภาพแวดล้อมที่มีสิ่งปลูกสร้างหรือสิ่งกีดขวางมาบังคับสัญญาณ GPS ได้

#### 7.2 แนวทางการวิจัยในขั้นถัดไป

อย่างไรก็ตามจากการทดลองพบว่าการนำระบบ Computer Vision ไปใช้ในภารกิจจริงนั้นก็ยังคงมีความท้าทายดังต่อไปนี้ซึ่งสามารถนำไปเป็นการวิจัยในขั้นถัดไปได้

##### 1. กำลังการประมวลผลภายในอากาศยาน

เพื่อให้ระบบสามารถใช้งานได้เต็มที่นั้นระบบประมวลผลควรจะติดตั้งอยู่ในอากาศยานเองเพื่อลดปัญหาและข้อจำกัดของการประมวลผลภายนอกโดยการส่งข้อมูลภาพและข้อมูลจากเครื่องวัดต่างๆผ่านทางระบบไร้สายมายังภาคพื้นดินเพื่อประมวลผล แต่เนื่องจากการประมวลผลทาง Computer Vision นั้นต้องใช้กำลังการประมวลผลสูงมากจึงจะต้องใช้คอมพิวเตอร์ประสิทธิภาพสูงซึ่งทำให้เป็นภาระทั้งน้ำหนักและการใช้พลังงานไฟฟ้าของอากาศยานไร้คนขับ ซึ่งสามารถทำได้โดยการใช้อากาศยานขนาดใหญ่ขึ้น



## 2. คุณภาพของสัญญาณ

ในกรณีที่ไม่สามารถทำการประมวลผลภายในอากาศยานได้นั้นจากการทดลองได้พบปัญหาในเสถียรภาพของสัญญาณภาพเนื่องจากระบบส่งภาพนั้นเป็นแบบ Analog ดังภาพ จึงสามารถปรับปรุงได้โดยการใช้ระบบส่งสัญญาณภาพแบบ Digital

## 3. การวัดผล

ในการทดลองขั้นถัดไปนั้นควรใช้การวัดผลที่มีความแม่นยำเพื่อที่จะสามารถวิเคราะห์ความคลาดเคลื่อนได้อย่างถูกต้องมากขึ้นเช่นการใช้ Differential GPS เป็นต้น

## 4. การนำไปใช้ในการนำร่องอัตโนมัติ

ในการวิจัยในอนาคตสามารถต่อยอดนำระบบนี้ไปใช้ในการนำร่องแบบอัตโนมัติจริงได้เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพกับการใช้เพียง GPS

## รายการอ้างอิง

- Baik, K., Shin, J., Ji, S., Shon, W. และ Park, S. 2011. A vision system for UAV position control. Paper presented at the Proc. IEEE Aerospace Conf.
- Bouguet, J.-Y. 2000. Pyramidal Implementation of the Lucas Kanade Feature Tracker Description of the algorithm.
- Courbon, J., Mezouar, Y., Guenard, N. และ Martinet, P. 2009. Visual navigation of a quadrotor Aerial Vehicle. Paper presented at the Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems IROS 2009.
- Demonceaux, C., Vasseur, P. และ Pegard, C. 2007. UAV Attitude Computation by Omnidirectional Vision in Urban Environment. Paper presented at the Proc. IEEE Int Robotics and Automation Conf.
- Durrant-Whyte, H. a. B., T. 2006. Simultaneous localization and mapping:part i,ii. IEEE Robotics & Automation Magazine(June).
- Julier, S. J., and Uhlmann, J.K. 1997. A new extension of the kalman filter to nonlinear systems. Paper presented at the Int. Symp. Aerospace/Defense Sensing, Simul. and Controls.
- Kalman, R. 1960. A new approach to linear filtering and prediction problems. Journal of Basic Engineering, 82, 35-45.
- Kendoul, F. และ Nonami, K. 2009. A visual navigation system for autonomous flight of micro air vehicles. Paper presented at the Proc. IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems IROS 2009.
- Khalil, F. F. และ Payeur, P. 2005. Optical flow techniques in biomimetic UAV vision. Paper presented at the Proc. Int Robotic Sensors: Robotic and Sensor Environments Workshop.
- Lange, S., Sunderhauf, N. และ Protzel, P. 2009. A vision based onboard approach for landing and position control of an autonomous multirotor UAV in GPS-denied environments. Paper presented at the Proc. Int. Conf. Advanced Robotics ICAR 2009.

- Liu, Y.-c. และ Dai, Q.-h. 2010. A survey of computer vision applied in Aerial robotic Vehicles. Paper presented at the Proc. Int Optics Photonics and Energy Engineering (OPEE) Conf.
- Ludington, B., Johnson, E. และ Vachtsevanos, G. 2006. Augmenting UAV autonomy. IEEE Robotics & Automation Magazine, 13(3), 63-71.
- Rady, S., Kandil, A. A. และ Badreddin, E. 2011. A hybrid localization approach for UAV in GPS denied areas. Paper presented at the Proc. IEEE/SICE Int System Integration (SII) Symp.
- Scaramuzza, D., Martinelli, A. และ Siegwart. 2006a. A Flexible Technique for Accurate Omnidirectional Camera Calibration and Structure from Motion. Paper presented at the Proc. IEEE Int. Conf. Computer Vision Systems ICVS '06.
- Scaramuzza, D., Martinelli, A. และ Siegwart. 2006b. A Toolbox for Easily Calibrating Omnidirectional Cameras. Paper presented at the Proc. IEEE/RSJ Int Intelligent Robots and Systems Conf.
- Sharp, C. S., Shakernia, O. และ Sastry, S. S. 2001. A vision system for landing an unmanned aerial vehicle. Paper presented at the Proc. ICRA Robotics and Automation IEEE Int. Conf.
- Shi, J. และ Tomasi, C. 1994. Good features to track. Paper presented at the Proc. CVPR '94. IEEE Computer Society Conf Computer Vision and Pattern Recognition.
- Suttasupa, Y., Sudsang, A. และ Niparnan, N. 2009. 3D SLAM for omnidirectional camera. Paper presented at the Proc. IEEE Int. Conf. Robotics and Biomimetics ROBIO 2008.
- Tarhan, M. และ Altu, E. 2009. Control of a quadrotor air vehicle by vanishing points in catadioptric images. Paper presented at the Proc. Int. Symp. Optomechatronic Technologies ISOT 2009.
- Yokota, T., Watanabe, K., Kobayashi, K. และ Kurihara, Y. 2011. Development of visual odometry component by using omni-directional camera. Paper presented at the Proc. SICE Annual Conf. (SICE).

Yun, S., Sung, S. และ Lee, Y. J. 2009. Design and performance test of relative navigation of a low cost inertial SLAM. Paper presented at the Proc. ICCAS-SICE.

Zhang, T., Kang, Y., Achtelik, M., Kuhnlenz, K. และ Buss, M. 2009. Autonomous hovering of a vision/IMU guided quadrotor. Paper presented at the Proc. Int. Conf. Mechatronics and Automation ICMA 2009.

## ประวัติผู้เขียนวิทยานิพนธ์

นายนิค จำนง เกิดเมื่อวันที่ 17 มีนาคม 2528 ที่จังหวัดสงขลา สำเร็จการศึกษาระดับปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมการบินและอวกาศยาน จากคณะวิศวกรรมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเกษตรศาสตร์ ในปีการศึกษา 2549 และเข้าศึกษาในหลักสูตรวิทยาศาสตรมหาบัณฑิต สาขาวิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ ภาควิชาวิศวกรรมคอมพิวเตอร์ คณะวิศวกรรมศาสตร์ จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย เมื่อปีการศึกษา 2552

มีความสนใจในงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับหุ่นยนต์และระบบอัตโนมัติ โดยเฉพาะงานวิจัยที่เกี่ยวข้องกับระบบอากาศยานไร้คนขับเพื่อให้มีการนำไปใช้ได้อย่างกว้างขวางมากขึ้น