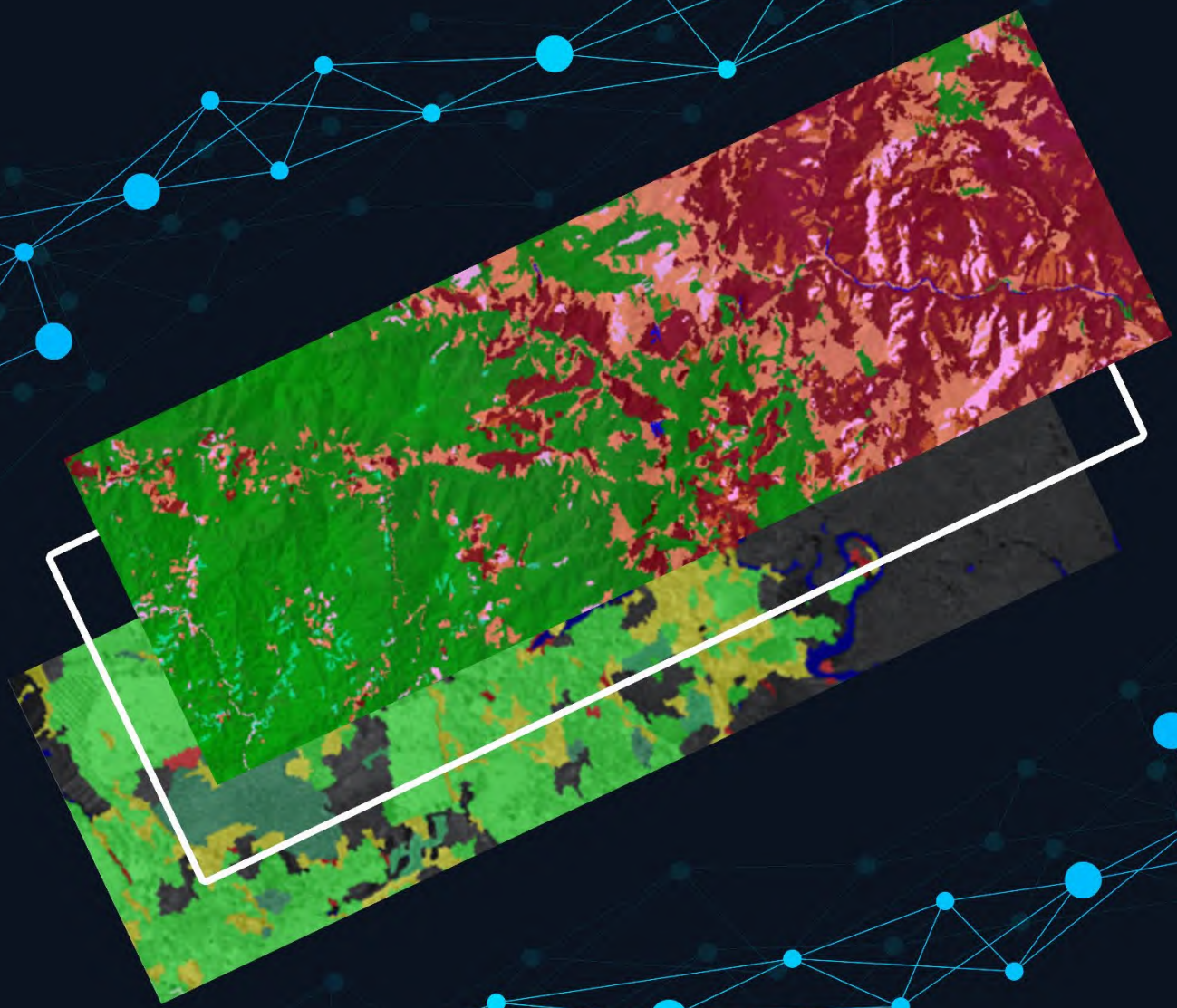
BEYOND PIXELS WITH OBIA

การวิเคราะห์ภาพเชิงวัตถุ
และการประยุกต์ใช้



ชนิดา สุวรรณประสิทธิ์

BEYOND PIXELS WITH OBIA

การวิเคราะห์ภาพเชิงวัตถุและการประยุกต์ใช้

ชนิดา สุวรรณประสิทธิ์

BEYOND PIXELS WITH OBIA

การวิเคราะห์ภาพเชิงวัตถุและการประยุกต์ใช้

ผู้เขียน ชนิดา สุวรรณประสิทธิ์

ออกแบบปกและรูปเล่ม นภัสสร ดุแฮ

ประสานงานการผลิต ณัฐินี สัสดี

จัดพิมพ์โดย คณะสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
239 ถนนห้วยแก้ว ตำบลสุเทพ อำเภอเมือง จังหวัดเชียงใหม่ 50200

พิมพ์ ธันวาคม 2568

รูปแบบการพิมพ์ หนังสืออิเล็กทรอนิกส์ (e-book)

ข้อมูลทางบรรณานุกรมของหอสมุดแห่งชาติ

National Library of Thailand Cataloging in Publication Data

ชนิดา สุวรรณประสิทธิ์ .
BEYOND PIXELS WITH OBIA การวิเคราะห์ภาพเชิงวัตถุและการประยุกต์ใช้.-- เชียงใหม่ : คณะสังคมศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่, 2568.
226 หน้า.

1. การโปรแกรมเชิงวัตถุ. 2. วิธีเชิงวัตถุ (วิทยาการคอมพิวเตอร์). I. ชื่อเรื่อง.

005.117
ISBN 978-616-620-075-1

คำนำ

หนังสือเรื่อง “**BEYOND PIXELS WITH OBIA การวิเคราะห์ภาพเชิงวัตถุและการประยุกต์ใช้**” เล่มนี้ จัดทำขึ้นเพื่อตอบสนองความต้องการของนักวิจัยและผู้ปฏิบัติงานที่เกี่ยวข้องกับการวิเคราะห์ข้อมูลภาพถ่ายจากการรับรู้จากระยะไกลและภูมิสารสนเทศ ด้วยแนวคิดของการวิเคราะห์เชิงวัตถุ (Object-Based Image Analysis: OBIA) ที่ได้รับการพัฒนาขึ้นเพื่อลดข้อจำกัดของการวิเคราะห์แบบจุดภาพ (Pixel) โดยเน้นการรวมกลุ่มจุดภาพที่มีคุณสมบัติร่วมกันเป็นวัตถุที่มีความหมาย ซึ่งช่วยเพิ่มความแม่นยำในการจำแนกและตีความข้อมูลภาพที่มีความซับซ้อนได้อย่างมีประสิทธิภาพ ในเล่มนี้ ผู้เขียนได้แบ่งเนื้อหาออกเป็น 7 บทหลัก โดยบทที่ 1 จะอธิบายถึงแนวคิดและพื้นฐานของการจำแนกเชิงวัตถุพร้อมเปรียบเทียบกับวิธีการจำแนกแบบจุดภาพ จากนั้นบทที่ 2 จะกล่าวถึงข้อมูลจากการรับรู้จากระยะไกลและขั้นตอนก่อนการประมวลผลภาพที่จำเป็น เช่น การปรับแก้เชิงรังสีและเรขาคณิต การสุ่มตัวอย่างและการต่อภาพ ซึ่งเป็นขั้นตอนสำคัญในการเตรียมข้อมูลสำหรับการวิเคราะห์ บทที่ 3 เน้นลงลึกในเทคนิคการแบ่งส่วนภาพ โดยนำเสนอขั้นตอนวิธี (Algorithm) ที่หลากหลาย ทั้งแบบใช้การตรวจจับขอบและแบบรวมกลุ่มจุดภาพตามความคล้ายคลึง ทั้งนี้เพื่อให้ผู้อ่านเข้าใจถึงข้อดีและข้อจำกัดของแต่ละเทคนิคในการแยกแยะวัตถุในภาพ จากนั้นบทที่ 4 จะได้กล่าวถึงวิธีการสกัดคุณลักษณะและเทคนิคการจำแนกข้อมูลโดยอาศัยคุณลักษณะเชิงคลื่นรูปร่าง และบริบทของวัตถุ ซึ่งมีการนำเสนอเทคนิค เช่น การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (PCA) และการคำนวณดัชนี เช่น NDVI ส่วนบทที่ 5 จะเน้นการประเมินความถูกต้องและตรวจสอบผลการจำแนกประเภท ผ่านการใช้ตารางเมทริกซ์ความสับสน (Confusion Matrix) ค่าแคปปา (Kappa) และตัวชี้วัดเชิงพื้นที่ต่าง ๆ เพื่อยืนยันความน่าเชื่อถือของผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์ด้วยการจำแนกเชิงวัตถุ บทที่ 6 จะได้กล่าวถึงตัวอย่างและกรณีศึกษาของการประยุกต์ใช้การจำแนกเชิงวัตถุ ในงานที่หลากหลาย เช่น การวิเคราะห์พื้นที่เกษตรกรรม การประเมินมวลชีวภาพและการกักเก็บคาร์บอน รวมถึงการทำแผนที่พื้นที่เผาไหม้ และบทสุดท้าย บทที่ 7 เป็นบทแบบฝึกปฏิบัติที่นำเสนอตัวอย่างการวิเคราะห์ภาพด้วย OBIA บนแพลตฟอร์ม Google Earth Engine (GEE) โดยแสดงให้เห็นถึงขั้นตอนเริ่มจากการโหลดและประมวลผลภาพถ่ายดาวเทียมเบื้องต้น เช่น Landsat 8 พร้อมทั้งแบ่งส่วนภาพด้วยขั้นตอนวิธีต่างๆ (SNIC, GMeans, KMeans และ seedGrid) พร้อมตัวอย่างการประยุกต์ในการจำแนกแหล่งน้ำเพื่อให้ผู้อ่านสามารถนำความรู้ที่ได้รับไปประยุกต์ใช้ในงานวิจัยและการวิเคราะห์เชิงพื้นที่ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

หนังสือเล่มนี้จึงเป็นการรวบรวมองค์ความรู้ทั้งในด้านทฤษฎีและการประยุกต์ใช้งานจริงของการจำแนกเชิงวัตถุ ตั้งแต่ขั้นตอนการเตรียมข้อมูล การแบ่งส่วน การสกัดคุณลักษณะและการจำแนกผล พร้อมทั้งการตรวจสอบความถูกต้องของผลลัพธ์ เพื่อสร้างความเข้าใจที่ครอบคลุมและเป็นประโยชน์ต่อผู้ที่สนใจในงานวิจัยและการวิเคราะห์ข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมในยุคที่ข้อมูลมีความซับซ้อนและมีความละเอียดสูงอย่างในปัจจุบัน ผู้เขียนหวังว่าหนังสือเล่มนี้จะเป็นแหล่งความรู้ และแนวทางในการพัฒนางานวิจัยด้านการวิเคราะห์เชิงวัตถุที่มีคุณภาพ และเป็นแรงบันดาลใจให้กับนักวิจัยและผู้ปฏิบัติงานในการใช้เทคโนโลยีและวิธีการใหม่ ๆ เพื่อนำไปสู่การพัฒนาที่ยั่งยืนในอนาคต

ชนิดา สุวรรณประสิทธิ์

ตุลาคม 2568

แด่ ครอบครัว

สารบัญ

	หน้า
บทที่ 1 แนวคิดการวิเคราะห์ภาพเชิงวัตถุเบื้องต้น	1
Introduction to Concept of Object-Based Image Analysis	
1.1 บทนำ	1
1.2 แนวคิดการวิเคราะห์ภาพเชิงวัตถุ	1
1.3 ความแตกต่างระหว่างการจำแนกภาพเชิงจุดภาพและการจำแนกภาพเชิงวัตถุ	4
1.4 วิวัฒนาการจำแนกเชิงวัตถุ	8
1.5 กระบวนการทำงานในในการจำแนกเชิงวัตถุ	10
1.6 สรุปท้ายบท	13
เอกสารอ้างอิง	13
บทที่ 2 ข้อมูลจากการรับรู้จากระยะไกลและกระบวนการก่อนการประมวลผลภาพ	16
Remote Sensing Data and Image Preprocessing	
2.1 บทนำ	16
2.2 การรับรู้จากระยะไกล	16
2.3 กระบวนการพื้นฐานก่อนการประมวลผลภาพ	38
2.4 การประมวลผลภาพขั้นสูง	64
2.5 สรุปท้ายบท	75
เอกสารอ้างอิง	75
บทที่ 3 เทคนิคการแบ่งส่วนภาพ	81
Image Segmentation Techniques	
3.1 บทนำ	81
3.2 ความสำคัญและหลักการเบื้องต้นการแบ่งส่วนภาพ	81
3.3 ขั้นตอนวิธีในการแบ่งส่วน	86
3.4 การประเมินและการเลือกวิธีการแบ่งส่วน	95
3.5 ความท้าทายของวิธีการจำแนกภาพเชิงวัตถุ	105
3.6 การแบ่งส่วนภาพแบบหลายระดับ	110

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
3.7 วิธีการกำหนดพารามิเตอร์สำหรับการแบ่งส่วนภาพด้วยวิธีกำกับดูแลและไม่กำกับดูแล	112
3.8 ผลกระทบด้านคุณภาพของการแบ่งส่วนต่อผลการวิเคราะห์เชิงวัตถุ	116
3.9 สรุปท้ายบท	117
เอกสารอ้างอิง	118
บทที่ 4 วิธีการสกัดคุณลักษณะและการจำแนกในการวิเคราะห์เชิงวัตถุ	123
Feature extraction and image classification methods in OBIA	
4.1 บทนำ	123
4.2 ภาพรวมของเทคนิคการจำแนก	123
4.3 แนวคิดและพื้นฐานการสกัดคุณลักษณะ	127
4.4 การบูรณาการการเรียนรู้ของเครื่องและการเรียนรู้เชิงลึก	146
4.5 สรุปท้ายบท	154
เอกสารอ้างอิง	155
บทที่ 5 การประเมินความถูกต้องและการตรวจสอบความถูกต้อง	160
Accuracy Assessment and Validation	
5.1 บทนำ	160
5.2 วิธีการประเมินความถูกต้องในการวิเคราะห์เชิงภาพวัตถุ	160
5.3 การประเมินความถูกต้องของการจำแนกเชิงวัตถุ	162
5.4 ความสำคัญของการตรวจสอบความถูกต้องและตรวจสอบจากข้อมูลสนาม	174
5.5 ตัวอย่างการประเมินความถูกต้องและการตรวจสอบความถูกต้อง	175
5.6 สรุปท้ายบท	179
เอกสารอ้างอิง	180

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
บทที่ 6 การประยุกต์การวิเคราะห์ภาพเชิงวัตถุ	183
OBIA Applications	
6.1 บทนำ	183
6.2 กรณีศึกษาที่ 1: Extraction of complex plantations from VHR imagery using OBIA techniques (Suwanprasit et al., 2015)	184
6.3 กรณีศึกษาที่ 2: Mapping burned areas in Thailand using Sentinel-2 imagery and OBIA techniques (Suwanprasit & Shahnawaz, 2024)	187
6.4 กรณีศึกษาที่ 3: Assessment of Post-Harvest Rice Crop Biomass and Carbon Stock using Remote Sensing Data in Google Earth Engine (Khamnoi et al., 2024)	191
6.5 การประยุกต์ใช้ OBIA กับงานด้านอื่นๆ	194
6.6 แนวโน้มและความท้าทายในอนาคตในการวิเคราะห์เชิงวัตถุ	195
6.7 สรุปท้ายบท	197
เอกสารอ้างอิง	198
บทที่ 7 แบบฝึกปฏิบัติการแบ่งส่วนของภาพบน GEE platform	202
Practical exercise on Image segmentation using the GEE platform	
7.1 บทนำ	202
7.2 ทำความเข้าใจ Google Earth Engine (GEE)	202
7.3 การดาวน์โหลดภาพ Landsat 8 บน Google Earth Engine	203
7.4 การแบ่งส่วนภาพบน GEE โดยใช้ภาพ Landsat 8	204
7.5 ขั้นตอนหลังการแบ่งส่วนภาพ	213
7.6 กรณีศึกษาการจำแนกพื้นที่แหล่งน้ำในจังหวัดเชียงใหม่ โดยใช้ SNIC Segmentation ร่วมกับดัชนี NDWI เพื่อแยกแหล่งน้ำออกจากพื้นดินทั่วไป	214
7.7 บทสรุปท้ายบท	222

สารบัญ (ต่อ)

	หน้า
ดัชนี (Index)	223

สารบัญตาราง

หน้า

ตารางที่ 1.1 ตารางสรุปเปรียบเทียบข้อดี ข้อจำกัด และลักษณะสำคัญของการจำแนกเชิงจุดภาพและการจำแนกภาพเชิงวัตถุ 7

ตารางที่ 2.1 คุณลักษณะของดาวเทียม Landsat 1-9 28

ตารางที่ 2.2 วิวัฒนาการดาวเทียม Landsat 1-9 28

ตารางที่ 2.3 คุณลักษณะของดาวเทียม Sentinel 29

ตารางที่ 2.4 วิวัฒนาการและการใช้งานดาวเทียม Sentinel 1-6 32

ตารางที่ 2.5 คุณลักษณะของแบนด์ดาวเทียม SPOT 1-7 33

ตารางที่ 2.6 ดาวเทียม SPOT 1-7 35

ตารางที่ 2.7 ดาวเทียมรายละเอียดสูง 36

ตารางที่ 2.8 สรุปวิวัฒนาการและการใช้งานดาวเทียมสำรวจโลกเชิงพาณิชย์รุ่นสำคัญ 36

ตารางที่ 2.9 ความแตกต่างระหว่าง High Pass Filter และ Low Pass Filter 69

ตารางที่ 3.1 ซอฟต์แวร์ที่นิยมใช้สำหรับวิธีการแบ่งส่วนภาพ 104

ตารางที่ 3.2 สรุปความแตกต่างของการปรับต่างพารามิเตอร์สำหรับการแบ่งส่วนภาพ 108

ตารางที่ 5.1 การประเมินความถูกต้องของการแบ่งส่วนภาพที่นิยมใช้ 11 วิธี 172

ตารางที่ 5.2 การจำกัดความและการตีความของมาตรวัดเชิงพื้นที่สำหรับประเมินความถูกต้องในการสกัดวัตถุ 177

สารบัญรูป

	หน้า
รูปที่ 1.1 ความแตกต่างระหว่างวิธีการจำแนกตัวอย่างประเภทพืชพรรณ (ก) วิธีการแปลด้วยสายตา (ข) วิธีการจำแนกเชิงจุดภาพ (ค) วิธีการจำแนกเชิงวัตถุ	3
รูปที่ 1.2 ภาพรวมความแตกต่างของ (ก) การจำแนกเชิงจุดภาพและ (ข) การจำแนกเชิงวัตถุ	6
รูปที่ 1.3 แนวคิดกระบวนการทำงานในการจำแนกเชิงวัตถุ	10
รูปที่ 2.1 ระบบการรับรู้จากระยะไกล	17
รูปที่ 2.2 ความสัมพันธ์ระหว่างพลังงาน ความยาว และความถี่ของคลื่น	18
รูปที่ 2.3 ลักษณะของลายเซ็นเชิงคลื่น	20
รูปที่ 2.4 ประเภทดาวเทียมสำหรับการรับรู้จากระยะไกล	21
รูปที่ 2.5 กระบวนการพื้นฐานในก่อนการประมวลผลภาพถ่ายดาวเทียม Landsat	39
รูปที่ 2.6 กระบวนการก่อนการประมวลผลภาพสำหรับการประมวลผลภาพจากดาวเทียม Landsat (ก) กระบวนการก่อนการประมวลผลภาพทั่วไปสำหรับข้อมูลในช่วงคลื่นตามองเห็นและอินฟาเรดคลื่นสั้น (VIS-SWIR) (โดยเส้นปะใช้กับข้อมูล เช่น Land Surface Reflectance และ Landsat Climate Data Record (CDR) และเส้นตรง ใช้กับข้อมูล Landsat Level-1) และ (ข) กระบวนการก่อนการประมวลผลภาพทั่วไปสำหรับข้อมูลความร้อน (Thermal)	40
รูปที่ 2.7 ภาพถ่ายดาวเทียม Sentinel-2 วันที่ 3 เมษายน 2567 ผสมสีจริง เปรียบเทียบระหว่าง (ก) ข้อมูล Level-1C TOA ก่อนการปรับแก้ผลจากชั้นบรรยากาศ และ (ข) ข้อมูล Level-2A SR หลังปรับด้วย Sen2Cor	45
รูปที่ 2.8 รูปแบบการแปลงทางเรขาคณิต	48
รูปที่ 2.9 เปรียบเทียบหลักการการสุ่มตัวอย่างซ้ำระหว่าง Nearest neighbour Bilinear interpolation และ Cubic convolution	52
รูปที่ 2.10 การเปรียบเทียบผลการสุ่มตัวอย่างซ้ำจากภาพถ่ายดาวเทียม Landsat 7 ด้วยวิธีต่างๆ (ก) ภาพต้นฉบับ (ข) การขยายภาพด้วยวิธี Nearest Neighbour (ค) Bilinear Convolution และ (ง) Cubic Convolution	53

สารบัญรูป

	หน้า
รูปที่ 2.11 การจำแนกวิธีการต่อภาพจากขอบเขตของการซ้อนทับของภาพ	57
รูปที่ 2.12 ตัวอย่างภาพ Landsat-7 ETM+ สีผสมจริง: RGB(3, 2, 1) (ก) ข้อมูลที่เกิดปัญหาข้อมูลที่มีช่องว่าง (ข) ข้อมูลหลังจากทำการเติมเต็มช่องว่างของข้อมูล	58
รูปที่ 2.13 แผนภาพกระบวนการตัดสินใจสำหรับการเลือกประเภทข้อมูลเชิงคลื่นที่เหมาะสม	62
รูปที่ 2.14 การกรองภาพโดยใช้ตัวดำเนินการเพื่อนบ้าน	65
รูปที่ 2.15 กระบวนการทำงานของการเคลื่อนที่ของหน้าต่าง	66
รูปที่ 2.16 ตัวอย่างข้อมูล Sentinel-2 แบนด์อินฟาเรดใกล้ (ก) ภาพต้นฉบับ (ข) ภาพเมื่อผ่านตัวกรอง Sobel Edge detector High pass ขนาด 3 x 3 จุดภาพ	71
รูปที่ 2.17 ตัวอย่างข้อมูล Sentinel-2 แบนด์อินฟาเรดใกล้ (ก) ภาพต้นฉบับ (ข) ภาพเมื่อผ่านตัวกรอง Average low pass 3x3 filtering ขนาด 3 x 3 จุดภาพ (ค) ภาพเมื่อผ่านตัวกรอง Prewitt Edge detector High pass 3x3 filtering ขนาด 3 x 3 จุดภาพ (ง) ภาพเมื่อผ่านตัวกรอง Edge sharpening High pass ขนาด 3 x 3 จุดภาพ	73
รูปที่ 3.1 ขั้นตอนการแบ่งส่วนภาพ	82
รูปที่ 3.2 ประเภทการแบ่งส่วนภาพ	87
รูปที่ 3.3 การแบ่งส่วนและการรวมกลุ่ม	93
รูปที่ 3.4 วิธีการปรับแต่งพารามิเตอร์ในการแบ่งส่วนภาพ	99
รูปที่ 3.5 ผลการปรับแก้ Scale Shapeness และ Compactness	103
รูปที่ 4.1 ตัวอย่างของกระบวนการประมวลผลภาพและการจดจำรูปแบบสำหรับการติดตามสิ่งแวดล้อม	126
รูปที่ 4.2 การสกัดเมฆบนภาพ Sentinel -2 ด้วยขั้นตอนวิธี s2cloudless บน Google Earth Engine (ก) ภาพต้นฉบับ RGB(Red, Geen, Blue) (ข) เมฆที่สกัดได้	129
รูปที่ 4.3 การวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (ก) ภาพดาวเทียม Landsat 7 ETM+ สีผสมจริง (ข) องค์ประกอบแรก (ค) องค์ประกอบที่ 2 (ง) องค์ประกอบที่ 3	131

สารบัญรูป

	หน้า
รูปที่ 4.4 ตัวอย่างข้อมูล NDVI ที่คำนวณจากข้อมูล Landsat-5 TM โดยใช้ช่วงคลื่นสีแดงและช่วงคลื่นอินฟาเรดใกล้	132
รูปที่ 4.5 ขั้นตอนที่สำคัญของการจำแนกแบบกำกับดูแล	135
รูปที่ 4.6 ตัวอย่างประเภทการสกัดคุณลักษณะแบบกำกับดูแลและไม่กำกับดูแล	135
รูปที่ 4.7 แนวคิดการจำแนกด้วยวิธีความน่าจะเป็นสูงสุด	136
รูปที่ 4.8 ตัวอย่างการจำแนกด้วย SVM แบบเชิงเส้น	139
รูปที่ 4.9 ผังแนวคิดการตัดสินใจด้วยวิธีต้นไม้ตัดสินใจ	140
รูปที่ 4.10 ตัวอย่างสถาปัตยกรรมการทำงานของโครงข่ายประสาทแบบคอนโวลูชัน	142
รูปที่ 4.11 ผังการทำงานของการจำแนกแบบป่าสุ่ม	144
รูปที่ 4.12 แนวคิดการจำแนกข้อมูลด้วยวิธี K-means	145
รูปที่ 4.13 โครงสร้างอย่างง่ายของเครือข่าย U-Net	148
รูปที่ 4.14 โครงสร้างอย่างง่ายของเครือข่าย SegNet	150
รูปที่ 4.15 โครงสร้างอย่างง่ายของ DeepLab และ DeepLabV3+	151
รูปที่ 4.16 โครงสร้าง DeepLabV3+	151
รูปที่ 4.17 โครงสร้างอย่างง่ายของเครือข่าย FCN	153
รูปที่ 4.18 กระบวนการทำงานของ SAM	154
รูปที่ 5.1 ผลกระทบที่เกิดขึ้นจากการเลือกใช้พื้นที่ศึกษาต่อการประเมินการวิเคราะห์ภาพเชิงวัตถุ (ก) กรณีพื้นที่ศึกษาที่มีขนาดใหญ่ (ข) กรณีพื้นที่ศึกษาขนาดเล็ก	164
รูปที่ 5.2 ปัญหาหลักที่เกิดขึ้นในการจำแนกข้อมูลภาพในงานการรับรู้จากระยะไกล	170
รูปที่ 5.3 ผลลัพธ์การสกัดอาคาร (ก) ภาพสำรวจระยะไกล (ข) ข้อมูลอ้างอิง (ค) ผลลัพธ์การสกัด และ (ง) การเปรียบเทียบผลลัพธ์การสกัดกับข้อมูลอ้างอิง	176
รูปที่ 6.1 กรอบแนวคิดการวิจัย	185
รูปที่ 6.2 ผลการจำแนกพื้นที่การปลูกสวนผสม	186
รูปที่ 6.3 กรอบแนวคิดการทำวิจัย	189
รูปที่ 6.4 ผลการจำแนกพื้นที่เผาไหม้ด้วยเทคนิคการจำแนกเชิงวัตถุ	190
รูปที่ 6.5 กรอบแนวคิด	193

สารบัญรูป

	หน้า
รูปที่ 6.6 ผลการศึกษา (ก) ปริมาณมวลชีวภาพแห้งเหนือพื้นดิน (ข) ปริมาณคาร์บอน	193
รูปที่ 7.1 ผลลัพธ์ที่ได้จากการรันโคดโหลดข้อมูลภาพดาวเทียม Landsat 8	204
รูปที่ 7.2 ผลการรันการแบ่งส่วนของภาพด้วย SNIC บน GEE	207
รูปที่ 7.3 ผลการรันการแบ่งส่วนของภาพด้วย GMeans บน GEE	209
รูปที่ 7.4 ผลการรันการแบ่งส่วนของภาพด้วย KMeans บน GEE	211
รูปที่ 7.5 ผลการรันการแบ่งส่วนของภาพด้วย seedGrid บน GEE	213
รูปที่ 7.6 ผลลัพธ์การจำแนกแหล่งน้ำโดยใช้ SNIC (ก) ภาพ Sentinel-2 (ข) ดัชนี NDWI (ค) ผลการแบ่งส่วนภาพ (ง) ผลลัพธ์การจำแนกแหล่งน้ำ	221

แนวคิดการวิเคราะห์ภาพเชิงวัตถุเบื้องต้น
Introduction to Concept of Object-Based Image Analysis

1

1.1 บทนำ

การวิเคราะห์ข้อมูลภาพถ่ายจากระยะไกลเป็นเครื่องมือสำคัญในการศึกษาพื้นผิวโลกและสิ่งแวดล้อม โดยเฉพาะอย่างยิ่งในยุคของข้อมูลดาวเทียมความละเอียดสูงที่เพิ่มขึ้นอย่างรวดเร็ว การวิเคราะห์ภาพเชิงวัตถุ (Object-Based Image Analysis: OBIA) ได้เข้ามามีบทบาทสำคัญในฐานะวิธีการที่ช่วยแก้ไขข้อจำกัดของการวิเคราะห์แบบเดิมที่ใช้จุดภาพ (Pixel) เป็นหน่วยพื้นฐาน บทนี้จะเริ่มต้นด้วยการอธิบาย แนวคิดการวิเคราะห์ภาพเชิงวัตถุ ซึ่งมุ่งเน้นการรวมกลุ่มจุดภาพที่มีคุณสมบัติร่วมกันเพื่อสร้างเป็นหน่วยวัตถุที่มีความหมาย ตามมาด้วยการเปรียบเทียบความแตกต่างระหว่างการจำแนกเชิงจุดภาพและการจำแนกเชิงวัตถุ ที่แสดงถึงข้อดีและข้อจำกัดของทั้งสองวิธี จากนั้นจะกล่าวถึง วิวัฒนาการของการจำแนกเชิงวัตถุ ตั้งแต่จุดเริ่มต้นในยุคแรกจนถึงการพัฒนาระบบซอฟต์แวร์ที่ทันสมัย การจำแนกเชิงวัตถุได้กลายเป็นเครื่องมือทรงพลังในงานวิจัย ด้วยความสามารถในการเพิ่มความแม่นยำในการจำแนกประเภทวัตถุ รองรับข้อมูลภาพถ่ายความละเอียดสูง รวมทั้งสามารถผสมผสานข้อมูลจากแหล่งต่าง ๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ นอกจากนี้ การจำแนกเชิงวัตถุยังช่วยยกระดับการวิเคราะห์ข้อมูลภูมิสารสนเทศให้มีความลึกซึ้งและครอบคลุมมากยิ่งขึ้น โดยบทสรุปนี้จะปิดท้ายด้วยการอธิบายกระบวนการทำงานของการจำแนกเชิงวัตถุอย่างละเอียด ครอบคลุมตั้งแต่การแบ่งส่วนภาพไปจนถึงการสร้างคุณลักษณะและการจำแนกประเภท โดยบทนี้มุ่งหวังให้ผู้อ่านมีความเข้าใจเบื้องต้นเกี่ยวกับการจำแนกเชิงวัตถุ และเห็นถึงความสำคัญของเทคนิคนี้ในการวิเคราะห์ข้อมูลภาพที่ซับซ้อน พร้อมทั้งเตรียมความพร้อมสำหรับการศึกษาเนื้อหาในบทถัดไป

1.2 แนวคิดการวิเคราะห์ภาพเชิงวัตถุ

เทคนิคการวิเคราะห์ข้อมูลภาพทางวัตถุภูมิศาสตร์ (Geographic Object-Based Image Analysis: GEOBIA) คือแนวทางการวิเคราะห์และสกัดข้อมูลจากภาพถ่ายดาวเทียม ภาพถ่ายทางอากาศ หรือภาพจากอากาศยานไร้คนขับ โดยให้ความสำคัญกับ “วัตถุภาพ” (Image-objects) มากกว่าการวิเคราะห์แยกแต่ละจุดภาพ (Lang, 2008) ในการวิเคราะห์ข้อมูลภาพทางวัตถุภูมิศาสตร์จะใช้การแบ่งส่วนภาพ (Image segmentation) เป็นจุดเริ่มต้น โดยจัดกลุ่มจุดภาพที่มีคุณสมบัติคล้ายคลึงกันในด้านสเปกตรัม (Spectrum) สี (Color) รูปร่าง (Shape) โครงสร้างเชิงพื้นที่ (Spatial structure) และลำดับชั้นภาพ (Hierarchical levels) ให้รวมกันเป็นวัตถุที่มี "ความหมาย" ในเชิงภูมิศาสตร์และตรงกับสิ่งที่ปรากฏจริงบนพื้นผิวโลก เมื่อได้หน่วยวัตถุแล้ว จะนำไปวิเคราะห์

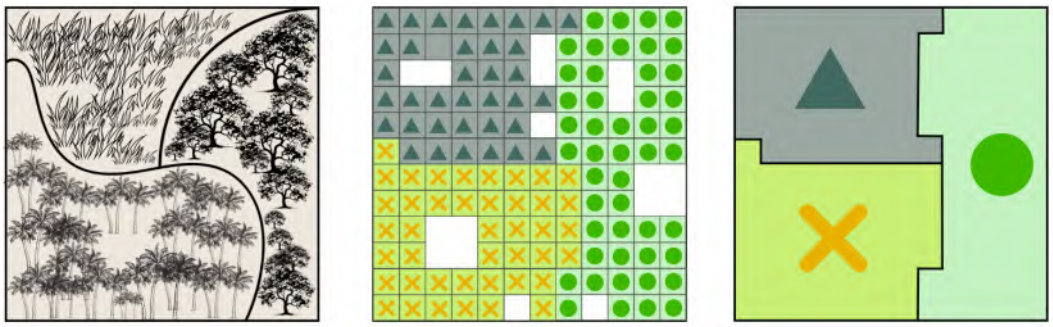
คุณลักษณะเชิงคลื่น (Spectral properties) เชิงรูปทรง (Geometry) เชิงบริบท (Contextual attributes) และเชิงโครงสร้าง เพื่อจำแนกประเภทหรือสกัดข้อมูลภูมิสารสนเทศที่ใช้งานได้จริง ตัวอย่างการใช้งานเช่น การจำแนกพื้นที่เกษตร การติดตามการเปลี่ยนแปลงภูมิประเทศ หรือการประเมินความเสียหายจากภัยพิบัติ

วัตถุที่สนใจในที่นี้หมายถึงกลุ่มพื้นที่หรือสิ่งที่มีลักษณะเฉพาะและมีความสำคัญทางภูมิศาสตร์ เช่น พื้นที่ใช้ประโยชน์ที่ดินประเภทต่าง ๆ ได้แก่ พื้นที่เกษตรกรรม ป่าไม้ ชุมชนเมืองหรือชุมชนที่อยู่อาศัย แหล่งน้ำอย่างแม่น้ำและทะเลสาบ รวมถึงโครงสร้างสิ่งก่อสร้าง เช่น อาคาร ถนน หรือเขื่อน โดยวัตถุเหล่านี้จะถูกแยกออกจากกันอย่างชัดเจนผ่านกระบวนการแบ่งส่วนภาพ เพื่อให้การวิเคราะห์และจำแนกประเภทข้อมูลภูมิสารสนเทศมีความแม่นยำและมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น

ด้วยวิธีนี้ วัตถุที่สนใจจึงไม่ใช่เพียงแค่จุดภาพเดี่ยว ๆ แต่เป็นกลุ่มของจุดภาพที่รวมตัวกันอย่างสัมพันธ์กันและสะท้อนลักษณะเฉพาะของสิ่งที่ปรากฏบนพื้นผิวโลกจริง ช่วยให้งานวิจัยด้านการรับรู้จากระยะไกลและการจัดการทรัพยากรธรรมชาติมีความละเอียดและแม่นยำมากขึ้นข้อดีอย่างหนึ่งที่สำคัญของแนวทาง GEOBIA คือวัตถุภาพไม่เพียงแต่ให้ข้อมูลเชิงคลื่นที่หลากหลาย (เช่น ค่าเฉลี่ยต่อแบนด์ (Mean per band) ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐาน (Standard deviation) ค่าเฉลี่ยอัตราส่วน (Mean ratio)) แต่ยังให้ข้อมูลเชิงพื้นที่เพิ่มเติม เช่น ระยะทาง (Distance) ย่าน (Neighborhood) และเมตริกทอพอโลยี (Topology matrix) (Blaschke, 2010; Hay & Castilla, 2008) การรวมกันของคุณสมบัติเชิงคลื่นและคุณลักษณะเชิงพื้นที่ช่วยให้สามารถรวมข้อมูลเชิงบริบทของวัตถุภาพที่กำหนดโดยใช้ออนโทโลยี (Ontology) หรือความหมายเพื่อสร้างกฎเงื่อนไขแบบลำดับชั้นที่ปรับให้เหมาะกับการจัดประเภทคำจำกัดความของวัตถุที่มีความหมายในการจำแนกประเภทตามความรู้ (Knowledge-based classification) (Blaschke, 2010; Blaschke et al., 2014)

ปัญหาหลักของการจำแนกข้อมูลภาพด้วยเทคนิคการจำแนกเชิงจุดภาพ (Pixel-based classification) ในข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมรายละเอียดสูงนั้นมักเกิดขึ้น เนื่องจากเทคนิคการจำแนกเชิงจุดภาพถูกพัฒนามาให้ใช้กับข้อมูลภาพถ่ายดาวเทียมที่มีรายละเอียดปานกลาง (10 ถึง 100 เมตร) ซึ่งการจำแนกข้อมูลภาพเชิงวัตถุเป็นหลักการของการจำแนกข้อมูลภาพเพื่อใช้อธิบายปรากฏการณ์หรือสิ่งที่ปรากฏบนโลกจริง ที่ใช้หลักการการวิเคราะห์เชิงวัตถุแทนการวิเคราะห์แบบจุดภาพ (Blaschke, 2010) โดยการจำแนกข้อมูลภาพเชิงวัตถุถือเป็นเทคนิคที่พัฒนามาจากหลักการแบ่งส่วนภาพ (Segmentation) การตรวจจับขอบภาพ (Edge-detection) การสกัดคุณลักษณะข้อมูล (Feature extraction) และการจำแนกประเภท (Classification)

เนื่องจากจุดมุ่งหมายหลักของการจำแนกประเภทในข้อมูลภาพที่ได้จากการรับรู้จากระยะไกล คือการตรวจจับ สกัด และกำหนดชื่อของสิ่งต่างๆ ที่ปรากฏบนพื้นผิวโลก ดัง**รูปที่ 1** เป็นการยกตัวอย่างในการจำแนกพืชพรรณด้วยวิธีการที่แตกต่างกัน จะเห็นได้ว่าการใช้วิธีการตีความด้วยสายตา (**รูปที่ 1ก**) ผู้จำแนกจะพยายามกำหนดคลาส (Class) หรือประเภทการใช้ที่ดินโดยการเลือกกลุ่มจุดภาพที่มีลักษณะคล้ายคลึงกัน แต่ถ้าหากเป็นการจำแนกประเภทแบบอัตโนมัติในรูปแบบดิจิทัลแล้ว มักจะใช้การกำหนดคลาสโดยใช้ข้อมูลลักษณะเชิงคลื่นและหรือข้อมูลทางเรขาคณิต ลักษณะพื้นผิว ลักษณะอื่น ๆ รอบข้างของข้อมูล รวมถึงการใช้ข้อมูลเชิงเวลา ด้วยวิธีการดังกล่าว การจำแนกประเภทของวัตถุที่ปรากฏในข้อมูลภาพถ่ายช่วยให้สามารถวิเคราะห์และกำหนดขอบเขตพื้นที่ของการใช้ที่ดินได้อย่างแม่นยำและเป็นระบบมากขึ้น โดยอาศัยทั้งคุณสมบัติเฉพาะของวัตถุและข้อมูลบริบทโดยรอบรวมถึงการจัดกลุ่มทางคณิตศาสตร์ (สถิติ) เพื่อกำหนดคลาส ดังแสดงใน**รูปที่ 1ข** เป็นการจำแนกแบบจุดภาพโดยใช้ลายเซ็นเชิงคลื่น (Spectral signature) ของจุดภาพเพื่อจัดสรรจุดภาพแต่ละตัวเข้ากับคลาสที่มีอยู่ที่เหมาะสมที่สุด ส่วนใน**รูปที่ 1ค** จะเป็นการจำแนกเชิงวัตถุที่เริ่มต้นด้วยการจัดกลุ่มจุดภาพที่มีลักษณะโครงสร้างร่วมกัน จากนั้นกลุ่มเหล่านี้จะถูกจัดสรรเข้ากับคลาสที่กำหนดตามคุณลักษณะของข้อมูล ดังนั้น การจำแนกเชิงวัตถุจึงรวมเอาข้อดีทั้งของการตีความทางสายตาและการจำแนกประเภทแบบจุดภาพไว้ด้วยกัน



(ก) (ข) (ค)

รูปที่ 1.1 ความแตกต่างระหว่างวิธีการจำแนกตัวอย่างประเภทพืชพรรณ
(ก) วิธีการแปลด้วยสายตา (ข) วิธีการจำแนกเชิงจุดภาพ (ค) วิธีการจำแนกเชิงวัตถุ
ที่มา: ดัดแปลงจาก Veljanovski et al. (2011)

เนื่องจากการจำแนกเชิงวัตถุเป็นเทคนิคที่พัฒนาขึ้นเพื่อแก้ไขข้อจำกัดของการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงจุดภาพ โดยใช้หลักการพื้นฐานที่เน้นการแบ่งกลุ่มภาพ ให้เป็นวัตถุที่ประกอบด้วยจุดภาพที่มีลักษณะร่วมกัน เช่น ค่าเชิงคลื่น ความเข้มของสัญญาณ หรือบริบทเชิงพื้นที่ วัตถุเหล่านี้จะถูกวิเคราะห์คุณลักษณะ เช่น รูปร่าง ขนาด ลักษณะพื้นผิว และความสัมพันธ์กับวัตถุใกล้เคียง เพื่อช่วย

ในการจำแนกประเภทข้อมูล การจำแนกประเภทในการจำแนกเชิงวัตถุใช้ทั้งวิธีการกำหนดกฎ (Rule-Based Classification) และเทคนิคการเรียนรู้ของเครื่อง (Machine Learning) เช่น Random Forest และ Support Vector Machine ช่วยเพิ่มความแม่นยำในการจำแนกประเภท นอกจากนี้ การจำแนกเชิงวัตถุยังสามารถผสานข้อมูลจากหลายแหล่ง เช่น ภาพมัลติสเปกตรัม (Multi-spectrum) ข้อมูลเรดาร์ และข้อมูลภาคสนาม เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพของแบบจำลอง อีกทั้งยังสามารถวิเคราะห์ข้อมูลเชิงบริบทและโครงสร้างของพื้นที่ ช่วยลดปัญหาการจำแนกผิดพลาดในระดับจุดภาพแบบเดิม เทคนิคนี้จึงเหมาะสมสำหรับการจัดการข้อมูลภูมิสารสนเทศในสาขาต่าง ๆ เช่น ด้านการเกษตรที่นำมาใช้ในการจำแนกประเภทพืช การประเมินสุขภาพพืชผ่านดัชนีต่าง ๆ เช่น NDVI และการติดตามการเปลี่ยนแปลงของพื้นที่เพาะปลูกอย่างแม่นยำ การจัดการทรัพยากรธรรมชาติใช้ในการจำแนกประเภทการใช้ที่ดินและสิ่งปกคลุมดิน เช่น การแยกพื้นที่ป่าไม้ พื้นที่เปลี่ยนแปลงจากการตัดไม้ทำลายป่า หรือการประเมินพื้นที่แหล่งน้ำ เพื่อสนับสนุนการวางแผนและการอนุรักษ์ทรัพยากร และการวางแผนการพัฒนาพื้นที่ที่ใช้ในการวิเคราะห์และจำแนกโครงสร้างชุมชน เมือง ถนน และสิ่งก่อสร้างต่าง ๆ เพื่อช่วยในการวางผังเมืองและการบริหารจัดการพื้นที่อย่างมีประสิทธิภาพ

1.3 ความแตกต่างระหว่างการจำแนกภาพเชิงจุดภาพและการจำแนกภาพเชิงวัตถุ

การจำแนกภาพเชิงวัตถุ (Object-based image classification) และการจำแนกภาพเชิงจุดภาพ (Pixel-based image classification) เป็นสองวิธีหลักในการวิเคราะห์ข้อมูลภาพที่มีพื้นฐานและหลักการแตกต่างกันอย่างชัดเจน โดยแต่ละวิธีมีข้อดีและข้อจำกัดเฉพาะตัว ซึ่งเหมาะสมกับลักษณะของข้อมูลและวัตถุประสงค์ในการวิเคราะห์ที่แตกต่างกัน โดยมีความแตกต่างกันดังนี้

- การจำแนกภาพแบบจุดภาพ (Pixel-based image classification)

วิธีนี้วิเคราะห์ภาพโดยพิจารณาทีละจุดภาพ แต่ละจุดภาพจะถูกจำแนกตามคุณสมบัติเชิงคลื่น (เช่น ความเข้มของสี) ไม่ได้พิจารณาถึงความสัมพันธ์กับจุดภาพรอบข้าง เหมาะสำหรับข้อมูลที่มีการแก้ไขเล็กน้อย และสามารถใช้กับข้อมูลภาพขนาดใหญ่ได้โดยไม่ต้องแบ่งพื้นที่ออกเป็นหน่วย อาจมีปัญหาในการจำแนกหากมีสัญญาณรบกวน (Noises) หรือการผสมเชิงสเปกตรัมในข้อมูล (Spectral mixing)

- การจำแนกเชิงวัตถุ (Object-based image classification)

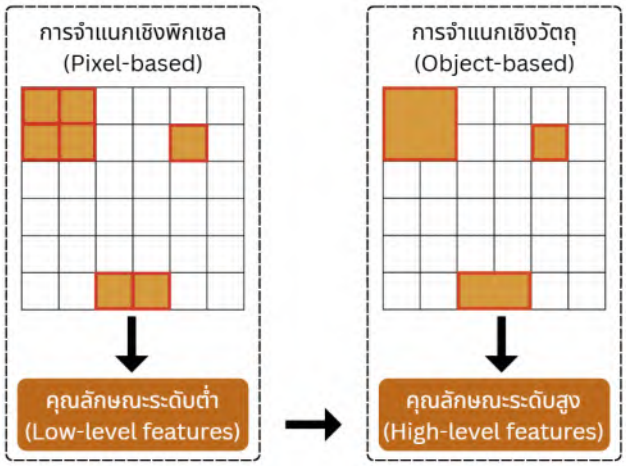
วิธีนี้เริ่มต้นด้วยการแบ่งภาพออกเป็นกลุ่มหรือส่วนที่เรียกว่า ‘วัตถุ’ โดยพิจารณาทั้งคุณสมบัติเชิงคลื่น คุณสมบัติด้านรูปทรง และลักษณะอื่น ๆ ที่เกี่ยวข้อง การจำแนกจะอ้างอิงจากคุณลักษณะของวัตถุทั้งหมด รวมถึงจุดภาพย่อยภายในวัตถุนั้น ๆ ทำให้ลดปัญหาการผสมเชิงสเปกตรัมและลดสิ่งรบกวนได้อย่างมีประสิทธิภาพ การจำแนกเชิงวัตถุจึงเหมาะกับภาพที่มีความ

ซับซ้อนและต้องการการวิเคราะห์ที่ละเอียดอ่อน เช่น การจำแนกความแตกต่างเล็กน้อยของวัตถุที่มีคุณลักษณะใกล้เคียงกัน ตลอดจนการพิจารณาบริบทเชิงพื้นที่และโครงสร้างโดยรอบ เพื่อให้ได้ผลลัพธ์ที่สอดคล้องกับหน่วยเชิงพื้นที่จริง และสามารถประยุกต์ใช้ในการวางแผนหรือการจัดการเชิงพื้นที่ได้อย่างแม่นยำ ดังเช่น การจัดการทรัพยากรธรรมชาติหรือการวางผังเมือง

ข้อแตกต่างหลัก ๆ ระหว่างวิธีการจำแนกเชิงจุดภาพและการจำแนกภาพเชิงวัตถุ กล่าวคือ การจำแนกเชิงจุดภาพจะเป็นการจำแนกจุดภาพแต่ละจุดภาพโดยตรง ในส่วนของการจำแนกเชิงวัตถุนั้นจะรวบรวมกลุ่มของจุดภาพที่มีคุณสมบัติคล้ายกัน ทั้งด้านสเปกตรัม ความต่อเนื่องเชิงพื้นที่ รูปร่าง และลักษณะอื่น ๆ โดยรอบ ให้เป็นวัตถุ โดยใช้ขั้นตอนวิธีการแบ่งส่วนภาพจากนั้นจึงจำแนกวัตถุแต่ละจุดภาพ สำหรับความแตกต่างระหว่างวิธีการจำแนกเชิงวัตถุกับแบบจุดภาพสามารถพิจารณาได้จากสองด้านของปัญหาการจำแนก คือ หน่วยของการจำแนกและคุณลักษณะที่ใช้ในการจำแนก ประการแรก การเปลี่ยนหน่วยการจำแนกประเภทจากจุดภาพไปเป็นวัตถุจะช่วยลดความแปรผันของคุณลักษณะเชิงคลื่นภายในคลาส โดยทั่วไป การจำแนกภาพด้วยวิธีเชิงจุดภาพมักประสบปัญหาที่เรียกว่า “ผลกระทบแบบเกลือและพริกไทย” (Salt-and-pepper effects) ที่หมายถึงการกระจายของจุดภาพที่ถูกจัดให้อยู่ในประเภทหรือกลุ่มจุดภาพที่แตกต่างจากบริบทพื้นที่โดยรอบ ส่งผลให้เกิดลักษณะของจุดรบกวนกระจายตัวอย่างไม่สม่ำเสมอในผลลัพธ์การจำแนก มักพบในกรณีที่ข้อมูลมีความละเอียดสูงหรือเมื่อมีการใช้วิธีการจำแนกแบบไม่มีการทำให้เรียบก่อนการจำแนก (Pre-classification smoothing) ปัญหานี้สะท้อนข้อจำกัดของแนวทางเชิงจุดภาพที่ขาดการพิจารณาความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ของจุดภาพที่อยู่ใกล้เคียงกัน ประการที่ 2 ข้อมูลคุณลักษณะหรือคุณลักษณะขนาดใหญ่จะแสดงคุณลักษณะเชิงพื้นที่ พื้นผิว และบริบทของวัตถุที่สามารถนำมาใช้เป็นข้อมูลเสริมในการสังเกตคุณลักษณะเชิงคลื่น โดยตรงทำให้ความแม่นยำในการจำแนกประเภทมีมากยิ่งขึ้น (Guo et al., 2007)

ในทางกลับกัน วิธีการจำแนกเชิงวัตถุเองก็มีข้อจำกัด โดยพบข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้นในขั้นตอนการแบ่งส่วนภาพ รวมถึงการแบ่งส่วนภาพมากเกินไป (Over-segmentation) ซึ่งเกิดจากการที่ภาพถูกแบ่งย่อยเป็นวัตถุขนาดเล็กจำนวนมากเกินไป จึงทำให้วัตถุเดียวกันถูกแยกเป็นหลายส่วน ส่งผลให้การจำแนกไม่ต่อเนื่องและยากต่อการตีความ และการแบ่งส่วนน้อยเกินไป (Under-segmentation) ที่เกิดจากการที่วัตถุหลายชนิดที่ควรจะแยกจากกันกลับถูกรวมเป็นวัตถุเดียว ทำให้สูญเสียรายละเอียดและลดความแม่นยำของการจำแนก (Blaschke et al., 2008; Möller et al., 2007) ข้อผิดพลาดที่เกิดขึ้นในขั้นตอนการแบ่งส่วนเหล่านี้อาจส่งผลต่อกระบวนการจำแนกประเภทภายใน 2 ประการ ได้แก่ ประการแรก การแบ่งส่วนจากด้านล่าง (Bottom up) ส่งผลให้วัตถุครอบคลุมมากกว่า

หนึ่งคลาส และทำให้เกิดข้อผิดพลาดในการจำแนกประเภท เนื่องจากจุดภาพทั้งหมดภายในวัตถุนั้นจะถูกบังคับให้ถูกกำหนดให้อยู่ในคลาสเดียวกัน ส่งผลให้เกิดความคลาดเคลื่อนในการจำแนกประเภท และประการที่ 2 คุณสมบัติที่สกัดจากวัตถุซึ่งถูกแบ่งส่วนผิดพลาด ไม่ว่าจะเป็นการแบ่งส่วนเกินหรือการแบ่งส่วนน้อย อาจไม่สะท้อนคุณลักษณะที่แท้จริงของวัตถุบนพื้นผิวโลก เช่น รูปร่างหรือพื้นที่ ผลลัพธ์ที่ได้จึงอาจไม่มีประโยชน์ต่อการจำแนก และอาจลดทอนความถูกต้องของกระบวนการหากไม่มีการเลือกหรือปรับใช้คุณสมบัติอย่างเหมาะสม (Song et al., 2005) ดังนั้น สุดท้ายแล้วประสิทธิภาพของการจำแนกเชิงวัตถุจึงขึ้นอยู่กับผลกระทบทั้งเชิงบวกและเชิงลบที่เกิดจากการใช้วัตถุภาพเป็นหน่วยการจำแนก ตลอดจนการบูรณาการคุณลักษณะของวัตถุในการจำแนก ซึ่งแม้จะช่วยเพิ่มความแม่นยำในการตีความ แต่ก็อาจก่อให้เกิดข้อผิดพลาดได้หากขั้นตอนการแบ่งส่วนและการเลือกคุณลักษณะไม่เหมาะสม ดังตัวอย่างจากการศึกษาของ Yan et al. (2006) ที่ได้เปรียบเทียบการจำแนกภาพเพื่อทำแผนที่ปกคลุมดินในพื้นที่ที่เกิดไฟถ่านหินโดยใช้วิธี แบบจุดภาพด้วยขั้นตอนวิธีแบบ Maximum Likelihood Classification (MLC) กับวิธีเชิงวัตถุที่ใช้การแบ่งภาพแบบ Region-growing multi-resolution segmentation ร่วมกับ Soft nearest neighbour classifier ผลการจำแนกด้วยวิธีเชิงวัตถุมีความแม่นยำโดยรวมสูงกว่าการจำแนกแบบจุดภาพถึงร้อยละ 36.77



(ก) (ข)

รูปที่ 1.2 ภาพรวมความแตกต่างของ (ก) การจำแนกภาพเชิงจุดภาพและ (ข) การจำแนกภาพเชิงวัตถุ
ที่มา: ดัดแปลงจาก Crommelinck et al. (2016)

จาก**รูปที่ 1.2** แสดงการเปรียบเทียบแนวทางการจำแนกข้อมูลเชิงพื้นที่ระหว่างวิธีการแบบเชิงจุดภาพ (**รูปที่ 1.2 ก**) และวิธีการแบบเชิงวัตถุ (**รูปที่ 1.2 ข**) โดยวิธีการแบบเชิงจุดภาพอาศัยการวิเคราะห์ค่าจุดภาพแต่ละจุดอย่างเป็นอิสระ ที่ให้ผลลัพธ์ในรูปของคุณลักษณะระดับต่ำ (Low-level features) ที่จำกัดเฉพาะค่าการสะท้อนแสงในแต่ละแถบช่วงคลื่นของภาพเท่านั้น ในขณะที่วิธีการ

แบบเชิงวัตถุจะเริ่มจากการแบ่งกลุ่มจุดภาพที่มีลักษณะคล้ายกันเชิงคลื่น และเชิงพื้นที่ให้เป็นส่วนหรือวัตถุ แล้ววิเคราะห์ในระดับคุณลักษณะสูง (High-level features) เช่น รูปร่าง ขนาด และความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ของวัตถุ ช่วยเพิ่มความแม่นยำในการจำแนก และสะท้อนลักษณะของวัตถุในโลกจริงได้อย่างมีประสิทธิภาพมากยิ่งขึ้น สรุปเปรียบเทียบข้อดี ข้อจำกัด และลักษณะสำคัญของการจำแนกเชิงจุดภาพและการจำแนกเชิงวัตถุดังแสดง**ตารางที่ 1.1**

ตารางที่ 1.1 ตารางสรุปเปรียบเทียบข้อดี ข้อจำกัด และลักษณะสำคัญของการจำแนกเชิงจุดภาพ และ การจำแนกภาพเชิงวัตถุ

หัวข้อ	การจำแนกเชิงจุดภาพ	การจำแนกเชิงวัตถุ
พื้นฐานการวิเคราะห์	วิเคราะห์ทีละจุดภาพ โดยใช้คุณสมบัติเชิงคลื่นของแต่ละจุดภาพแยกกัน	เริ่มจากการแบ่งส่วนภาพ รวมกลุ่มจุดภาพที่มีลักษณะคล้ายกันเป็นวัตถุ
หน่วยการจำแนก	จุดภาพเดี่ยว ๆ	กลุ่มจุดภาพที่รวมกันเป็นวัตถุที่มีความหมายทางภูมิศาสตร์
คุณลักษณะที่ใช้จำแนก	ค่าเชิงคลื่น เช่น ความเข้มสี ไม่พิจารณาความสัมพันธ์เชิงพื้นที่กับจุดภาพข้างเคียง	คุณสมบัติเชิงคลื่น รูปร่าง ขนาด ลักษณะพื้นผิว และความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ของวัตถุ
ข้อดี	- ใช้งานง่ายและรวดเร็ว - เหมาะกับข้อมูลภาพที่มีความเรียบง่ายและขนาดใหญ่	- ลดปัญหาผลกระทบแบบเกลือและพริกไทย - เหมาะกับภาพความละเอียดสูงและซับซ้อน - เพิ่มความแม่นยำด้วยการใช้ข้อมูลเชิงบริบทและลักษณะวัตถุ
ข้อจำกัด	- ไม่พิจารณาความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ - เสี่ยงต่อเสียงรบกวนและการคาบเกี่ยวของสัญญาณ (Mixed pixels) - ผลลัพธ์อาจกระจัดกระจายไม่สม่ำเสมอ	- ขึ้นกับคุณภาพของกระบวนการแบ่งส่วนภาพ - การแบ่งส่วนผิดพลาดส่งผลต่อความถูกต้องของการจำแนก - ต้องการการปรับแต่งพารามิเตอร์และใช้เวลาประมวลผลมากกว่า
ความเหมาะสมกับงาน	งานที่ไม่ซับซ้อนหรือข้อมูลภาพที่มีความเรียบง่าย เช่น ภาพความละเอียดต่ำถึงปานกลาง	งานที่ต้องการความละเอียดสูง เช่น การจัดการทรัพยากรธรรมชาติ การวางผังเมือง การจำแนกพื้นที่ใช้ประโยชน์ที่ดินในภาพถ่ายดาวเทียมความละเอียดสูง
ตัวอย่างปัญหาที่พบ	ผลกระทบแบบเกลือและพริกไทยทำให้เกิดจุดรบกวนในภาพจำแนก	การแบ่งส่วนภาพมากเกินไปหรือน้อยเกินไปส่งผลต่อความถูกต้องของการจำแนก
ผลกระทบต่อความแม่นยำ	ความแม่นยำลดลงเมื่อข้อมูลมีเสียงรบกวนหรือความซับซ้อนสูง	ความแม่นยำขึ้นอยู่กับการเลือกพารามิเตอร์การแบ่งส่วนภาพและคุณสมบัติของวัตถุที่ใช้จำแนก

1.4 วิวัฒนาการจำแนกเชิงวัตถุ

ในปี 2015 Blaschke et al. ได้อธิบายถึงรากฐานแนวคิดของการจำแนกภาพเชิงวัตถุว่ามีแนวคิดพื้นฐานมาจากทศวรรษ 1960 ด้วย การถ่ายภาพทางอากาศดิจิทัล ข้อมูลเชิงพื้นที่ที่พบในภาพดิจิทัลที่ควบคุมในแนวทางแบบอิงวัตถุ ตัวอย่างเช่น พื้นผิวของภาพ ข้อมูลเชิงบริบท ความใกล้เคียงของจุดภาพ และคุณลักษณะทางเรขาคณิตของคุณลักษณะต่างๆ ได้ถูกกล่าวถึง ทศวรรษที่ 1960 เป็นองค์ประกอบที่เป็นไปได้ของระบบอัตโนมัติ การตีความภาพถ่าย การถ่ายภาพทางอากาศ และแอปพลิเคชันการรับรู้จากระยะไกลในยุคแรกๆ Colwell (1973) อธิบายกระบวนการตีความภาพถ่าย หมายถึง การตรวจสอบภาพถ่ายเพื่อระบุวัตถุและตัดสินความสำคัญโดยใช้หลักการการตีความภาพถ่ายที่เกี่ยวข้องกับการสังเกตขนาด รูปร่าง เงา โทนสี ลักษณะพื้นผิว ลวดลาย และตำแหน่งของคุณสมบัติ ตลอดจนความสำคัญของคุณสมบัติขึ้นอยู่กับความสัมพันธ์หรือความเกี่ยวข้องเป็นส่วนใหญ่ การประเมินศักยภาพในการสกัดวัตถุในรูปแบบอัตโนมัติ กระบวนการจดจำขึ้นอยู่กับความสามารถของเครื่องสแกนดิจิทัลและความสามารถของขั้นตอนวิธีในการประเมินความแตกต่าง โทนภาพระหว่างวัตถุและสิ่งรอบตัว

1.4.1 ต้นกำเนิดการจำแนกภาพเชิงวัตถุ (ช่วงปี 1999 จนถึง 2003-2004)

ในปี 2015 Blaschke et al. ได้กล่าวถึงต้นกำเนิดการวิเคราะห์ภาพเชิงวัตถุ ว่า ได้เริ่มต้นขึ้นในช่วงปี 1999 ถึง 2003-2004 การวิเคราะห์เชิงวัตถุได้รับความนิยมและได้รับการพัฒนาอย่างมาก เนื่องจากความพร้อมใช้งานของภาพถ่ายดาวเทียมความละเอียดสูง เช่น ดาวเทียม IKONOS QuickBird และ OrbView ที่เปิดตัวในปี 1999 2001 และ 2003 ตามลำดับ ความพร้อมใช้งานของภาพถ่ายดาวเทียมหลายช่วงคลื่นที่ความละเอียดสูงนี้ทำให้มีการกล่าวถึงความจำเป็นในการคิดค้นวิธีใหม่ ๆ ในการวิเคราะห์ภาพให้มีประสิทธิภาพและแม่นยำมากยิ่งขึ้น เนื่องจากวิธีการวิเคราะห์เชิงจุดภาพแบบดั้งเดิมมีข้อจำกัดในการประมวลผลภาพความละเอียดสูง กล่าวคือ การพิจารณาเพียงค่าของแต่ละจุดภาพโดยไม่คำนึงถึงความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ มักก่อให้เกิดความแปรปรวนภายในวัตถุเดียวกัน (Intra-class variability) และความคล้ายคลึงกันระหว่างวัตถุต่างชนิด (Inter-class similarity) ส่งผลให้ผลลัพธ์ที่ได้จากการจำแนกขาดความน่าเชื่อถือและไม่สะท้อนลักษณะจริงของพื้นที่

นอกจากนี้ ซอฟต์แวร์ชื่อ eCognition จากบริษัท Definiens ต่อมาเปลี่ยนชื่อเป็น Definiens Earth Sciences เป็นซอฟต์แวร์เชิงพาณิชย์ที่ก่อตั้งตั้งแต่ปี 2000 และถือว่าเป็นจุดสำคัญในการกำเนิดงานวิจัยเกี่ยวกับการวิเคราะห์ภาพเชิงวัตถุในช่วงเวลานี้ โดยซอฟต์แวร์ eCognition

ได้รับการพัฒนาจากแนวทางที่เดิมเรียกว่า Fractal Net Evolution และถูกนำมาใช้ในงานวิจัยหลายชิ้นด้วยกัน แสดงถึงประโยชน์ของซอฟต์แวร์ที่เพิ่งเปิดตัวในช่วงเวลาดังกล่าว ตัวอย่างงานวิจัยในช่วงนั้น เช่น Flanders et al. (2003) ได้ประเมินวิธีการจำแนกภาพเชิงวัตถุจากซอฟต์แวร์ eCognition และได้จำแนกพื้นที่โลกและโครงสร้างป่าไม้ในบริติชโคลัมเบีย ประเทศแคนาดาด้วยภาพถ่ายดาวเทียม Landsat และพบว่าวิธีการดังกล่าวสามารถจำแนกพื้นที่โลกและโครงสร้างป่าไม้ น้ำ และคุณลักษณะเมืองได้ด้วยความแม่นยำที่สูงกว่าวิธีการแบบจุดภาพแบบดั้งเดิม ซึ่งอาจจะแตกต่างกับงานของ Dorren et al. (2003) เล็กน้อยที่ได้เปรียบเทียบการจำแนกประเภทป่าไม้โดยใช้ภาพถ่ายดาวเทียม Landsat ในออสเตรีย โดยใช้ซอร์ฟแวร์ eCognition สำหรับการวิเคราะห์เชิงวัตถุและพบว่าแม้วิธีการแบบจุดภาพจะให้ความแม่นยำที่ดีกว่าเล็กน้อย แต่วิธีการเชิงวัตถุนั้นเหมาะสมและตอบสนองความต้องการของผู้ดูแลป่าในท้องถิ่นได้ดีกว่า หรืองานของ Benz et al. (2004) ที่ใช้ซอร์ฟแวร์ eCognition ในการปรับปรุงแผนที่เมือง (อาคาร หลังคา ฯลฯ) จากภาพถ่ายทางอากาศผสมสีจริง (สีแดง สีเขียว และสีน้ำเงิน) ความละเอียดสูง (0.5 เมตร) ในออสเตรียถือเป็นการทดสอบครั้งแรกที่ใช้ฟังก์ชันต่างๆ ที่ครอบคลุมของวิธีการจำแนกภาพเชิงวัตถุ การใช้ซอฟต์แวร์ eCognition และการสำรวจแนวทางการวิเคราะห์ภาพเชิงวัตถุได้รับการอภิปรายอย่างกว้างขวางในหลาย ๆ งานวิจัย

ในปี 2006 Chubey et al. ได้ศึกษาการประยุกต์ใช้ eCognition ในการแบ่งส่วนภาพถ่าย IKONOS-2 สำหรับวิเคราะห์สินทรัพย์ป่าไม้ในพื้นที่รัฐอัลเบอร์ตา ประเทศแคนาดา โดยปฏิบัติการแบ่งส่วนภาพด้วยเทคนิคแบบ Region-growing ที่ปรับพารามิเตอร์ด้านความเป็นแบบเดียวกัน (Homogeneity) ของกลุ่มวัตถุและตั้งค่าสเกลพารามิเตอร์ (Scale parameter) เพื่อควบคุมขนาดของวัตถุภาพในแต่ละกลุ่มภาพ องค์ประกอบสำคัญของการแบ่งส่วนภาพ คือ การกำหนดน้ำหนักของสี และรูปร่าง ซึ่งส่งผลต่อความสม่ำเสมอและลักษณะขอบเขตของวัตถุภาพ ร่วมกับการกำหนดราบเรียบ (Smoothness) และความกระชับ (Compactness) เพื่อสร้างวัตถุภาพที่สอดคล้องเชิงโครงสร้าง หลังจากแบ่งส่วนภาพ ทีมวิจัยได้นำข้อมูลวัตถุภาพไปวิเคราะห์โดยใช้การวิเคราะห์ต้นไม้การตัดสินใจ (Decision Tree Analysis: DTA) เพื่อเชื่อมโยงพารามิเตอร์จากการสำรวจสนาม เช่น การครอบคลุมพื้นที่แต่ละชนิดป่า องค์ประกอบสายพันธุ์ และการปกคลุมเรือนยอดไม้ โดยพบว่าการจำแนกภาพเชิงวัตถุในบริบทนี้มีประสิทธิภาพสูงและสามารถแยกพื้นที่ป่าที่มีความแตกต่างกันได้ดี รวมถึงสามารถสกัดข้อมูลเกี่ยวกับสายพันธุ์ไม้และองค์ประกอบโครงสร้างป่าได้ละเอียดกว่าเทคนิคเดิมที่เน้นวิธีการเชิงจุดภาพ นอกจากนี้ Chubey et al. ยังเน้นว่า แม้หลายงานจะนิยมใช้ eCognition กับภาพความละเอียดสูง แต่เทคนิค OBIA มีศักยภาพในการนำไปใช้กับภาพจาก