

3. การทบทวนวรรณกรรมและทฤษฎีที่เกี่ยวข้องของโครงการย่อยที่ 2

Kim และ คณะ [8] ได้นำเซนเซอร์วัดมุมเอียงและความเร่ง (IMU) และ เซนเซอร์วัดตำแหน่ง (GPS) ที่มีราคาถูกลงมาประยุกต์ใช้กับระบบควบคุมทิศทางการเคลื่อนที่และระบบนำร่องของเครื่องบินเล็กแบบอัตโนมัติที่สามารถบินตามจุดพิกัดที่กำหนด สำหรับเซนเซอร์ IMU และ GPS ที่มีราคาถูกลงจะประสบกับปัญหาความแม่นยำของเซนเซอร์ที่ต่ำและความน่าเชื่อถือของข้อมูลที่ได้ต่ำ ซึ่งจะส่งผลให้เสถียรภาพของระบบควบคุมและระบบนำร่องลดน้อยลงไปในอนาคตไม่เสถียรภาพได้ ดังนั้นจึงมีการนำข้อมูลที่ได้จากเซนเซอร์ IMU และ GPS หลายๆตัว มาบูรณาการเข้าด้วยกันโดยใช้เทคนิค Kalman Filter เพื่อให้ได้ตำแหน่งและองศาการเอียงของเครื่องบินที่แม่นยำที่จะนำไปใช้ในระบบนำร่องแบบอัตโนมัติ

Allerton และ คณะ [2] ได้พัฒนาเทคนิคในการบูรณาการข้อมูลที่ได้จากเซนเซอร์วัดมุมเอียงและความเร่ง (IMU) หลายๆตัวที่กระจายการติดตั้งอยู่ในระบบ ซึ่งเทคนิคนี้หลักๆประกอบด้วยสองส่วนใหญ่อีกคือ 1) การนำค่ามุมเอียงและค่าความเร่งที่ได้จากเซนเซอร์ IMU หลายตัวในระบบที่ตำแหน่งต่างๆและองศาการหมุนที่ต่างกันมารวมกัน โดยใช้เทคนิค Kalman Filter 2) การนำค่าประมาณหลายๆค่ามาใช้ประมาณค่ามุมเอียงและความเร่ง เพื่อใช้ช่วยวิเคราะห์ความผิดพลาดของเซนเซอร์แต่ละตัวเนื่องจากการขาดหายของข้อมูลหรือการเลื่อนของข้อมูลและเพิ่มความแม่นยำให้กับระบบนำร่อง โดยที่เทคนิคนี้สามารถประยุกต์ใช้ได้กับเครื่องบินซึ่งเป็นระบบที่มีความยืดหยุ่นหรือการสั่นสะเทือนสูง ซึ่งมีความจำเป็นอย่างยิ่งในการบูรณาการข้อมูลจาก IMU หลายๆตัวเข้าด้วยกัน

ในการบูรณาการข้อมูลจาก GPS และ IMU เซนเซอร์หลายๆตัวเข้าด้วยกันเพื่อใช้ในการป้อนกลับตำแหน่งของยานพาหนะบนผิวดินที่ขับเคลื่อนเองโดยอัตโนมัติ Caron และ คณะ [7] ได้ใช้เทคนิคของ Kalman Filter เพื่อใช้ประมาณค่าตำแหน่งในแต่ละขณะที่ได้จากทั้ง GPS และ IMU เซนเซอร์ โดยที่ใช้ร่วมกับค่าความน่าเชื่อถือหรือค่าความน่าจะเป็นของข้อมูลที่ได้จากเซนเซอร์แต่ละตัว เพื่อใช้ในการแก้ไขปัญหาการสูญหายและการวัดค่าผิดของข้อมูลตำแหน่งที่ได้จาก GPS ที่จะสามารถช่วยระบบการนำร่องให้ทำงานด้วยความแม่นยำที่สูงขึ้น

Bourgeois B. และ คณะ [4] จาก Naval Research Laboratory ได้สร้างและพัฒนาระบบสำรวจข้อมูลของมหาสมุทรแบบอัตโนมัติที่ไร้คนขับและไร้สาย ซึ่งสามารถติดตั้งเซนเซอร์ชนิดต่างๆ ที่จะเก็บข้อมูลทางทะเลเพื่อใช้เป็นฐานข้อมูล สำหรับการวางแผนทางทะเล ระบบเก็บข้อมูลนี้มีชื่อเรียกว่า ORCA ที่พัฒนาขึ้นคล้ายกับยานดำน้ำแต่มีเสายื่นขึ้นมาบนผิวน้ำเพื่อรับและส่งข้อมูลผ่านคลื่นวิทยุ โดยที่ ORCA จะถูกติดตั้งด้วยเซนเซอร์แบบ acoustic และ bathymetry เพื่อใช้ในการเก็บภาพถ่ายท้องน้ำแบบคลื่นเสียงได้ลึกถึง 300 เมตร และ กล้อง CCD เพื่อใช้ในการส่งภาพของผิวน้ำในขณะนั้นๆ นอกจากนั้นแล้วยังมีเซนเซอร์ที่ใช้วัดการตกตะกอนบนผิวดินที่ใช้คลื่นเสียง เพื่อใช้จำแนกส่วนประกอบของตะกอนใต้ท้องน้ำได้อีกด้วย ระบบนำร่องแบบอัตโนมัตินั้นจะใช้ข้อมูลจาก GPS และ Gyrocompass โดยที่ข้อมูลของเซนเซอร์จะถูกส่งจากยาน

ORCA มายังเรือเคลื่อนที่บนผิวน้ำผ่านสัญญาณคลื่นวิทยุความเร็วสูง ที่สามารถครอบคลุมพื้นที่ได้ 5 mile ด้วยความเร็วในการส่งผ่านข้อมูล 946 Kbit/sec

Ning A. และ คณะ [10] ได้พัฒนาระบบการตรวจสอบคุณภาพน้ำแบบเครือข่าย โดยที่ใช้วัดคุณภาพน้ำที่ออกจากโรงงานและออกจากท่อระบายน้ำของแต่ละเมืองแบบ real-time โดยข้อมูลจากเซนเซอร์จะบ่งบอกค่าความเป็นกรด-ด่าง ค่าออกซิเจนที่ละลายในน้ำ ค่าไนโตรเจนและฟอสเฟส และ ค่าคลอไรด์ของน้ำ แล้วส่งข้อมูลเหล่านั้นผ่านการสื่อสารแบบอินเทอร์เน็ตไร้สายจากคอมพิวเตอร์ที่ติดตั้งอยู่กับ station ทั้งแบบอยู่กับที่และแบบเคลื่อนที่ได้ กลับไปยังระบบ server ของระบบส่วนกลาง เพื่อตรวจสอบคุณภาพน้ำที่เปลี่ยนแปลงตลอดเวลา

ทฤษฎีที่เกี่ยวข้องของโครงการย่อยที่ 2

3.1 เซนเซอร์ชนิดต่างๆที่ใช้ในระบบนำร่องของเรือ

ชนิดของเซนเซอร์ประเภทต่างๆที่จะใช้กับการบูรณาการข้อมูลของระบบนำร่องอัตโนมัติมีดังต่อไปนี้

- 1) เซนเซอร์วัดมุมเอียง (Gyroscope) : ค่าที่วัดได้จากเซนเซอร์แบบ 3 แกน ชนิดนี้จะเป็นความเร็วเชิงมุมในแต่ละแกนของการเคลื่อนที่ ($\omega_x, \omega_y, \omega_z$) ซึ่งจะไม่นับกับความเร็วของเรือ ปัญหาหลักของเซนเซอร์ชนิดนี้คือ ความคลาดเคลื่อนของสัญญาณเมื่อเวลาเปลี่ยนไป
- 2) เซนเซอร์วัดความเร่ง (Accelerometer) : ค่าที่วัดได้จากเซนเซอร์แบบ 3 แกนชนิดนี้จะเป็นความเร่ง (a_x, a_y, a_z) ของค่าความโน้มถ่วงของโลกในแต่ละแนว สัญญาณที่ได้จากเซนเซอร์ชนิดนี้จะประกอบไปด้วยส่วนประกอบที่มีความถี่เป็นศูนย์ (zero-frequency หรือ DC) และส่วนประกอบที่มีความถี่ต่ำ และส่วนประกอบที่มีความถี่สูง ส่วนประกอบที่มีความถี่สูงเป็นสัญญาณรบกวนที่เราไม่ต้องการเมื่อเกิดการสั่นสะเทือนเกิดขึ้นในระบบหรือเรือซึ่งเราจำเป็นต้องกรองสัญญาณความถี่สูงออกไป ในทางอุดมคติเราต้องการเพียงสัญญาณของส่วนประกอบที่มีความถี่ต่ำอันเนื่องมาจากการเคลื่อนที่ของเรือ ข้อดีของเซนเซอร์ชนิดนี้คือจะไม่มีคลาดเคลื่อนของสัญญาณเมื่อเวลาเปลี่ยนไป
- 3) เซนเซอร์วัดตำแหน่งหรือ GPS (Global Positioning System) : ค่าที่วัดได้จากเซนเซอร์ชนิดนี้คือ พิกัดหรือตำแหน่ง (x, y, z) และขนาดของความเร็วและทิศทางการเคลื่อนที่ โดยข้อมูลที่ได้จากเซนเซอร์ GPS จะอยู่ในรูปแบบ NMEA ซึ่งจะเป็นข้อมูลที่แบ่งโดยลูกน้ำที่เขียนในรูปแบบ ASCII ข้อจำกัดของเซนเซอร์ชนิดนี้ คือ GPS จะต้องมีการเคลื่อนที่เพื่อให้ได้ข้อมูลของทิศทางการเคลื่อนที่และความเร็ว ระบบพิกัดที่จะใช้สำหรับ GPS ในงานวิจัยนี้จะรายงาน ละติจูด (latitude) ลองจิจูด (longitude) ความสูง (altitude) ความเร็วในระนาบพื้นดิน (velocity over ground) และทิศทางการหันเหในระนาบพื้นดิน (course over ground) หรือองศาที่วัดตามเข็มนาฬิกาเมื่อเทียบกับทิศเหนือ
- 4) เซนเซอร์เข็มทิศ (Digital Compass) : ค่าที่วัดได้จากเซนเซอร์ชนิดนี้คือองศาการหมุนในทั้งสามพิกัด คือ องศาการกลิ้ง (roll angle) องศาปักแล้วเียง (pitch angle) องศาการหันเห (yaw angle) ข้อดีของเซนเซอร์เข็มทิศคือจะได้มุมทั้งสามมุมที่เป็นองศาสมบูรณ์เมื่อเทียบกับพิกัดโลก ส่วนข้อเสียของ

เซนเซอร์ชนิดนี้คือสามารถถูกรบกวนโดยคลื่นแม่เหล็กไฟฟ้าจากอุปกรณ์อิเล็กทรอนิกส์ต่างๆได้ง่าย จึงไม่ควรติดตั้งใกล้กับแหล่งจ่ายไฟหรือมอเตอร์ไฟฟ้า

3.1.1. เซนเซอร์รับสัญญาณ GPS เพื่อบอกตำแหน่ง

GPS (Global Positioning System) คือระบบกำหนดตำแหน่งบนพื้นโลกผ่านดาวเทียม โดยพิกัดบนพื้นโลกที่ได้จะมาจากการคำนวณสัญญาณนาฬิกาที่ส่งมาจากดาวเทียม มาอยู่ที่เครื่องรับสัญญาณ GPS ดาวเทียม GPS ที่สามารถใช้ระบุตำแหน่งได้นั้น จะถูกออกแบบมาโดยเฉพาะให้โคจรรอบโลก เพื่อส่งข้อมูลที่จะนำไปใช้คำนวณพิกัดออกมาตลอดเวลา ระบบ GPS จะทำงานได้นั้นต้องประกอบไปด้วย 3 ส่วนหลักคือ

1. สถานีฐาน : มีหน้าที่ควบคุมการทำงาน รวมถึงวงโคจรของดาวเทียม และให้ค่าสัญญาณ นาฬิกาที่ถูกต้อง กับดาวเทียม GPS

2. ดาวเทียม GPS : ส่วนของดาวเทียม GPS ในปัจจุบันนั้น จะมาจาก 3 ชาติหลักๆคือ

- NAVSTAR : จากของประเทศอเมริกา มีทั้งหมด 24 ดวง โคจรรอบโลกที่ความเร็ว 12 ชั่วโมง

ต่อ 1 รอบ

- Galileo : ถูกพัฒนาโดยสหภาพยุโรป ร่วมกับประเทศจีน อิสราเอล อินเดีย โมร็อกโก ซาอุดีอาระเบีย เกาหลีใต้ และยูเครน รวมจำนวน 27 ดวง

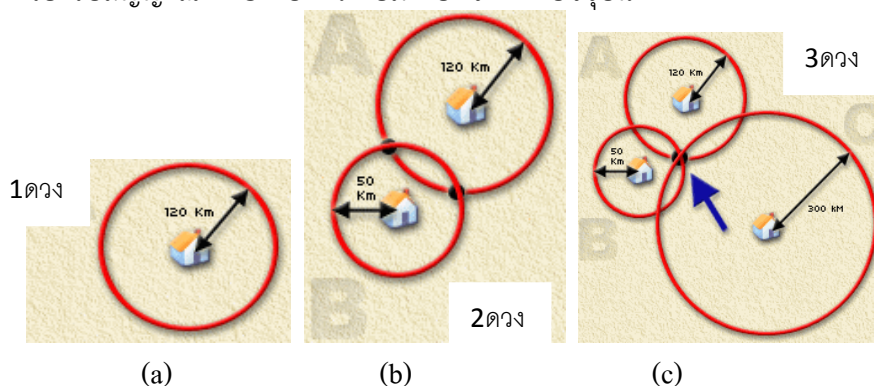
- GLONASS : (GLObal NAVigation Satellite System) ที่พัฒนาโดยรัสเซีย

- Beidou : เป็นดาวเทียม GPS ที่กำลังพัฒนาโดยประเทศจีน

3. เครื่องรับสัญญาณ GPS : ผู้ใช้งานสามารถรับสัญญาณ GPS ได้จากอุปกรณ์หลายๆอย่าง เช่น โทรศัพท์มือถือที่รับสัญญาณ GPS ได้, GPS Receiver (ต่อกับ computer, มือถือ) หรือ เครื่อง PNA (Personal Navigation Assistant) หรือเรียกง่ายๆว่า GPS Navigator, GPS ติดรถ

การทำงานและประโยชน์ของระบบ GPS แรกเริ่มนั้นการระบุตำแหน่งโดยใช้ดาวเทียม ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อจุดประสงค์ทางการทหารเป็นหลัก แต่ต่อมาทางการสหรัฐอเมริกา ได้เปิดให้ประชาชนทั่วไปได้ใช้ประโยชน์ จากข้อมูลที่ส่งออกมาจาก ดาวเทียมGPS ได้ฟรี บริษัทต่างๆจึงได้มีการพัฒนาอุปกรณ์เพื่อใช้ระบุพิกัด จากการรับสัญญาณ GPS เพื่อนำมาใช้ประโยชน์ในหลายๆทางเช่น ใช้ในการนำทางยานพาหนะ ติดตามยานพาหนะ หรือบุคคล หรือใช้ในการอ้างอิงสถานที่ในการเดินทาง และอื่นๆความแม่นยำในการระบุตำแหน่งของ GPS

ตัวรับสัญญาณ GPS นั้นจะสามารถระบุตำแหน่งของเราได้แม่นยำแค่ไหน ขึ้นอยู่กับจำนวนดาวเทียม ที่สามารถรับสัญญาณได้ในขณะนั้น การระบุพิกัดขั้นต่ำ ต้องการดาวเทียมอย่างน้อย 3 ดวง เพื่อระบุตำแหน่งให้ได้ตำแหน่งที่ถูกต้อง โดยตัวเครื่อง GPS จะนำสัญญาณนาฬิกา ที่ได้รับจากดาวเทียมทั้ง 3 ดวง มาคำนวณระยะห่างของเครื่องรับสัญญาณ GPS กับดาวเทียมเพื่อแจ้งพิกัดปัจจุบัน



รูปที่ 3.1 แสดงแผนภาพการระบุตำแหน่งจากดาวเทียม 1ดวง 2ดวง และ3ดวง

จากรูปด้านบนจะเห็นได้ว่า หากรับสัญญาณ GPS จากดาวเทียมได้เพียงดวงเดียว เราจะได้พิกัดในลักษณะเป็นวงกว้าง ไม่สามารถระบุตำแหน่งได้ แต่รูปที่ 3.1 (b) เมื่อรับสัญญาณ GPS จากดาวเทียมได้ 2 ดวง จะทำให้สามารถระบุพิกัดได้ แต่จะมีพิกัดจำนวน 2 จุดที่เกิดจากการตัดกันของสัญญาณ GPS จากดาวเทียม 2 ดวง ซึ่งก็ยังไม่สามารถระบุตำแหน่งที่ชัดเจนได้ และรูปที่ 3.1 (c) จะสามารถระบุพิกัดบนพื้นโลกได้อย่างชัดเจน เนื่องจากเครื่องรับสัญญาณ GPS สามารถรับสัญญาณจากดาวเทียมได้ 3 ดวง ทำให้ตัวเครื่องสามารถคำนวณหาพิกัด ซึ่งเกิดจากจุดตัดจากสัญญาณดาวเทียมทั้ง 3 ดวงได้ ดังนั้นการแสดงพิกัดที่ถูกต้อง ตัวเครื่องที่ใช้รับสัญญาณ GPS จะต้องรับสัญญาณจากดาวเทียม GPS ได้อย่างน้อย 3 ดวงขึ้นไป (ยิ่งมากยิ่งดี)

GPS Topcon [24] รุ่น Hiper G-Series ดังแสดงในรูปที่ 3.2 เป็น GPS ที่มี 40 Channel และ ความแม่นยำสูงที่นิยมใช้ในการสำรวจและจัดทำแผนที่ ในโหมดปกติจะมีความแม่นยำน้อยกว่า 5 เมตร และ ในโหมด DGPSจะมีความแม่นยำน้อยกว่า 0.5 เมตร โดยที่สามารถรับสัญญาณดาวเทียมได้ภายใน 60 วินาที หลังจากเริ่มเปิดเครื่องเมื่อไม่ได้ใช้งานนานๆ (Cold Start) และรับสัญญาณดาวเทียมได้ภายใน 1 วินาที หลังจากปิดและเปิดเครื่องใหม่โดยทันที (Hot Start) มีขนาดกว้างxสูงxยาว เป็น 159x173x113mm น้ำหนัก 1.65 kg ซึ่งคณะผู้วิจัยได้นำมาใช้ในระบบนำร่องของโครงการที่แล้ว GPS Topcon สามารถต่อได้ทั้ง พอร์ตอนุกรมและยูเอสบีซีได้

การแปลรหัสสัญญาณจาก GPS ในรูปแบบของ NMEA ที่ได้รับเข้ามาจะอยู่ในรูปแบบดังนี้

แบบที่ 1: \$GPGGA,hhmmss.ss,Latitude,N,Longitude,E,FS,NoSV,HDOP,msl,m,Altref,m,DiffAge,DiffStation,DiffStation*cs<CR><LF> หรือ

แบบที่ 2 : \$GPRMC, hhmmss.ss,VA,Latitude,N,Longitude,E,Speed,Course,Date,Mode,Checksum

ตารางที่ 3.1 แสดงการแปลรหัสสัญญาณของ GPS ที่มีรูปแบบข้อมูลเป็นแบบ NMEA แบบที่ 1

ชื่อ	ASCII String		คำอธิบาย
	รูปแบบ	ตัวอย่าง	
\$GPGGA	ตัวอักษร(String)	\$GPGGA	ค่าขึ้นต้นชนิดของ GPS
hhmmss.ss	hhmmss.ss	092725.00	เวลาปัจจุบัน (เวลาUTC)
Latitude	dddmm.mmmm	4717.11399	ละติจูด : องศา+ลิปดา
N	ตัวอักษร(String)	N,S	ระบุ: N=เหนือ ,S=ใต้
Longitude	dddmm.mmmm	10039.0000	ลองจิจูด : องศา+ลิปดา
E	ตัวอักษร(String)	E,W	ระบุ : E= ตะวันออก , W= ตะวันตก

ตารางที่ 3.2 แสดงการแปลรหัสสัญญาณของ GPS ที่มีรูปแบบข้อมูลเป็นแบบ NMEA แบบที่ 2

ชื่อ	ASCII String		คำอธิบาย
	รูปแบบ	ตัวอย่าง	
\$GPRMC	ตัวอักษร(String)	\$GPRMC	ค่าขึ้นต้นชนิดของ GPS
hhmmss.ss	hhmmss.ss	092725.00	เวลาปัจจุบัน (เวลาUTC)
Latitude	dddmm.mmmm	4717.11399	ละติจูด : องศา+ลิปดา
N	ตัวอักษร(String)	N,S	ระบุ: N=เหนือ ,S=ใต้
Longitude	dddmm.mmmm	10039.0000	ลองจิจูด : องศา+ลิปดา
E	ตัวอักษร(String)	E,W	ระบุ : E= ตะวันออก , W= ตะวันตก
Speed	เลขทศนิยม	0.10	ความเร็วในหน่วย knot
Course	เลขทศนิยม	11.88°	องศาการหันเหเมื่อเทียบกับทิศเหนือ



รูปที่ 3.2 GPS Topcon (ซ้าย) [24] และ Micro-Strain รุ่น 3DM-GX2 (ขวา) [25]

3.1.2 เซนเซอร์วัดมุมเอียง Inertia Measurement Unit (IMU) เพื่อบอกองศาหันเห

IMU เป็นอุปกรณ์ประเภท เซนเซอร์วัดมุมเอียงซึ่งสามารถวัดมุมรอบแกน X (Roll), รอบแกน Y (Pitch) และรอบแกน Z (Yaw) และความเร่งเชิงมุมในทั้งสามแกน Micro-Strain IMU รุ่น 3DM-GX2 [25] จะมีความไว (Sensitivity) สูงสุด และ ความละเอียดของสัญญาณเอาต์พุต (response range) และ ความแม่นยำพลวัต (Dynamic Accuracy) สำหรับเซนเซอร์วัดความมุมเอียงเป็น 1200°/sec และ 16-bit และ

$\pm 2^\circ$ ตามลำดับ และ สำหรับเซนเซอร์วัดความเร่งเป็น $\pm 10g$ และ 16-bit และ $\pm 0.01g$ ตามลำดับ ดังแสดงในรูปที่ 3.2

ตารางที่ 3.3 แสดง ข้อมูลคุณสมบัติของ Micro-Strain รุ่น 3DM-GX2 [25]

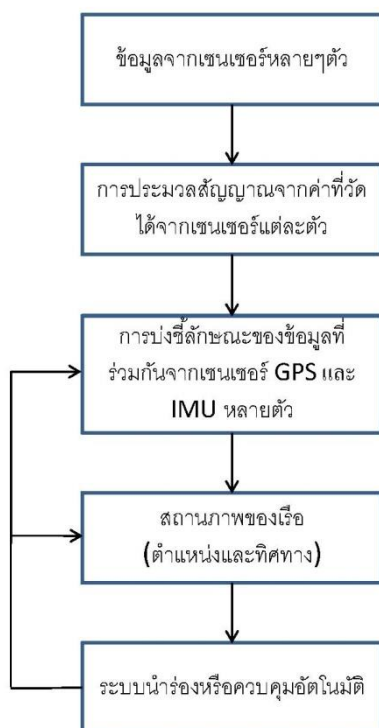
การวัดมุมเอียง	360° about all axes
(Roll, Pitch, Yaw)	
ช่วงการใช้งานการวัดความเร่ง (Accelerometer Range)	Accelerometers: $\pm 5\text{ g}$ มาตรฐาน, $\pm 18\text{ g}$
ความไม่เป็นเชิงเส้นของการวัด ความเร่ง(Accelerometer Nonlinearity)	0.20%
ช่วงการใช้งานการวัดมุมเอียง	$\pm 300^\circ/\text{sec}$ มาตรฐาน, $\pm 1200^\circ/\text{sec}$,
ความสามารถในการวัดซ้ำ	$<0.1^\circ$ minimum
	0.20°
ชนิดของผลลัพธ์	ความเร่ง, ความเร่งเชิงมุม, และมุม(Roll,Pitch,Yaw)

3.2 เทคนิคการบูรณาการข้อมูลจากเซนเซอร์ GPS และ IMU เพื่อใช้ในระบบนำร่อง

ในการประยุกต์ใช้เทคนิคการบูรณาการข้อมูลจากเซนเซอร์หลายๆตัว จะใช้ข้อมูลที่ได้จากการวัดจากเซนเซอร์ที่เป็นทั้งแบบมีการส่งสัญญาณจากตัวเองและแบบมีการเรียกสัญญาณจากอุปกรณ์อื่น เพื่อนำข้อมูลเหล่านี้มาวิเคราะห์ร่วมกันเพื่อให้ข้อมูลได้ข้อมูลที่แม่นยำมากขึ้น หรือ ข้อมูลที่แสดงสิ่งแวดล้อมภายนอกได้ดีขึ้น ถ้าการบูรณาการข้อมูลนั้นกระทำได้อย่างถูกต้องและสำเร็จจะช่วยเพิ่มความแม่นยำของข้อมูลที่ได้จากเซนเซอร์แต่ละตัว และ ช่วยลดค่าความไม่แน่นอนที่ได้จากเซนเซอร์แต่ละตัวอีกด้วย นอกจากนั้นแล้วชนิดของเซนเซอร์และการจัดเรียงตำแหน่งของเซนเซอร์ก็ยังเป็นปัจจัยสำคัญ ถ้าจัดเรียงตำแหน่งของเซนเซอร์อย่างเหมาะสมจะช่วยเพิ่มข้อมูลในการเคลื่อนที่ของวัตถุด้วย

ชนิดของเซนเซอร์ที่จะใช้ในการบูรณาการข้อมูล สามารถแบ่งออกเป็น 3 ประเภทใหญ่ๆ คือ 1) เซนเซอร์แบบเสริมกัน หมายถึง ข้อมูลที่ได้จากเซนเซอร์แต่ละตัวจะบ่งบอกสถานภาพแต่เพียงบางส่วน แต่เมื่อนำข้อมูลของเซนเซอร์ทุกตัวมารวมเข้าด้วยกันก็จะได้สถานภาพรวมทั้งหมด 2) เซนเซอร์แบบแข่งขัน หมายถึง ข้อมูลที่ได้จากเซนเซอร์แต่ละตัวจะบ่งบอกถึงสถานภาพที่คล้ายกันหรือเหมือนกันหรือที่เวลาต่างๆกันไป ในการนำข้อมูลของเซนเซอร์ทุกตัวมารวมกันจะเพิ่มความน่าเชื่อถือของข้อมูลเหล่านี้ และ ยังสามารถบ่งชี้ได้ว่าข้อมูลของเซนเซอร์ตัวใดมีความผิดพลาดเยอะ 3) เซนเซอร์แบบทำงานร่วมกัน หมายถึง ข้อมูลที่ได้จาก

เซนเซอร์แต่ละตัวจะให้ข้อมูลที่ไม่ขึ้นแก่กัน และ เมื่อนำข้อมูลของเซนเซอร์แต่ละตัวมารวมกันก็จะได้ข้อมูลประเภทใหม่ออกมาที่ไม่สามารถให้ได้จากเซนเซอร์ตัวเดียว



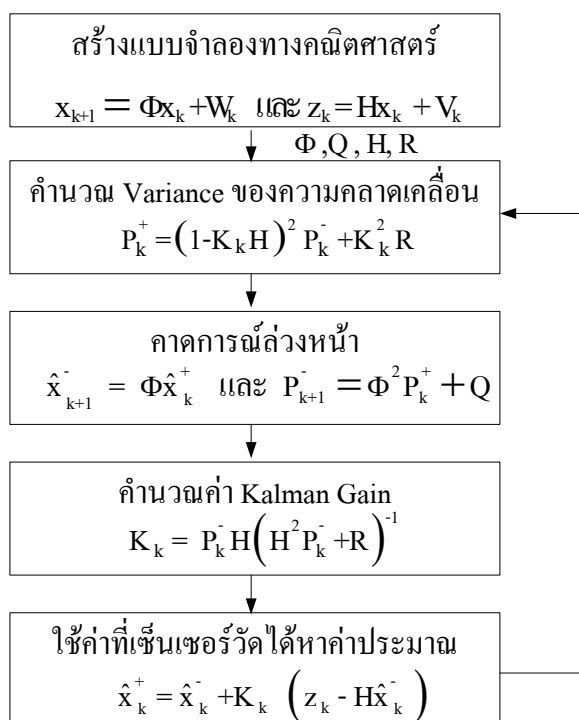
รูปที่ 3.3 การบูรณาการของข้อมูลโดยใช้เทคนิค Kalman Filter

ในส่วนของเทคนิคการบูรณาการของข้อมูลนั้นจะสามารถแบ่งออกเป็น 3 ประเภทหลักๆ คือ 1) การใช้แบบจำลองทางสถิติหรือความน่าจะเป็น 2) การใช้เทคนิควัดระยะของข้อมูลแบบกำลังสอง (least-square) หรือ การใช้เทคนิคการหาค่าที่ดีที่สุด (optimization) [12] หรือ การใช้เทคนิค Kalman filter [2,7,8] 3) การใช้เทคนิคแบบไม่มีแบบแผนที่แน่นอน เช่น โครงข่ายประสาทเทียม (neural network) หรือ fuzzy logic [11]

ในงานวิจัยนี้จะเน้นการบูรณาการของเซนเซอร์ชนิดที่ 2 และ 3 โดยจะใช้เทคนิค Kalman filter ซึ่งประกอบด้วย 2 ส่วนหลักๆ คือ 1) ขั้นตอนการพยากรณ์ค่าของเซนเซอร์จากข้อมูลที่วัดได้ โดยใช้โมเดลแบบเชิงเส้นรวมกับการประมาณค่า covariance ของค่าที่วัดได้จากเซนเซอร์ทุกตัว 2) ขั้นตอนการปรับค่าให้ถูกต้อง โดยจะทำการประมาณค่าข้อมูลของเซนเซอร์จากค่าที่วัดได้และจากค่าที่พยากรณ์ในขั้นที่ 1 พร้อมทั้งหาค่า gain ของ Kalman filter ที่จะนำมาปรับค่าประมาณด้วย โดยทั้ง 2 ขั้นตอนก็จะทำซ้ำหลายๆครั้ง และจะสมมุติว่าสัญญาณรบกวนจะมีการแจกแจงเป็นแบบ Gaussian โดยกรอบแนวคิดในการนำการบูรณาการของข้อมูลที่ได้จากเซนเซอร์ GPS และ IMU ไปใช้ในการควบคุมเรือหรือประยุกต์ใช้กับระบบนำร่องอัตโนมัติสามารถอธิบายได้ด้วยแผนภาพดังในรูปที่ 3.3

3.2.1 เทคนิค Kalman Filter

ตัวกรองคาลมานเป็นแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ซึ่งถูกตั้งชื่อตาม รูดอล์ฟ อี คาลมาน (Rudolf E. Kalman) มีจุดประสงค์เพื่อใช้ในการประมาณค่าจากการวัดที่ถูกสังเกตในการประมาณค่าจากช่วงระยะเวลาที่มีสัญญาณรบกวนในรูปแบบสุ่ม และมีค่าความไม่แม่นยำต่างๆ และค่าที่ผลิตได้จากการกรองแบบคาลมานจะมีความใกล้เคียงค่าที่แท้จริงมากกว่าค่าที่ได้จากการวัดและค่าคำนวณที่เกี่ยวข้องต่างๆของการวัด ตัวกรองคาลมานมีการนำไปประยุกต์ใช้ได้หลายรูปแบบ เช่น การลดสัญญาณรบกวน และอื่นๆ เทคนิคการกรองสัญญาณแบบคาลมานสามารถอธิบายได้ด้วยแผนภาพเชื่อมโยงดังในรูปที่ 3.4 เทคนิค Kalman Filter จะประกอบด้วยสองส่วนหลัก คือ การคาดการณ์ และการแก้ไขค่า



รูปที่ 3.4 ขั้นตอนของการประมวลผลด้วย Kalman filter ที่เวลา t ใดๆ

3.2.1.1 การคาดการณ์ (Prediction)

การคาดการณ์นั้นเป็นขั้นตอนแรกของเทคนิค Kalman Filter ตัวแปรสถานะจากการคาดการณ์ (predicted state) หรือ ที่เรียกว่า ตัวแปรสถานะเบื้องต้น (priori state) ถูกคำนวณโดยไม่ได้สนใจสัญญาณรบกวนทางพลศาสตร์ และ แก๊สมการเชิงอนุพันธ์ที่อธิบายแบบจำลองทางพลศาสตร์ของระบบ

$$\dot{\underline{x}}^-(t) = F \cdot \underline{x}^-(t) \quad (3.1)$$

เวกเตอร์ตัวแปรสถานะที่เวลา t สามารถถูกแสดงโดยอนุกรม Taylor เมื่อเทียบกับตัวแปรสถานะ $\dot{\underline{x}}^-(t_0)$

$$\underline{x}^-(t) = \underline{x}^-(t_0) + \dot{\underline{x}}^-(t_0)(t-t_0) + \frac{1}{2}\ddot{\underline{x}}^-(t_0)(t-t_0)^2 + \dots$$

โดยใช้สมการ (3.1) นี้ ดังนั้นสมการด้านบนสามารถเขียนได้เป็น

$$\underline{x}^-(t) = \underline{x}^-(t_0) + F \cdot \underline{x}^-(t_0)(t-t_0) + \frac{1}{2}F^2 \underline{x}^-(t_0)(t-t_0)^2 + \dots$$

ดังนั้นผลลัพธ์ $\underline{x}^-(t)$ ของสมการเชิงอนุพันธ์ หรืออีกนัยหนึ่ง ตัวแปรสถานะจากการคาดการณ์ที่แท้จริงเป็นการรวมกันแบบเชิงเส้นของตัวแปรสถานะเริ่มต้นที่ $\underline{x}^-(t_0)$

$$\underline{x}^-(t) = \Phi_0^t \cdot \underline{x}^-(t_0) \quad (3.2)$$

Φ_0^t ถูกเรียกว่า เมตริกซ์การถ่ายโอนตัวแปรสถานะ ซึ่งแปลงตัวแปรสถานะเริ่มต้นใดๆ $\underline{x}(t_0)$ ไปเป็นตัวแปรสถานะที่สอดคล้องกัน $\underline{x}(t)$ ที่เวลา t

จากสมการ (3.1) และ (3.2)

$$\dot{\underline{x}}^-(t) = F \cdot \underline{x}^-(t) = F \cdot \Phi_0^t \cdot \underline{x}^-(t_0) \quad (3.3)$$

และโดยการใช้สมการ (3.2) อีกครั้ง ก็จะได้

$$\dot{\underline{x}}^-(t) = \frac{d}{dt} \underline{x}^-(t) = \frac{d}{dt} [\Phi_0^t \cdot \underline{x}^-(t_0)] = \left[\frac{d}{dt} \Phi_0^t \right] \cdot \underline{x}^-(t_0) \quad (3.4)$$

โดยเปรียบเทียบ (3.3) และ (3.4) จะได้

$$\frac{d}{dt} \Phi_0^t = F \cdot \Phi \neq 0 \quad (3.5)$$

โดยใช้เมตริกซ์เริ่มต้นที่ $\Phi_0^0 = I$ ได้มาเนื่องจาก $\underline{x}(t_0) = I \cdot \underline{x}(t_0)$

และเมตริกซ์ความแปรปรวน (covariance matrix) $P^-(t_i)$ ของเวกเตอร์ตัวแปรสถานะจากการคาดการณ์จะได้ตามกฎของค่าการแพร่กระจายของค่าความผิดพลาด

$$P^-(t_i) = \Phi_{t_{i-1}}^{t_i} \cdot P(t_{i-1}) \cdot (\Phi_{t_{i-1}}^{t_i})^T + Q$$

ในรูปแบบทั่วไปแล้ว เมตริกซ์ความแปรปรวนของสัญญาณรบกวน Q เป็นฟังก์ชันของเวลา ดังนั้นเมตริกซ์ความแปรปรวนจะเป็นดังนี้

$$P^-(t_i) = \Phi_{t_{i-1}}^{t_i} \cdot P(t_{i-1}) \left(\Phi_{t_{i-1}}^{t_i} \right)^T + \int_{t_{i-1}}^{t_i} Q(t) dt \quad (3.6)$$

3.2.1.2 การแก้ไขค่า (Correction)

ในขั้นตอนการแก้ไขค่า เวกเตอร์ตัวแปรสถานะจากการคาดการณ์ $\underline{x}^-(t_i)$ ถูกปรับปรุงด้วยค่าสังเกตการณ์ ที่วัดได้ในช่วงเวลา t_i ดังนั้นตัวแปรสถานะหลังการแก้ไข (posteriori state) มีรูปแบบเป็น

$$\underline{x}^+(t_i) = \underline{x}^-(t_i)$$

โดยใช้เมตริกซ์ความแปรปรวน

$$P^+(t_i) = P^-(t_i) + \Delta P(t_i)$$

เหมือนที่กล่าวไปแล้ว Kalman filter เป็นตัวกรองสัญญาณที่เหมาะสมที่สุด นี่หมายความว่าความแปรปรวนของตัวแปรสถานะในเมตริกซ์ความแปรปรวนของตัวแปรสถานะ P^+ จะมีค่าน้อยที่สุด ขณะที่ P^- ได้คำนวณมาจากขั้นตอนจากการคาดการณ์ จะได้ ΔP ที่เป็นค่าน้อยที่สุด

$$\Delta P(t_i) = E \left[\Delta \underline{x}(t_i) \Delta(t_i)^T \right]$$

ซึ่งเงื่อนไขนี้จะสอดคล้องกับ

$$\begin{aligned} \Delta \underline{x}(t_i) &= P^- H^T \left(H P^- H^T + R(t_i) \right)^{-1} \cdot \left(\underline{l}(t_i) - H \underline{x}^-(t_i) \right) \\ \Rightarrow \quad \Delta \underline{x}(t_i) &= K(t_i) \cdot \left(\underline{l}(t_i) - \underline{l}^-(t_i) \right) \end{aligned}$$

และ

$$K(t) = P^- H^T \left(H P^- H^T + R(t_i) \right)^{-1} \quad (3.7)$$

K ถูกเรียกเป็นเมตริกซ์อัตราขยาย (Gain matrix) ค่าความแตกต่างของ $\underline{l}(t_i) - \underline{l}^-(t_i)$ นั้นถูกเรียกว่าค่าที่เหลือจากการวัด (measurement residual) ซึ่งมันแสดงให้เห็นความแตกต่างระหว่างการวัดที่ได้จากการคาดการณ์ $\underline{l}^-(t_i) = H \underline{x}^-(t_i)$ และการวัดที่ได้จริง $\underline{l}(t_i)$

สุดท้ายตัวแปรสถานะที่ถูกแก้ไข จะได้จากการคำนวณดังนี้

$$\underline{x}^+(t_i) = \underline{x}^-(t_i) + K(t_i) \cdot \left(\underline{l}(t_i) - \underline{l}^-(t_i) \right) \quad (3.8)$$

ในสมการนี้ตัวแปรสถานะที่ถูกประมาณค่าและค่าที่วัดได้นั้นจะถูกแบ่งความสำคัญตามน้ำหนักแล้วนำมารวมกันเพื่อคำนวณตัวแปรสถานะที่ถูกแก้ไขค่า ซึ่งหมายความว่า ถ้าค่าความแปรปรวนจากการวัดนั้นมีค่าน้อยกว่าค่าความแปรปรวนของตัวแปรสถานะที่ได้จากการคาดการณ์ น้ำหนักของการวัดจะสูงกว่าและตัวแปรสถานะที่ได้จากการคาดการณ์จะต่ำ และดังนั้นความไม่แน่นอนจะสามารถลดลงได้

เมตริกซ์ความแปรปรวนของตัวแปรสถานะหลังการแก้ไข (posteriori) จะได้จากกฎของค่าแพร่กระจายของค่าความผิดพลาดดังนี้

$$\begin{aligned} P^+(t_i) &= P^-(t_i) - K(t_i)HP^-(t_i) \\ &= (I - K(t_i)H)P^-(t_i) \end{aligned} \quad (3.9)$$

3.2.2 เทคนิค Extended Kalman Filter

ในหัวข้อที่แล้วเทคนิค Kalman Filter นั้นจะใช้กับระบบเชิงเส้นเพียงอย่างเดียวเท่านั้น แต่ในทางปฏิบัติแบบจำลองทางพลศาสตร์หรือการสังเกตการณ์จะเป็นแบบไม่เชิงเส้น

หนึ่งในเทคนิคของ kalman filter สำหรับปัญหาที่ไม่เชิงเส้น นั้นจะถูกเรียกว่า Extended Kalman Filter ซึ่งถูกค้นพบโดย Stanley F. Schmidt หลังจากที่ Kalman ได้นำเสนอผลลัพธ์ของเขาที่ได้จาก Kalman filtering หลังจากนั้น Schmidt ได้เริ่มนำเทคนิคนี้ไปประยุกต์ใช้สำหรับปัญหาการนำทางอวกาศในทันที สำหรับโครงการ Apollo เพื่อส่งมนุษย์ไปทำการสำรวจโลกพระจันทร์ และ เขาได้คิดค้น Extended Kalman Filter ในเทคนิค Extended Kalman filter นี้จะประมาณค่าแบบเชิงเส้นรอบๆตัวแปรสถานะปัจจุบัน ดังนั้นระบบจะจำเป็นต้องสามารถถูกแสดงด้วยฟังก์ชันเชิงอนุพันธ์แบบต่อเนื่องได้

ข้อเสียหนึ่งของเทคนิคนี้ของ Kalman filter สำหรับระบบไม่เชิงเส้น มันต้องใช้การคำนวณที่ใช้เวลานาน การดำเนินการสำหรับระบบเชิงเส้น จะสามารถทำให้มีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยการคำนวณเมตริกซ์ทางพลศาสตร์ (F) ไว้ล่วงหน้า เมตริกซ์การถ่ายโอนตัวแปรสถานะ (Φ) และเมตริกซ์การสังเกตการณ์ (H) แต่สำหรับระบบไม่เชิงเส้น เมตริกซ์เหล่านี้จะเป็นฟังก์ชันของตัวแปรสถานะและจะมีการเปลี่ยนแปลงทุกๆช่วงเวลาและจะไม่สามารถคำนวณไว้ล่วงหน้าก่อนได้

3.2.2.1 การคาดการณ์ (Prediction)

ในกรณีที่ระบบไม่เชิงเส้น เมตริกซ์ทางพลศาสตร์ (F) จะเป็นฟังก์ชันของตัวแปรสถานะซึ่งจะถูกประมาณค่า ดังนั้นตัวแปรสถานะจากการคาดการณ์จะถูกคำนวณโดยการแก้สมการเชิงอนุพันธ์ด้านล่างนี้

$$\dot{\underline{x}}^-(t) = f(\underline{x}^-(t)) \quad (3.10)$$

โดยแทนสมการนี้ด้วยอนุกรม Taylor เมื่อเทียบกับ $\underline{x}$ แล้วแทนค่าตัวแปรสถานะที่ได้จากการคาดการณ์ $\underline{\dot{x}}^-(t_i)$ และสมมติว่าพจน์ที่มีอันดับสูงนั้นสามารถตัดทิ้งได้ เมตริกซ์ทางพลศาสตร์ที่เวลา t_i หรือ $F(t_i)$ จะสามารถถูกคำนวณโดย

$$F(t_i) = \frac{\partial f(x)}{\partial \underline{x}} \Big|_{\underline{x} = \underline{x}^-(t_i)} \quad (3.11)$$

และขั้นตอนอื่นๆของการคาดการณ์จะสามารถถูกคำนวณได้ดังแสดงในหัวข้อที่ 3.2.1.1 สมการที่ (3.5) และ (3.6) แต่ควรจะสังเกตว่า เมตริกซ์ที่ถูกใช้ไม่เป็นค่าคงที่เหมือนในกรณีระบบแบบเชิงเส้น แต่จะขึ้นอยู่กับช่วงเวลา

$$\begin{aligned} \frac{d}{dt} \Phi_{ti-1}^{ti} &= F(t_i) \cdot \Phi_{ti-1}^{ti} \\ P^-(t_i) &= \Phi_{ti-1}^{ti} \cdot P(t_{i-1}) \cdot (\Phi_{ti-1}^{ti})^T + \int_{t_{i-1}}^{t_i} Q(t) dt \end{aligned}$$

3.2.2.2 การแก้ไขค่า (Correction)

เหมือนกับสมการเชิงอนุพันธ์ในขั้นตอนจากการคาดการณ์ สมการการสังเกตการณ์ที่ไม่เชิงเส้นที่สอดคล้องกัน จะถูกทำให้เป็นเชิงเส้นโดยใช้อนุกรม Taylor รอบๆตัวแปรสถานะที่ได้จากการคาดการณ์ $\underline{\dot{x}}^-(t_i)$ และพจน์อันดับสูงจะถูกตัดทิ้งไป

ดังนั้น เมตริกซ์การสังเกตการณ์ที่ถูกประมาณ จะได้เป็น

$$H(t_i) = \frac{\partial h(x)}{\partial \underline{x}} \Big|_{\underline{x} = \underline{x}^-(t_i)} \quad (3.12)$$

ในกรณีนี้การวัดจากการคาดการณ์ $\underline{L}^-(t_i)$ สำหรับการคำนวณค่าที่เหลือจากการวัด $(\underline{L}(t_i) - \underline{L}^-(t_i))$ เป็น

$$\underline{L}^-(t_i) = h(\underline{x}^-(t_i))$$

นอกจากนี้ เราสามารถใช้สูตรเดียวกันอีกครั้งในการคำนวณตัวแปรสถานะจากการแก้ไขค่าและเมตริกซ์ความแปรปรวนได้เหมือนในกรณีแบบเชิงเส้น แต่เมตริกซ์เหล่านี้จะเป็นฟังก์ชันของเวลา

$$\underline{x}^+(t_i) = \underline{x}^-(t_i) + K(\underline{L}(t_i) - \underline{L}^-(t_i)) \quad (3.13)$$

และ

$$P^+(t_i) = (I - K(t_i)H(t_i))P^-(t_i) \quad (3.14)$$

กับ
$$K(t_i) = P^- H(t_i)^T \left(H(t_i) P^- H(t_i)^T + R(t_i) \right)^{-1} \quad (3.15)$$

3.3 การประยุกต์ใช้งาน Extended Kalman Filter ในการบูรณาการข้อมูลจาก GPS และ IMU

ในส่วนนี้แสดงการนำ EKF ไปประยุกต์ใช้กับระบบนำร่องที่ใช้ค่าความเฉื่อยมาช่วย โดยใช้สัญญาณจาก GPS กับข้อมูลจาก IMU แบบจำลองการวัดจาก Gyro จะสามารถอธิบายได้ด้วย

$$\tilde{\omega}_{B/I}^B = (I_{3 \times 3} + K_g) \omega_{B/I}^B + \beta_g + \eta_{gv} \quad (3.16)$$

$$\dot{\beta}_g = \eta_{gu} \quad (3.17)$$

โดยที่ β_g เป็นค่า gyro bias และ K_g เป็นเมตริกซ์ทแยงมุมของตัวประกอบอัตราส่วนขยายของ gyro และ η_{gv} และ η_{gu} เป็นกระบวนการของสัญญาณรบกวนแบบ Gaussian white-noise ที่มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ ที่มีค่าความหนาแน่นทาง spectral เป็น $\sigma_{gv}^2 I_{3 \times 3}$ และ $\sigma_{gu}^2 I_{3 \times 3}$ ตามลำดับ แบบจำลองการวัดความเร่งจะแสดงได้เป็น

$$\tilde{a}^B = (I_{3 \times 3} + K_a) a^B + \beta_a + \eta_{av} \quad (3.18)$$

$$\dot{\beta}_a = \eta_{au} \quad (3.19)$$

ซึ่ง β_a เป็นค่า accelerometer bias และ K_a เป็นเมตริกซ์ทแยงมุมของตัวประกอบอัตราส่วนขยายของความเร่ง และ η_{av} และ η_{au} เป็นกระบวนการของสัญญาณรบกวนแบบ Gaussian white-noise ที่มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ ที่มีความหนาแน่นทาง spectral เป็น $\sigma_{av}^2 I_{3 \times 3}$ และ $\sigma_{au}^2 I_{3 \times 3}$ ตามลำดับ ตัวประกอบอัตราส่วนขยายนั้นถือว่ามีความเล็กพอสำหรับการประมาณค่า $(I + K)^{-1} \approx (I - K)$ ที่จะถูกต้องและใช้ได้กับทั้งสมการของ gyros และ accelerometers และ การจำลองที่ไม่ต่อเนื่องสำหรับการวัดค่าจาก gyro สามารถใช้แบบจำลองเดียวกันกับสำหรับการวัดค่าความเร่งจาก accelerometers ค่าที่ประมาณนั้นสามารถคำนวณได้ดังสมการที่ (3.20a)-(3.20n) โดยที่สมมติให้ค่า ω_e เป็นค่าคงที่

$$\dot{\hat{q}} = \frac{1}{2} \Xi(\hat{q}) \hat{\omega}_{B/N}^B \quad (3.20a)$$

$$\hat{\omega}_{B/N}^B = (I_{3 \times 3} - \hat{K}_g) \left(\tilde{\omega}_{B/I}^B - \hat{\beta}_g \right) - A_N^B(\hat{q}) \hat{\omega}_{N/I}^N \quad (3.20b)$$

$$\dot{\hat{\phi}} = \frac{\hat{v}_n}{\hat{R}_{\hat{\phi}} + \hat{h}} \quad (3.20c)$$

$$\hat{\lambda} \frac{\hat{v}_E}{(\hat{R}\hat{\lambda} + \hat{h}) \cos \hat{\phi}} \quad (3.20d)$$

$$\dot{\hat{h}} = \hat{v}_D \quad (3.20e)$$

$$\dot{\hat{v}}_N = \left[\frac{\hat{v}_E}{(\hat{R}\hat{\lambda} + \hat{h}) \cos \hat{\phi}} + 2\omega_e \right] \hat{v}_E \sin \hat{\phi} + \frac{\hat{v}_N \hat{v}_D}{\hat{R}\hat{\phi} + \hat{h}} + \hat{a}_N \quad (3.20f)$$

$$\dot{\hat{v}}_E = \left[\frac{\hat{v}_E}{(\hat{R}\hat{\lambda} + \hat{h}) \cos \hat{\phi}} + 2\omega_e \right] \hat{v}_N \sin \hat{\phi} + \frac{\hat{v}_E \hat{v}_D}{\hat{R}\hat{\lambda} + \hat{h}} + 2\omega_e \hat{v}_D \cos \hat{\phi} + \hat{a}_E \quad (3.20g)$$

$$\dot{\hat{v}}_D = -\frac{\hat{v}_E^2}{\hat{R}\hat{\lambda} + \hat{h}} - \frac{\hat{v}_N^2}{\hat{R}\hat{\phi} + \hat{h}} - 2\omega_e \hat{v}_E \cos \hat{\phi} + \hat{a}_E \quad (3.20h)$$

$$\hat{a}^N = \begin{bmatrix} \hat{a}_N \\ \hat{a}_E \\ \hat{a}_D \end{bmatrix} = A_B^N(\hat{q}) \hat{a}^B \quad (3.20i)$$

$$\hat{a}^B = (I_{3 \times 3} - \hat{K}_a) (\tilde{a}^B - \hat{\beta}_a) \quad (3.20j)$$

$$\dot{\hat{\beta}}_g = 0 \quad (3.20k)$$

$$\dot{\hat{\beta}}_a = 0 \quad (3.20l)$$

$$\dot{\hat{k}}_g = 0 \quad (3.20m)$$

$$\dot{\hat{k}}_a = 0 \quad (3.20n)$$

โดยที่ $\hat{k}_g$ และ $\hat{k}_a$ เป็นสมาชิกของเมตริกซ์แยงมม $\hat{K}_g$ และ $\hat{K}_a$ ตามลำดับ ดังนั้น $\hat{\omega}_{N/I, \hat{R}\hat{\phi}, \hat{R}\hat{\lambda}}^N$ และ $\hat{g}$ จะถูกประมาณค่าที่ค่าปัจจุบันโดยใช้ค่าเหล่านี้ในการช่วยคำนวณ

$$\hat{R}\hat{\phi} = \frac{a(1-e^2)}{(1-e^2 \sin^2 \hat{\phi})^{3/2}} \quad (3.21a)$$

$$\hat{R}_\lambda = \frac{a}{\left(1 - e^2 \sin^2 \hat{\phi}\right)^{1/2}} \quad (3.21b)$$

$$\begin{aligned} \hat{g} = & 9.780327 \left(1 + 5.3024 \times 10^{-3} \sin^2 \hat{\phi} - 5.8 \times 10^{-6} \sin^2 2\hat{\phi} \right) \\ & - \left(3.0877 \times 10^{-6} - 4.4 \times 10^{-9} \sin^2 \hat{\phi} \right) \hat{h} + 7.2 \times 10^{-14} \hat{h}^2 m/sec^2 \end{aligned} \quad (3.21c)$$

และ

$$\hat{\omega}_{N/I}^N = \omega_e \begin{bmatrix} \cos \hat{\phi} \\ 0 \\ -\sin \hat{\phi} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{\hat{v}_E}{\hat{R}_\lambda + h} \\ -\frac{\hat{v}_N}{\hat{R}_\phi + \hat{h}} \\ -\frac{\hat{v}_E \tan \hat{\phi}}{\hat{R}_\lambda + \hat{h}} \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

เมตริกซ์การหันเห (Attitude Matrix) หรือ $A_B^N(\hat{q})$ จะถูกคำนวณโดยใช้สมการ (A173) สังเกตว่าเมตริกซ์การหันเห Attitude นั้นจะเชื่อมโยงเข้ากับตำแหน่งดังแสดงในสมการ (3.20i) ซึ่งจะช่วยให้ช่วยในการประมาณค่าองค์การหันเหจำตำแหน่งที่วัดได้ ถ้ามาพิจารณาสมการของค่าความผิดพลาดของการหันเห ซึ่งใช้ในการคำนวณ EKF covariance propagation ค่าจลนศาสตร์ของความผิดพลาดในแบบจำลองเชิงเส้นนั้นคำนวณได้จาก (3.23a)

$$\delta \dot{\alpha} = - \left[\hat{\omega}_{B/I}^B \times \right] \delta \alpha + \delta \omega_{B/I}^B - A_N^B(\hat{q}) \delta \omega_{N/I}^N \quad (3.23a)$$

$$\delta \dot{q}_4 = 0 \quad (3.23b)$$

โดยที่ $\delta \omega_{B/I}^B = \omega_{B/I}^B - \hat{\omega}_{B/I}^B$ และ $\delta \omega_{N/I}^N = \omega_{N/I}^N - \hat{\omega}_{N/I}^N$ ค่าความผิดพลาด $\delta \omega_{B/I}^B$ ที่ประมาณโดยอันดับที่หนึ่ง สามารถเขียนได้ดังนี้

$$\delta \omega_{B/I}^B = - \left[(I_{3 \times 3} - \hat{K}_g) \Delta \beta_g + (\tilde{\Omega}_{B/I}^B - \hat{B}_g) \Delta k_g + (I_{3 \times 3} - \hat{K}_g) \eta_{gv} \right] \quad (3.24)$$

ซึ่ง $\Delta \beta_g = \beta_g - \hat{\beta}_g, \Delta k_g = k_g - \hat{k}_g, \tilde{\Omega}_{B/I}^B$ เป็นเมตริกซ์ในแนวทแยงมุมขององค์ประกอบ $\tilde{\omega}_{B/I}^B$ และ $\hat{B}_g$ เป็นเมตริกซ์ในแนวทแยงมุมขององค์ประกอบ $\hat{\beta}_g$ ค่าความผิดพลาดของ $\delta \omega_{B/I}^B$ สามารถถูกคำนวณได้โดยใช้การกระจายอนุกรม Taylor อันดับที่หนึ่ง ผลลัพธ์ที่ได้จะเป็นดังนี้

$$\delta\dot{\alpha} = - \left[(I_{3 \times 3} - \hat{K}_g) (\tilde{\omega}_{B/I}^B - \hat{\beta}_g) \times \right] \delta\alpha - (I_{3 \times 3} - \hat{K}_g) \Delta\beta_g - (\tilde{\Omega}_{B/I}^B - \hat{B}_g) \Delta k_g$$

$$- \left(I_{3 \times 3} - \hat{K}_g \right) \eta_{gv} - A_N^B(\hat{q}) \frac{\partial \omega_{N/I}^N}{\partial p} \bigg|_{\hat{p}, \hat{v}^N} \Delta p - A_N^B(\hat{q}) \frac{\partial \omega_{N/I}^N}{\partial v^N} \bigg|_{\hat{p}} \Delta v^N \quad (3.25)$$

โดยที่ $p \equiv [\phi \quad \lambda \quad h]^T$, $\Delta p = p - \hat{p}$ และ $\Delta v^N = v^N - \hat{v}^N$ เมื่อ $v^N \equiv [v_N \quad v_E \quad v_D]^T$ และ $\hat{p}$ และ $\hat{v}^N$ แสดงถึงค่าที่ถูกต้องประมาณได้ โดยที่ค่าอนุพันธ์ในสมการด้านบนแสดงได้ดังนี้

$$\frac{\partial \omega_{N/I}^N}{\partial p} = \begin{bmatrix} -\omega_e \sin \phi - \frac{v_E}{(R\lambda + h)^2} \frac{\partial R\lambda}{\partial \phi} & 0 & -\frac{v_E}{(R\lambda + h)^2} \\ \frac{v_N}{(R\phi + h)^2} \frac{\partial R\phi}{\partial \phi} & 0 & \frac{v_N}{(R\lambda + h)^2} \\ -\omega_e \cos \phi - \frac{v_E \sec^2 \phi}{R\lambda + h} + \frac{v_E \tan \phi}{(R\lambda + h)^2} \frac{\partial R\lambda}{\partial \phi} & 0 & \frac{v_E \tan \phi}{(R\lambda + h)^2} \end{bmatrix} \quad (3.26a)$$

$$\frac{\partial \omega_{N/I}^N}{\partial v^N} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{R\lambda + h} & 0 \\ -\frac{1}{R\lambda + h} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{\tan \phi}{R\lambda + h} & 0 \end{bmatrix} \quad (3.26b)$$

เมื่อ

$$\frac{\partial R}{\partial \phi} = \frac{ae^2 \sin \phi \cos \phi}{(1 - e^2 \sin^2 \phi)^{3/2}} \quad (3.27a)$$

$$\frac{\partial R}{\partial \phi} = \frac{3a(1 - e^2)e^2 \sin^2 \phi \cos \phi}{(1 - e^2 \sin^2 \phi)^{5/2}} \quad (3.28b)$$

และ $G \equiv \begin{bmatrix} -(I_{3 \times 3} - \hat{K}_g) & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & -A_B^N(\hat{q})(I_{3 \times 3} - \hat{K}_g) & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (3.31b)$

เมื่อ $F_{11} = -\left[(I_{3 \times 3} - \hat{K}_g) (\tilde{\omega}_{B/I}^B - \hat{\beta}_g) \times \right], \quad F_{12} = -A_N^B(\hat{q}) \frac{\partial \omega_{N/I}^N}{\partial p} \bigg|_{\hat{p}, \hat{v}^N} \quad (3.32a)$

$F_{13} = -A_N^B(\hat{q}) \frac{\partial \omega_{N/I}^N}{\partial v^N} \bigg|_{\hat{p}}, \quad F_{14} = -(I_{3 \times 3} - \hat{K}_g), \quad F_{16} = -(\tilde{\Omega}_{B/I}^B - \hat{B}_g) \quad (3.32b)$

$F_{22} = \frac{\partial \dot{p}}{\partial \dot{p}} \bigg|_{\hat{p}, \hat{v}^N}, \quad F_{23} = \frac{\partial \dot{p}}{\partial v^N} \bigg|_{\hat{p}} \quad (3.32c)$

$F_{31} = -A_B^N(\hat{q}) [\hat{a}^B \times], \quad F_{32} = \frac{\partial \dot{v}^N}{\partial p} \bigg|_{\hat{p}, \hat{v}^N} \quad (3.32d)$

$F_{35} = -A_B^N(\hat{q})(I_{3 \times 3} - \hat{K}_a), F_{37} = -A_B^N(\hat{q})(\tilde{A}^B - \hat{B}_a) \quad (3.32e)$

ซึ่ง $\tilde{A}^B$ เป็นเมตริกซีในแนวทแยงมุมขององค์ประกอบจาก $\tilde{a}^B$ และ $\hat{B}_a$ เป็นเมตริกซ์ทแยงมุมขององค์ประกอบจาก $\hat{\beta}_a$ อนุพันธ์ของตำแหน่งนั้นสามารถแสดงได้ดังนี้

$$\frac{\partial \dot{p}}{\partial p} = \begin{bmatrix} -\frac{v_N}{(R\phi+h)^2} \frac{\partial R\phi}{\partial \phi} & 0 & -\frac{v_N}{(R\phi+h)^2} \\ -\frac{v_E \sec \phi}{(R\lambda+h)^2} \frac{\partial R\lambda}{\partial \phi} + \frac{v_E \sec \phi \tan \phi}{R\lambda+h} & 0 & -\frac{v_E \sec \phi}{(R\lambda+h)^2} \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.33a)$$

$$\frac{\partial \dot{p}}{\partial v^N} = \begin{bmatrix} \frac{1}{R\phi+h} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\sec \phi}{R\lambda+h} & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (3.33b)$$

และอนุพันธ์ของความเร็วจะได้ดังนี้

$$\frac{\partial \dot{v}^N}{\partial p} = \begin{bmatrix} Y_{11} & 0 & Y_{13} \\ Y_{21} & 0 & Y_{23} \\ Y_{31} & 0 & Y_{33} \end{bmatrix}, \quad \frac{\partial \dot{v}^N}{\partial v^N} = \begin{bmatrix} Z_{11} & Z_{12} & Z_{1\partial} \\ Z_{21} & Z_{22} & Z_{23} \\ Z_{31} & Z_{32} & 0 \end{bmatrix} \quad (3.34)$$

โดย $Y_{11} = -\frac{v_E^2 \sec^2 \phi}{R\lambda+h} + \frac{v_E^2 \tan \phi}{(R\lambda+h)^2} \frac{\partial R\lambda}{\partial \phi} - 2\omega^{v_E \cos \phi} - \frac{v_N v_D}{(R\phi+h)\partial} \frac{\partial R\phi}{\partial \phi}$ (3.35a)

$$Y_{13} = \frac{v_E^2 \tan \phi}{(R\lambda+h)^2} - \frac{v_N v_D}{(R\phi+h)^2} \quad (3.35b)$$

$$Y_{21} = \frac{v_E v_N \sec^2 \phi}{R\lambda+h} - \frac{v_E v_N \tan \phi}{(R\lambda+h)^2} \frac{\partial R\lambda}{\partial \phi} - 2\omega_{e^{v_E \cos \phi}} - \frac{v_E v_N}{(R\lambda+h)^2} \frac{\partial R\lambda}{\partial \phi} - 2\omega_{e^v \partial \sin \phi} \quad (3.35c)$$

$$Y_{23} = -v_E \left[\frac{v_N \tan \phi + v_D}{(R_\lambda + h)^2} \right] \quad (3.35d)$$

$$Y_{31} = \frac{v_E^2}{(R_\lambda + h)^2} \frac{\partial R_\lambda}{\partial \phi} + \frac{v_N^2}{(R_\lambda + h)^2} \frac{\partial R_\phi}{\partial \phi} - 2\omega_e v_D \sin \phi + \frac{\partial g}{\partial h} \quad (3.35e)$$

$$Y_{33} = \frac{v_E^2}{(R_\lambda + h)^2} + \frac{v_N^2}{(R_\lambda + h)^2} + \frac{\partial g}{\partial h} \quad (3.35f)$$

และ

$$Z_{11} = \frac{v_D}{R_\phi + h}, \quad Z_{12} = -\frac{2v_E \tan \phi}{R_\lambda + h} + 2\omega_e \sin \phi, \quad Z_{13} = \frac{v_N}{R_\phi + h} \quad (3.36a)$$

$$Z_{21} = \frac{v_E \tan \phi}{R_\lambda + h} + 2\omega_e \sin \phi, \quad Z_{22} = \frac{v_D + v_N \tan \phi}{R_\lambda + h}, \quad Z_{23} = \frac{v_E}{R_\lambda + h} + 2\omega_e \cos \phi \quad (3.36b)$$

$$Z_{31} = \frac{2v_N}{R_\phi + h}, \quad Z_{32} = -\frac{2v_E}{R_\lambda + h} - 2\omega_e \cos \phi \quad (3.36c)$$

และ

$$\frac{\partial g}{\partial \phi} = 9.780327 \left[1.06048 \times 10^{-2} - 4.64 \times 10^{-5} (\sin \phi \cos^3 \phi - \sin^3 \phi \cos \phi) \right] + 8.8 \times 10^{-9} h \sin \phi \cos \phi \quad (3.37a)$$

$$\frac{\partial g}{\partial h} = -3.0877 \times 10^{-6} + 4.4 \times 10^{-9} \sin^2 \phi + 1.44 \times 10^{-13} h \quad (3.37b)$$

ขั้นตอนวิธีการประมาณค่าด้วย GPS/IMU ได้ถูกสรุปไว้ในตาราง 3.4 โดยมีข้อสังเกตว่า $f_p(\hat{p}, \hat{v}^N)$ จะอธิบายด้วยสมการ (3.20c)-(3.20e) และ $f_v(\hat{p}, \hat{v}^N)$ จะอธิบายด้วยสมการ (3.20f)-(3.20h) และ ค่าตำแหน่งที่วัดได้นั้นจะเป็นกระบวนการที่มีสัญญาณรบกวนดังสมการด้านล่างนี้

$$\tilde{p}_k = p_k + v_k \quad (3.38)$$

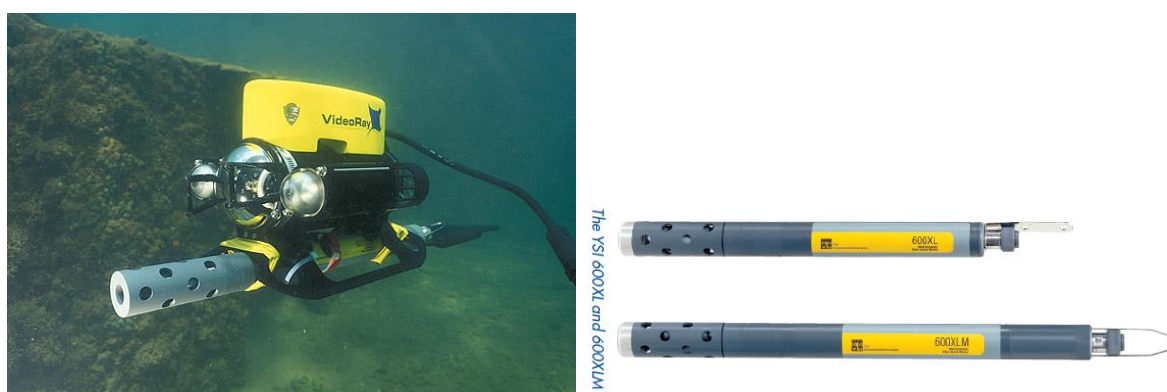
โดยที่ v_k เป็นกระบวนการของสัญญาณรบกวนแบบ Gaussian white-noise ที่มีค่าเฉลี่ยเป็นศูนย์ ที่มีความแปรปรวน (covariance) ในรูปเมตริกซ์ R_k

ตารางที่ 3.4 การประมาณค่าด้วย Extended Kalman Filter ที่บูรณาการสัญญาณ GPS และ IMU เข้าด้วยกัน

Initialize	$\hat{x}(t_0) = \hat{x}_0$ $P(t_0) = P_0$
Gain	$K_k = P_k^- H_k^T [H_k P_k^- H_k^T + R_k]^{-1}$ $H_k = [0_{3 \times 3} \quad I_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 3} \quad 0_{3 \times 3}]$
Update	$P_k^+ = [I - K_k H_k] P_k^-$ $\Delta \hat{x}_k^+ = K_k [\tilde{p}_k - \tilde{p}_k^-]$ $\hat{q}_k^+ = \hat{q}_k^- + \frac{1}{2} \Xi(\hat{q}_k^-) \delta \hat{\alpha}_k^+$ $\hat{p}_k^+ = \hat{p}_k^- + \Delta \hat{p}_k^+$ $\hat{v}_k^{N+} = \hat{v}_k^{N-} + \Delta \hat{v}_k^{N+}$ $\hat{\beta}_{gk}^+ = \hat{\beta}_{gk}^- + \Delta \hat{\beta}_{gk}^+$ $\hat{\beta}_{ak}^+ = \hat{\beta}_{ak}^- + \Delta \hat{\beta}_{ak}^+$ $\hat{k}_{gk}^+ = \hat{k}_{gk}^- + \Delta \hat{k}_{gk}^+$ $\hat{k}_{ak}^+ = \hat{k}_{ak}^- + \Delta \hat{k}_{ak}^+$
Propagation	$\hat{\omega}_{B/N}^B = (I_{3 \times 3} - K_g) (\hat{\omega}_{B/I}^B - \hat{\beta}_g) - A_N^B(\hat{q}) \omega_{N/I}^N$ $\hat{q} = \frac{1}{2} \Xi(\hat{q}) \hat{\omega}_{B/N}^B$ $\hat{a}^B = (I_{3 \times 3} - \hat{K}_a) (\tilde{a}^B - \hat{\beta}_a)$ $\dot{\hat{p}} = f_p(\hat{p}, \hat{v}^N)$ $\dot{\hat{v}}^N = f_v(\hat{p}, \hat{v}^N) + \hat{a}^N$ $\dot{P} = FP + PF^T + GQG^T$

3.4) การประยุกต์ใช้เครื่องมือวัดคุณภาพน้ำกับหุ่นยนต์ประเภทต่างๆ

บริษัท YSI มีเทคโนโลยีการวัดค่าออกซิเจนที่ละลายในน้ำได้โดยไม่ต้องขึ้นอยู่กับการไหล หัววัดของ YSI สามารถวัดค่าพารามิเตอร์ DO ได้แม้ว่าผู้ใช้อาจจะไม่ได้แกว่งหัววัด อย่างไรก็ตามบริษัท YSI แนะนำว่าการแกว่งหัววัดก่อนอ่านค่าจะช่วยให้หัววัดสามารถตอบสนองต่อค่าพารามิเตอร์ในสิ่งแวดล้อมได้เร็วขึ้นส่งผลถึงความแม่นยำในการวัดค่า DO เทคโนโลยีหัววัดของ YSI มีความเหมาะสมกับการติดตั้งบนตัวหุ่นยนต์เรือหรือหุ่นยนต์ดำน้ำเนื่องจากไม่มีความจำเป็นต้องแกว่งหัววัดก่อนวัดค่า เหตุผลอีกประการหนึ่งที่สนับสนุนการติดตั้งหัววัด DO บนตัวหุ่นยนต์คือในการวัดค่าในแต่ละจุดนั้นหุ่นยนต์ต้องเคลื่อนที่จากจุดปัจจุบันไปสู่จุดเป้าหมายซึ่งทำให้หัววัดผ่านการไหลของน้ำอยู่แล้วในขณะที่หุ่นยนต์เคลื่อนที่ทำให้ค่าที่วัดมีความเชื่อถือได้มากยิ่งขึ้น ดังแสดงในรูปที่ 3.5



รูปที่ 3.5 การติดตั้งหัววัดคุณภาพน้ำของ YSI ที่ติดตั้งไปกับหุ่นยนต์ใต้น้ำ (ซ่าย) และ หัววัดคุณภาพน้ำของ YSI สองรุ่น(ขวา) [<http://www.ysi.com/parametersdetail.php?Dissolved-Oxygen-1>

]

การใช้หัวตรวจวัดคุณภาพน้ำร่วมกับหุ่นยนต์ใต้น้ำมีข้อดีใหม่และสามารถทำได้อย่างมีประสิทธิภาพ ซึ่งสามารถเห็นได้จากสองตัวอย่างนี้ ในตัวอย่างแรก นักวิทยาศาสตร์ของ National Park Service, Department of Interior (NPS) ประเทศสหรัฐอเมริกา ใช้หัววัดคุณภาพน้ำชนิดหลายหัวรุ่น YSI 600XLM Multiparameter head ในการวัดค่าพารามิเตอร์สิ่งแวดล้อมภายในตัวเรือรบ USS Arizona โดยติดหัววัดไว้กับหุ่นยนต์ดำน้ำขนาดเล็กหรือ ROV พารามิเตอร์ที่วัดได้มีดังนี้คือ ค่า pH อุณหภูมิ ค่าความเค็ม ค่าการละลายของออกซิเจน (DO) ค่าการนำไฟฟ้า (Conductivity) ค่า Oxygen reduction potential เป็นต้น และอีกตัวอย่างหนึ่งของการใช้หุ่นยนต์ควบคู่กับหัวอ่านแบบหลายพารามิเตอร์คือหุ่นยนต์ของบริษัท Bluefin Robotics ดังแสดงในรูปที่ 4 มีสมรรถนะสูงสามารถขับเคลื่อนที่ผิวน้ำหรือสามารถดำน้ำได้ลึก 200 เมตรและสามารถขับเคลื่อนสู่จุดหมายได้ด้วยตัวเองโดยไม่ต้องใช้คนบังคับ เมื่อติดตั้งหัววัดพารามิเตอร์สิ่งแวดล้อมเช่น YSI 6560 CT Probe หรือ YSI 6136D Turbidity Probe จะช่วยให้นักวิจัยสามารถทราบถึงค่าพารามิเตอร์ที่ต้องการได้



รูปที่ 3.6 หุ่นยนต์ใต้น้ำจากบริษัท ที่ได้ติดตั้งหัววัดพารามิเตอร์ทางสิ่งแวดล้อมของ YSI

[<http://www.bluefinrobotics.com/products/bluefin-9/>]