การเปรียบเทียบแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณและแบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ ในการประเมินราคาที่ดินอำเภอเมืองเชียงใหม่

A Comparative Study of Multiple Linear Regression and Spatial Autoregression Model for Land Price Assessment in Mueang Chiang Mai District

ยุวดี ใจอินถา

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

วิทยานิพนธ์ระดับปริญญาตรี เสนอภาควิชาทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม
เพื่อเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต
สาขาวิชาทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม
ตุลาคม 2568
ลิขสิทธิ์เป็นของมหาวิทยาลัยนเรศวร

อาจารย์ที่ปรึกษา ประธานหลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม และหัวหน้าภาควิชาทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม ได้พิจารณาวิทยานิพนธ์ เรื่อง "การเปรียบเทียบแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณและแบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ ในการประเมินราคาที่ดินอำเภอเมืองเชียงใหม่" ของ ยุวดี ใจอินถา เห็นสมควรรับเป็นส่วนหนึ่งของการศึกษาตามหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม ของมหาวิทยาลัยนเรศวร

.....

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. กัมปนาท ปิยะธำรงชัย)

อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์

.....

(อาจารย์ ธัญญาลัคน์ จันทร์สมบัติ)

ประธานหลักสูตรปริญญาวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาวิชาภูมิศาสตร์

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

.....

(ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. รังสรรค์ เกตุอ๊อต)

หัวหน้าภาควิชาทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม

กิตติกรรมประกาศ

วิทยานิพนธ์ระดับปริญญาตรีฉบับนี้สำเร็จลุล่วงไปได้ด้วยดีเนื่องจากบุคคลหลายท่านให้ความอนุเคราะห์ช่วยเหลือให้การให้ข้อมูลเก็บรวบรวมข้อมูล ให้คำปรึกษาข้อเสนอแนะที่เป็นประโยชน์

ขอขอบพระคุณ ผศ.ดร.กัมปนาท ปิยะธำรงชัย อาจารย์ที่ปรึกษาวิทยานิพนธ์ และพี่เพ็ญนิภา คำภู่ ผู้ให้ข้อมูลที่ได้สละเวลาอันมีค่า พร้อมให้คำปรึกษาแนะนำ พร้อมทั้งชี้แนะแนวทางด้วยความเอาใจใส่ตลอดระยะเวลาในการทำวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ ทั้งยังตรวจสอบแก้ไขข้อบกพร่อง และติดตามผลการศึกษาอยู่เสมอตลอดจนช่วยแก้ไขปัญหาต่างๆ ที่เกิดขึ้น ระหว่างการดำเนินงานอันเป็นประโยชน์อย่างยิ่ง จนทำให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สำเร็จลุล่วงได้อย่างสมบูรณ์

ขอขอบพระคุณคณาจารย์สาขาวิชาภูมิศาสตร์ทุกท่านที่ได้ถ่ายทอดความรู้ต่างๆ ให้กับผู้วิจัย เพื่อที่ให้สามารถนำเอาความรู้ที่เรียนมาใช้ให้เกิดประโยชน์สูงสุดต่อไป และได้ให้คำแนะนาเพิ่มเติมจนสามารถให้วิทยานิพนธ์ฉบับนี้สมบูรณ์ยิ่งขึ้น

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ยุวดี ใจอินถา

ชื่อเรื่อง	การเปรียบเทียบแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณและแบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ ในการประเมินราคาที่ดินอำเภอเมืองเชียงใหม่
ผู้ศึกษาวิจัย	ยุวดี ใจอินถา
อาจารย์ที่ปรึกษา	ผู้ช่วยศาสตราจารย์ ดร. กัมปนาท ปิยะธำรงชัย
ประเภทสารนิพนธ์	วิทยานิพนธ์ปริญญาตรี วท.บ. ภูมิศาสตร์, มหาวิทยาลัยนเรศวร, 2568
คำสำคัญ	การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ การประเมินราคาที่ดิน การวิเคราะห์เชิงพื้นที่ ตัวแปรความสะดวกในการเข้าถึง โมเดลอัตโนมัติทางพื้นที่

บทคัดย่อ

การประเมินราคาที่ดินเป็นกระบวนการสำคัญในการวางแผนผังเมืองและการจัดการทรัพยากรที่ดิน อย่างไรก็ตาม ราคาประเมินที่ดินของภาครัฐมักต่ำกว่าราคาตลาดจริง ส่งผลต่อรายได้จากการจัดเก็บภาษี งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (MLR) และแบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ (SAR) ในการประเมินราคาที่ดิน โดยใช้ข้อมูลแปลงที่ดินจำนวน 122,614 แปลง จากสำนักงานที่ดินจังหวัดเชียงใหม่ ระหว่างปี พ.ศ. 2560–2565 และใช้ตัวแปรอิสระ ได้แก่ มูลค่าถนนและขนาดแปลงที่ดิน การวิเคราะห์ดำเนินการด้วยภาษา Python และประเมินผลด้วยค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) และค่าความคลาดเคลื่อนมาตรฐานรากกำลังสอง (RMSE) ผลการวิจัยพบว่าแบบจำลอง SAR มีความแม่นยำสูงกว่าแบบจำลอง MLR (R^2 เพิ่มจาก 0.87 เป็น 0.92 และ RMSE ลดลงจาก 15.3 เป็น 10.8) สะท้อนให้เห็นถึงความสำคัญของการพิจารณาความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ ดังนั้น SAR จึงเป็นเครื่องมือที่มีประสิทธิผลสำหรับการประเมินราคาที่ดินในเขตเมือง และสามารถใช้เป็นแนวทางปรับปรุงกระบวนการกำหนดราคาประเมินของหน่วยงานภาครัฐในอนาคตได้

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

Title	A Comparative Study of Multiple Linear Regression and Spatial Autoregression Model for Land Price Assessment in Mueang Chiang Mai District
Author	Yuwadee Jaiintha
Advisor	Asst. Prof. Dr. Kampanart Piyathamrongchai, Ph.D.
Academic Paper	Undergraduate Thesis, B.Sc. Geography, Naresuan University, 2025
Keywords	Land Price Assessment, Multiple Linear Regression (MLR), Spatial Autoregressive Model (SAR), Spatial Analysis, Accessibility Factors

ABSTRACT

Land price assessment is a critical process in urban planning and land resource management.This study aims to compare the performance of the Multiple Linear Regression (MLR) model and the Spatial Autoregression (SAR) model in estimating land prices, using physical independent variables and spatial variables related to accessibility. Land price data and supporting variables were collected from the urban area of Chiang Mai. The quantitative analysis indicates that the Spatial Autoregression model has a higher capability in predicting land prices than the Multiple Linear Regression model, both in terms of the coefficient of determination (R^2) and the Root Mean Squared Error (RMSE). This reflects the importance of considering spatial relationships in land price assessment. The results suggest that the Spatial Autoregression model is an effective tool for analyzing land prices in urban areas with significant spatial distribution.

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

สารบัญ

บทที่ **หน้า**

1 บทนำ 1

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา 1

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย 2

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย 2

1.4 ข้อตกลงเบื้องต้น 4

1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ 4

1.6 คำถามของการวิจัย 6

1.7 สมมติฐานของการวิจัย 6

1.8 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ 6

1.9 กรอบแนวคิดการวิจัย 7

2 เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 8

2.1 บริบทและความสำคัญของการประเมินราคาที่ดินในพื้นที่ศึกษา 8

2.2 การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (MLR) และบริบทการประเมินราคาที่ดิน 9

2.3 แนวคิดของการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพื้นที่ (Spatial Regression) 11

2.4 การประยุกต์ใช้ด้วย Python และประเด็นทางคณิตศาสตร์เชิงคำนวณ 13

2.5 เอกสารงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง 15

3 วิธีดำเนินการวิจัย 22

3.1 ข้อมูลและแหล่งข้อมูล 22

3.2 เครื่องมือ อุปกรณ์ และซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการวิจัย 23

3.3 การวิเคราะห์ข้อมูล 25

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

สารบัญ (ต่อ)

บทที่		หน้า
4	**ผลการวิจัย**	34
	4.1 ผลการวิเคราะห์สร้างแบบจำลองการถดถอยเชิงพหุคูณ (MLR) ด้วย Python	34
	4.2 ผลการวิเคราะห์สร้างแบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ (SAR) ด้วย Python	42
	4.3 การทดสอบความสัมพันธ์ของ MLR	45
	4.4 การทดสอบความสัมพันธ์ของ SAR	45
	4.5 การเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์ระหว่าง MLR และ SAR	47
	4.6 การเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อน (ε)	49
	4.7 การเปรียบเทียบความแตกต่างของราคาประเมิน	50
5	**บทสรุป**	56
	5.1 สรุปผลการวิจัย	56
	5.2 อภิปรายผลการวิจัย	58
	5.3 ข้อเสนอแนะ	60
บรรณานุกรม		63
ประวัติผู้วิจัย		66

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

สารบัญตาราง

ตาราง **หน้า**

3.1 แสดงรายละเอียดการกำหนดตัวแปร และรายละเอียดสำหรับวิเคราะห์ความสัมพันธ์..... 22

4.1 แสดงสรุปค่าที่ได้จากการพยากรณ์แบบ MLR และความหมายของแต่ละค่า..... 35

4.2 แสดงสรุปค่าที่ได้การพยากรณ์แบบ SAR และความหมายของแต่ละค่า..... 41

4.3 แสดงการทดสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรที่มีนัยสำคัญทางสถิติ (Coefficients) MLR..... 45

4.4 แสดงการทดสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรที่มีนัยสำคัญทางสถิติ (Coefficients) SAR 45

4.5 แสดงการเปรียบเทียบผลวิเคราะห์สมการแบบเป็นขั้นตอนทั้ง 2 แบบจำลอง..... 47

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

สารบัญภาพ

ภาพ **หน้า**

1.1 ตำแหน่งพื้นที่ศึกษา..... 3
1.2 พื้นที่ศึกษา..... 3
1.3 พื้นที่ศึกษา แปลงที่ดินที่ได้รับการประเมินราคาที่ดินรายแปลงทั้งหมดในเขตพื้นที่อำเภอเมือง จังหวัดเชียงใหม่..... 3
1.4 กรอบแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย..... 7

3.1 แผนที่แสดงราคาประเมินที่ดินและข้อมูลที่ใช้ในการวิจัย..... 23
3.2 ไลบรารีหลักของ Python ที่ใช้ในการวิจัย..... 26
3.3 การตรวจสอบและเตรียมข้อมูล..... 27
3.4 การสร้างแบบจำลอง และทำการฝึกสอน (fit) แบบ MLR..... 27
3.5 การหาค่าคงที่ และค่าสัมประสิทธิ์ แบบ MLR..... 28
3.6 การประเมินความแม่นยำของโมเดล แบบ MLR..... 28
3.7 การพยากรณ์ราคาที่ดินแปลงใหม่ แบบ MLR..... 29
3.8 แสดงตัวอย่างของข้อมูลการพยากรณ์ราคาที่ดินแปลงใหม่ แบบ MLR..... 29
3.9 แสดงตัวอย่างค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์แบบ MLR..... 29
3.10 การสร้างเมทริกซ์น้ำหนักเชิงพื้นที่ SAR..... 30
3.11 การประมาณค่าสมการ แบบ SAR..... 30
3.12 แสดงตัวอย่างค่าน้ำหนักของพื้นที่อื่น ๆ แบบ SAR..... 31
3.13 การพยากรณ์ราคาที่ดินแปลงใหม่ แบบ SAR..... 31
3.14 การประเมินความแม่นยำของโมเดล แบบ SAR..... 32
3.15 การพยากรณ์ราคาที่ดินแปลงใหม่ แบบ SAR..... 32
3.16 แสดงตัวอย่างข้อมูลราคาจริงเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ราคาที่ดินใหม่ แบบ SAR 32
3.17 แสดงตัวอย่างค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์แบบ SAR..... 33

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพ **หน้า**

4.1 ผลลัพธ์การหาค่าคงที่ และค่าสัมประสิทธิ์ แบบ MLR..... 34
4.2 ผลลัพธ์การประเมินความแม่นยำของโมเดล แบบ MLR..... 34
4.3 ผลลัพธ์การพยากรณ์ราคาที่ดินแปลงใหม่ แบบ MLR..... 36
4.4 ผลลัพธ์แสดงตัวอย่างของข้อมูลการพยากรณ์ราคาที่ดินแปลงใหม่ แบบ MLR..... 36
4.5 ผลลัพธ์แสดงตัวอย่างค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์แบบ MLR..... 37
4.6 ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลอง MLR..... 38
4.7 ผลลัพธ์การสร้างเมทริกซ์น้ำหนักเชิงพื้นที่ SAR..... 39
4.8 ผลลัพธ์การประมาณค่าสมการ แบบ SAR..... 39
4.9 ผลลัพธ์แสดงตัวอย่างค่าน้ำหนักของพื้นที่อื่น ๆ แบบ SAR..... 40
4.10 ผลลัพธ์การพยากรณ์ราคาที่ดินแปลงใหม่ แบบ SAR..... 40
4.11 ผลลัพธ์การประเมินความแม่นยำของโมเดล แบบ SAR..... 40
4.12 ผลลัพธ์การพยากรณ์ราคาที่ดินแปลงใหม่ แบบ SAR..... 42
4.13 ผลลัพธ์แสดงตัวอย่างของข้อมูลการพยากรณ์ราคาที่ดินแปลงใหม่ แบบ SAR..... 43
4.14 ผลลัพธ์แสดงตัวอย่างค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์แบบ SAR..... 43
4.15 ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลอง SAR..... 44
4.16 ค่าความคลาดเคลื่อนของราคาที่ดิน แบบ MLR..... 49
4.17 ค่าความคลาดเคลื่อนของราคาที่ดิน แบบ SAR..... 49
4.18 การเปรียบเทียบราคาที่ดิน ด้วย Python..... 50
4.19 แผนที่แสดงราคาประเมินจริง บริเวณคูเมือง อำเภอเมืองเชียงใหม่..... 51
4.20 แผนที่แสดงราคาที่ดินที่ได้จากการพยากรณ์แบบ MLR บริเวณคูเมือง อำเภอเมืองเชียงใหม่..... 51
4.21 แผนที่แสดงราคาที่ดินที่ได้จากการพยากรณ์แบบ SAR บริเวณคูเมือง อำเภอเมืองเชียงใหม่..... 51
4.22 แผนที่แสดงราคาประเมินจริง ในอำเภอเมืองเชียงใหม่..... 53

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

สารบัญภาพ (ต่อ)

ภาพ **หน้า**

4.23 แผนที่แสดงราคาที่ดินที่ได้จากการพยากรณ์แบบ MLR ในอำเภอเมืองเชียงใหม่..... 53
4.24 แผนที่แสดงราคาที่ดินที่ได้จากการพยากรณ์แบบ SAR ในอำเภอเมืองเชียงใหม่..... 53
4.25 แผนที่แสดงราคาประเมินจริง ในอำเภอเมืองเชียงใหม่..... 54
4.26 แผนที่แสดงราคาที่ดินที่ได้จากการพยากรณ์แบบ MLR ในอำเภอเมืองเชียงใหม่..... 54
4.27 แผนที่แสดงราคาที่ดินที่ได้จากการพยากรณ์แบบ SAR ในอำเภอเมืองเชียงใหม่..... 54
4.28 แผนที่แสดงราคาประเมินจริง ในอำเภอเมืองเชียงใหม่..... 55
4.29 แผนที่แสดงราคาที่ดินที่ได้จากการพยากรณ์แบบ MLR ในอำเภอเมืองเชียงใหม่..... 55
4.30 แผนที่แสดงราคาที่ดินที่ได้จากการพยากรณ์แบบ SAR ในอำเภอเมืองเชียงใหม่..... 55

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

บทที่ 1

บทนำ

1.1 ความเป็นมาและความสำคัญของปัญหา

พื้นที่อำเภอเมืองเชียงใหม่ จังหวัดเชียงใหม่ มีการเติบโตอย่างต่อเนื่องและเป็นศูนย์กลางในการขยายธุรกิจด้านต่าง ๆ โดยเฉพาะธุรกิจอสังหาริมทรัพย์ ซึ่งส่งผลให้ความต้องการที่ดินเพื่อนำไปพัฒนาทางเศรษฐกิจมีเพิ่มขึ้นอย่างมาก การประเมินมูลค่าที่ดินจึงมีความสำคัญยิ่ง เนื่องจากเกี่ยวข้องกับธุรกรรมในตลาดเงิน ตลาดทุน และระบบเศรษฐกิจของประเทศ ในปัจจุบัน หน่วยงานภาครัฐที่ทำหน้าที่กำหนดราคาประเมินที่ดิน คือ กรมธนารักษ์ กระทรวงการคลัง อย่างไรก็ตาม จากการศึกษาพบว่าราคาประเมินที่ดินที่กำหนดขึ้นโดยภาครัฐส่วนมากมีราคาต่ำกว่าราคาที่ดินที่ซื้อขายจริงในตลาด โดยเฉลี่ยถึงร้อยละ 52.85 ซึ่งอาจนำไปสู่การสูญเสียรายได้ของภาครัฐจากการจัดเก็บภาษีอากรและค่าธรรมเนียม

ด้วยเหตุนี้ งานวิจัยก่อนหน้านี้โดย เพ็ญนิภา คำภู่ และ กัมปนาท ปิยะธำรงชัย จึงมีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลองการประเมินราคาที่ดินในพื้นที่อำเภอเมืองเชียงใหม่ให้ใกล้เคียงกับราคาตลาด เพื่อเป็นแนวทางในการเพิ่มรายได้ให้กับภาครัฐ โดยได้ใช้ข้อมูลแปลงที่ดินที่มีการซื้อขายและจดทะเบียนสิทธิและนิติกรรม จำนวน 122,614 ข้อมูล ระหว่างเดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2560 ถึง พฤศจิกายน พ.ศ. 2565 ร่วมกับการประยุกต์ใช้ระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ (GIS)

การวิเคราะห์ข้อมูลเดิมได้ใช้ การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression: MLR) ด้วยวิธีการถดถอยแบบเป็นขั้นตอน (Stepwise Regression) เพื่อหาความสัมพันธ์ของ 16 ปัจจัยที่มีผลต่อราคาที่ดิน ผลการศึกษาชี้ว่า ปัจจัยที่มีนัยสำคัญต่อราคาซื้อขายที่ดินมี 2 ปัจจัย ได้แก่ มูลค่าถนน และขนาดเนื้อที่แปลงที่ดิน (ความสัมพันธ์ผกผัน) ซึ่งแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด (Model 2) สามารถอธิบายความผันแปรของราคาซื้อขายที่ดินได้เท่ากับ ร้อยละ 87 (ค่า R^2 อยู่ที่ 0.87)

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

อย่างไรก็ตาม ผู้ศึกษาก่อนหน้าได้ให้ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคตว่า แม้แบบจำลองที่ได้จะมีตัวแปรถึง 16 ตัวแปร แต่ยังไม่สามารถอธิบายราคาที่ดินได้ถึงร้อยละ 13 และเนื่องจากแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ ที่ใช้ในการศึกษาไม่ได้คำนึงถึงผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงของเวลาหรือลักษณะความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ (Spatial Dependence) ที่อาจเกิดขึ้นในข้อมูล ซึ่งการพึ่งพาเชิงพื้นที่ถือเป็นลักษณะสำคัญของข้อมูลราคาที่ดิน

ดังนั้น การศึกษานี้จึงมุ่งเน้นการปรับปรุงและพัฒนาแบบจำลองเดิม โดยนำข้อมูลแปลงที่ดินซื้อขายที่รวบรวมไว้แล้ว จำนวน 122,614 ข้อมูล มาทำการวิเคราะห์ซ้ำด้วยเทคนิคเชิงสถิติขั้นสูงที่สามารถจัดการกับลักษณะเชิงพื้นที่ของข้อมูลได้โดยเฉพาะ การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณแบบพึ่งพาเชิงพื้นที่ (Spatial Autoregression Multiple Linear Regression: SAR MLR) การวิเคราะห์จะถูกดำเนินการผ่านสภาพแวดล้อมการเขียนโปรแกรม Python เพื่อเพิ่มประสิทธิภาพและความยืดหยุ่นในการประมวลผลข้อมูลเชิงพื้นที่ขนาดใหญ่ การประยุกต์ใช้แบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่และแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ ในครั้งนี้มีจุดมุ่งหมายเพื่อตรวจสอบว่าการนำโครงสร้างเชิงพื้นที่มาพิจารณาในการสร้างแบบจำลอง จะสามารถเพิ่มค่าสัมประสิทธิ์การทำนาย (R-squared) ให้สูงขึ้น และให้ความเข้าใจเชิงลึกเกี่ยวกับอิทธิพลของปัจจัยต่อราคาที่ดินในอำเภอเมืองเชียงใหม่ได้แม่นยำกว่าแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณเดิม (ร้อยละ 87) หรือไม่

แม้งานวิจัยเดิมจะสามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของราคาที่ดินได้ร้อยละ 87 ด้วยแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (MLR) แต่แบบจำลองดังกล่าวยังไม่สามารถสะท้อนความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ระหว่างแปลงที่ดินได้อย่างครบถ้วน ซึ่งเป็นลักษณะสำคัญของข้อมูลด้านอสังหาริมทรัพย์ที่มักมีการพึ่งพาอาศัยกันทางภูมิศาสตร์ (spatial dependence) การละเลยลักษณะดังกล่าวอาจทำให้ผลประมาณค่ามีความเอนเอียงและความแม่นยำลดลง จึงเกิดความจำเป็นในการพัฒนาแบบจำลองใหม่ที่สามารถรองรับความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ เช่น แบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ (Spatial Autoregression: SAR)

1.2 วัตถุประสงค์ของการวิจัย

1.2.1 เพื่อสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณและแบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ในการประเมินราคาที่ดินในเขตอำเภอเมืองเชียงใหม่

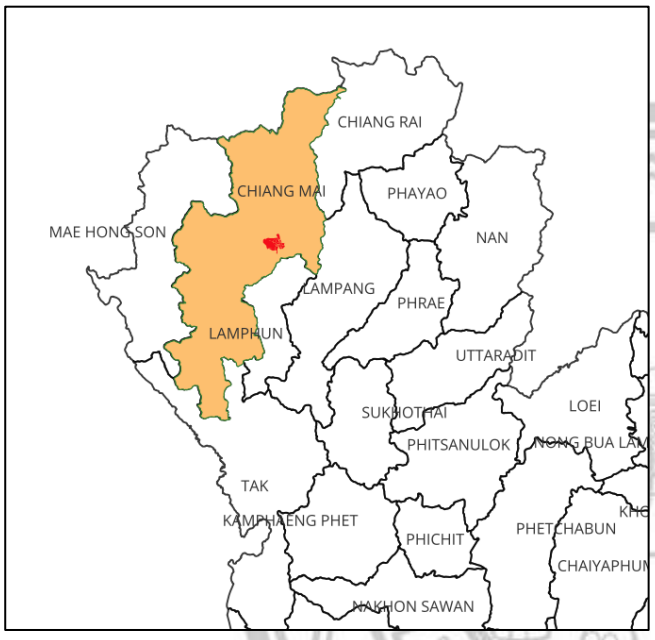
1.2.2 เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพและความแม่นยำของทั้งสองแบบจำลองในการประเมินราคาที่ดิน

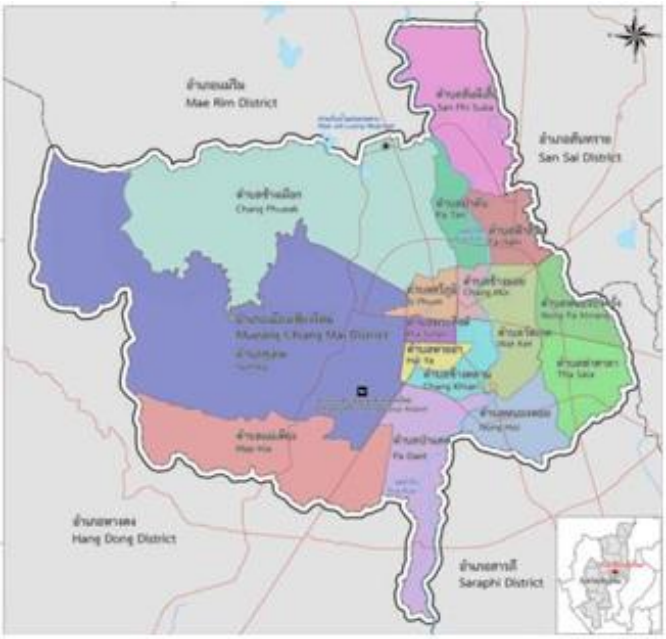
ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

1.3 ขอบเขตของงานวิจัย

1.3.1 ขอบเขตด้านเวลา: การศึกษานี้จะใช้ชุดข้อมูลหลักชุดเดิมที่ใช้ในการวิจัยต้นฉบับ ซึ่งเป็นข้อมูลแปลงที่ดินที่มีการซื้อขายและจดทะเบียนสิทธิและนิติกรรมที่สำนักงานที่ดินจังหวัดเชียงใหม่ จำนวน 122,614 ข้อมูล โดยครอบคลุมช่วงเวลาระหว่างเดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2560 ถึง พฤศจิกายน พ.ศ. 2565

1.3.2 ขอบเขตด้านพื้นที่: พื้นที่ศึกษาคือ เขตอำเภอเมืองเชียงใหม่ จังหวัดเชียงใหม่ ตามเขตการปกครองของกระทรวงมหาดไทย



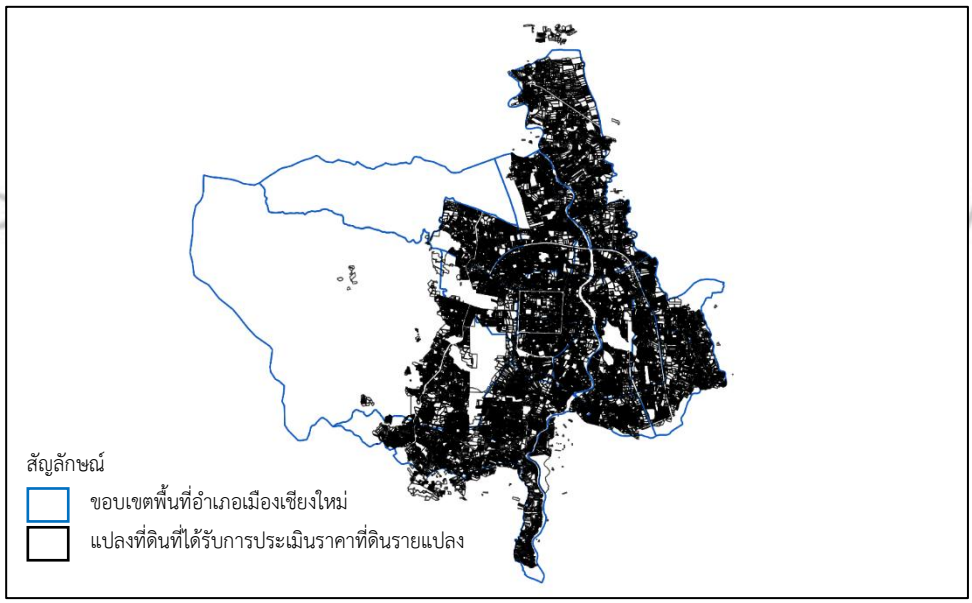


ภาพ 1.1 ตำแหน่งพื้นที่ศึกษา **ภาพ 1.2 พื้นที่ศึกษา**

1.3.3 ขอบเขตด้านเนื้อหา: การวิจัยนี้ศึกษาปัจจัยที่อาจมีอิทธิพลต่อราคาที่ดิน ได้แก่

ตัวแปรอิสระ คือ มูลค่าถนน (Street value) และขนาดเนื้อที่แปลงที่ดิน (Land Areas)

ตัวแปรตาม คือ ราคาซื้อขายที่ดินต่อตารางวา (Land Value)



ภาพ 1.3 พื้นที่ศึกษา แปลงที่ดินที่ได้รับการประเมินราคาที่ดินรายแปลงทั้งหมดในเขตพื้นที่อำเภอเมืองจังหวัดเชียงใหม่

1.4 ข้อตกลงเบื้องต้น

เพื่อให้การวิเคราะห์ข้อมูลแปลงที่ดินในพื้นที่อำเภอเมืองเชียงใหม่ที่ดำเนินการต่อยอดจากงานวิจัยเดิมเป็นไปตามวัตถุประสงค์ของการใช้แบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ และแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ และสภาพแวดล้อม Python ได้อย่างมีประสิทธิภาพ จึงมีการกำหนดข้อตกลงและขอบเขตเบื้องต้น ดังนี้:

1.4.1 การใช้ข้อมูลและพื้นที่ศึกษา (Data and Study Area Scope) การศึกษานี้จะใช้ชุดข้อมูลหลักชุดเดิมที่ใช้ในการวิจัยต้นฉบับ ซึ่งเป็นข้อมูลแปลงที่ดินที่มีการซื้อขายและจดทะเบียนสิทธิและนิติกรรมที่สำนักงานที่ดินจังหวัดเชียงใหม่ จำนวน 122,614 ข้อมูล โดยครอบคลุมช่วงเวลาระหว่างเดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2560 ถึง พฤศจิกายน พ.ศ. 2565 มีการใช้ตัวแปรตาม (Dependent Variable) คือ ราคาซื้อขายที่ดินต่อตารางวา และตัวแปรอิสระ (Independent Variables) ซึ่งประกอบด้วยปัจจัยย่อย คือ มูลค่าถนน และขนาดเนื้อที่แปลงที่ดิน โดยมีขอบเขตอำเภอเมืองเชียงใหม่ จังหวัดเชียงใหม่ ตามเขตการปกครองของกระทรวงมหาดไทย

1.4.2 หลักการและวัตถุประสงค์ของการปรับเปลี่ยนวิธีการวิเคราะห์ (Methodological Shift Principle) การวิเคราะห์ในครั้งนี้จะเปลี่ยนจากการใช้ การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ ด้วยวิธีการถดถอยแบบเป็นขั้นตอน (Stepwise Regression) มาเป็นแบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ เพื่อปรับปรุงประสิทธิภาพของแบบจำลอง การประยุกต์ใช้แบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ มีวัตถุประสงค์เพื่อแก้ไขข้อจำกัดที่แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณเดิมอาจไม่ได้คำนึงถึงผลกระทบของ ลักษณะความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ (Spatial Dependence) ซึ่งเป็นลักษณะสำคัญของข้อมูลราคาที่ดิน การดำเนินการวิเคราะห์ทางสถิติจะถูกดำเนินการโดยใช้ การเขียนโปรแกรมด้วยภาษา Python

1.4.3 เกณฑ์การประเมินผลลัพธ์ (Evaluation Criteria) ผลลัพธ์หลักที่ต้องการจากการวิเคราะห์แบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ คือการตรวจสอบว่าแบบจำลองใหม่นี้สามารถเพิ่มค่าสัมประสิทธิ์การทำนาย (R-squared) ได้สูงขึ้นกว่าผลลัพธ์ของแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณเดิมหรือไม่

มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

1.5 นิยามศัพท์เฉพาะ

การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression: MLR) หมายถึง วิธีการทางสถิติเชิงอนุมานที่ใช้ในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยอิสระหลายตัวแปรกับตัวแปรตาม เพื่อพัฒนาแบบจำลองสำหรับการพยากรณ์ราคาประเมินที่ดินในพื้นที่อำเภอเมืองเชียงใหม่

การวิเคราะห์การถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ (Spatial Autoregression (SAR) model) หมายถึง เป็นโมเดลถดถอยเชิงพื้นที่ ที่ออกแบบมาเพื่อจัดการกับ ความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ (spatial dependence / spatial autocorrelation) ระหว่างตัวแปรที่ศึกษาในพื้นที่ทางภูมิศาสตร์ ในโมเดล SAR ค่าตัวแปรตาม (dependent variable) ของแต่ละหน่วยพื้นที่จะขึ้นอยู่กับค่า ตัวแปรตามของพื้นที่ใกล้เคียง รวมถึงค่าของ ตัวแปรอิสระ (independent variables) ของหน่วยพื้นที่นั้น ๆ โมเดลนี้ช่วยให้สามารถ ลดความลำเอียงของค่าสัมประสิทธิ์ (bias) และ ปรับปรุงความแม่นยำของการทำนาย (prediction accuracy) เมื่อข้อมูลมีการกระจายตัวเชิงพื้นที่

วิธีการถดถอยแบบเป็นขั้นตอน (Stepwise Regression) หมายถึง วิธีการคัดเลือกตัวแปรอิสระเข้าสู่สมการการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ โดยจะช่วยเลือกตัวแปรอิสระที่มีความเหมาะสมและส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของตัวแปรตาม (ราคาซื้อขายที่ดิน) ได้มากที่สุด ซึ่งผู้วิจัยเลือกใช้วิธีนี้เนื่องจากให้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์พหุคูณมากที่สุด และช่วยคัดกรองปัญหาความสัมพันธ์กันเองของตัวแปรอิสระ (Multicollinearity)

ค่า R^2 (R Square) หมายถึง ค่าสัมประสิทธิ์การทำนาย (Coefficient of Determination) ที่บ่งบอกถึงประสิทธิภาพของแบบจำลองในการพยากรณ์หรืออธิบายความผันแปรของราคาประเมินที่ดิน (ตัวแปรตาม) ที่เหมาะสมที่สุดและมีประสิทธิภาพในการทำนาย

ค่า RMSE (Root Mean Squared Error) หมายถึง เป็นตัววัดว่าค่าที่พยากรณ์ (Predicted values) ของแบบจำลองแตกต่างจากค่าจริง (Observed values) โดยเฉลี่ยเท่าใด

Standardized Coefficients Beta หมายถึง ค่าสัมประสิทธิ์ที่แสดงถึงระดับอิทธิพลของแต่ละปัจจัยอิสระต่อการเปลี่ยนแปลงราคาที่ดินโดยเฉลี่ย โดยหากค่า Beta มีค่ามาก แสดงว่าปัจจัยนั้นมีอิทธิพลต่อการเปลี่ยนแปลงราคาที่ดินมากเช่นกัน (เช่น ปัจจัยมูลค่าถนนมีค่า Beta เท่ากับ 0.754)

Unstandardized Coefficients Beta หมายถึง ค่าสัมประสิทธิ์ที่แสดงถึงระดับอิทธิพลของแต่ละปัจจัยอิสระต่อการเปลี่ยนแปลงราคาที่ดินโดยเฉลี่ย เมื่อปัจจัยนั้นเปลี่ยนแปลงไป 1 หน่วย เช่น หากมูลค่าถนนเพิ่มขึ้น 1 บาท/ตารางวา จะส่งผลให้ราคาซื้อขายที่ดินเพิ่มขึ้น 1.183 บาท/ตารางวา

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

Multicollinearity หมายถึง ปัญหาทางสถิติที่ตัวแปรอิสระมีความสัมพันธ์กันเอง ซึ่งอาจถูกแก้ไขหรือคัดกรองออกไปด้วยวิธีการถดถอยแบบเป็นขั้นตอน (Stepwise Regression)

ราคาประเมินที่ดิน หมายถึง มูลค่าของที่ดินที่ถูกนำไปใช้ในธุรกรรมต่าง ๆ และเกี่ยวข้องกับระบบเศรษฐกิจ โดยในประเทศไทย กรมธนารักษ์ เป็นหน่วยงานภาครัฐที่ทำหน้าที่กำหนดราคาประเมินนี้ เพื่อใช้เป็นฐานในการจัดเก็บภาษีอากรและค่าธรรมเนียม

ระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ (Geographic Information System: GIS) หมายถึง เครื่องมือที่ถูกนำมาใช้ในการวิจัยนี้เพื่อช่วยในการประเมินราคาที่ดิน ทำให้การประเมินทำได้ง่าย สะดวก รวดเร็ว ถูกต้อง และเป็นมาตรฐานมากยิ่งขึ้น โดยใช้ในการสำรวจเก็บข้อมูลปัจจัยต่าง ๆ และวิเคราะห์ข้อมูลเชิงพื้นที่ (Spatial analysis)

มูลค่าถนน หมายถึง ปัจจัยหนึ่งในกลุ่มทำเลที่ตั้ง ซึ่งเป็นปัจจัยสำคัญที่มีอิทธิพลต่อราคาประเมินที่ดินในการศึกษาครั้งนี้ (เป็นปัจจัยที่มีอิทธิพลสูงที่สุด)

ข้อมูลแปลงที่ดินซื้อขาย กลุ่มตัวอย่างหลักในการวิจัย คือ ข้อมูลแปลงที่ดินที่มีการซื้อขายและมีการจดทะเบียนสิทธิและนิติกรรมที่สำนักงานที่ดินจังหวัดเชียงใหม่

1.6 คำถามของการวิจัย

แบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ (SAR) และแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (MLR) มีประสิทธิภาพในการทำนายราคาที่ดินในอำเภอเมืองเชียงใหม่แตกต่างกันหรือไม่?

1.7 สมมติฐานของการวิจัย

แบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ (SAR) มีประสิทธิภาพในการทำนายราคาที่ดินในอำเภอเมืองเชียงใหม่ได้ดีกว่าแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (MLR)

1.8 ประโยชน์ที่คาดว่าจะได้รับ

1.8.1 การเปรียบเทียบแบบจำลองทั้งสองจะช่วยให้ทราบว่าแบบจำลองใดที่สามารถทำนายราคาที่ดินในอำเภอเมืองเชียงใหม่ได้แม่นยำและน่าเชื่อถือกว่ากัน ซึ่งเป็นประโยชน์อย่างยิ่งในการประเมินมู.ลค่าที่ดิน

1.8.2 การใช้แบบจำลองเชิงพื้นที่จะช่วยให้เห็นถึงอิทธิพลของปัจจัยทางภูมิศาสตร์ เช่น ที่ตั้งแปลงที่ดิน หรือราคาของแปลงที่อยู่ใกล้เคียง ที่ส่งผลต่อราคาที่ดินได้อย่างชัดเจน

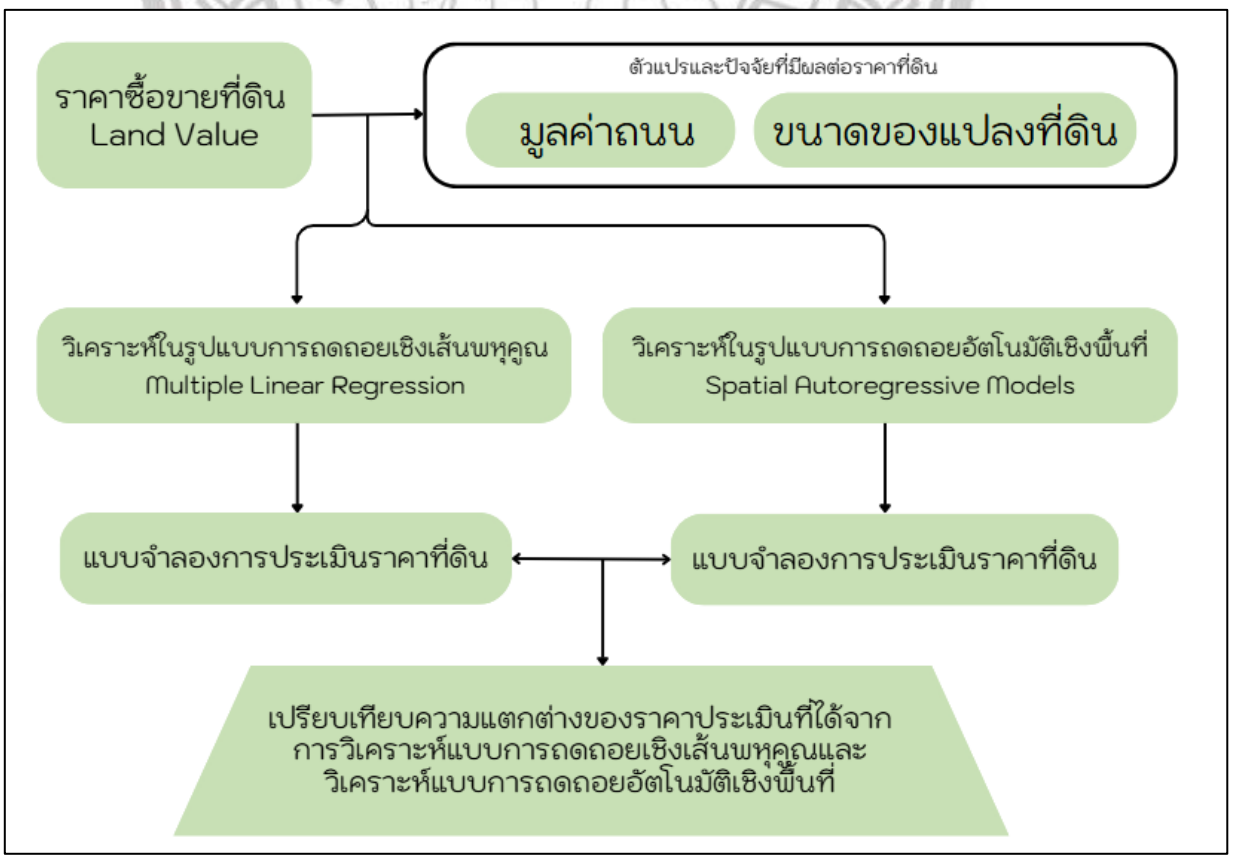
1.8.3 ผลการวิเคราะห์สามารถเป็นข้อมูลประกอบการตัดสินใจสำหรับภาครัฐและเอกชนในการวางแผนพัฒนาพื้นที่ การกำหนดราคาประเมินที่ดิน หรือการลงทุนในอสังหาริมทรัพย์

1.8.4 ผลการวิจัยสามารถนำไปประยุกต์ใช้เป็นแนวทางในการปรับปรุงเกณฑ์ราคาประเมินของกรมธนารักษ์หรือหน่วยงานภาครัฐที่เกี่ยวข้อง ตลอดจนใช้เป็นต้นแบบในการศึกษาประเมินมูลค่าที่ดินในพื้นที่อื่น ๆ โดยอาศัยการวิเคราะห์เชิงพื้นที่และการประมวลผลข้อมูลด้วยภาษา Python ซึ่งช่วยยกระดับการประเมินมูลค่าทรัพย์สินให้สอดคล้องกับสภาพเศรษฐกิจและพื้นที่จริงมากขึ้น

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

1.9 กรอบแนวคิดการวิจัย

การเปรียบเทียบการประเมินราคาที่ดินโดยใช้ แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression; MLR) และ แบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ (Spatial Autoregression Models; SAR) โดยใช้ตัวแปรที่มีนัยสำคัญในการประเมิน 3 ตัวแปร ประกอบด้วย ตัวแปรตามคือ ราคาซื้อขายที่ดิน ตัวแปรอิสระคือ มูลค่าถนนและขนาดของแปลงที่ดิน ซึ่งผลจากการวิเคราะห์ จะถูกนำไปพัฒนาเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมสำหรับการพยากรณ์ราคาประเมินที่ดิน ในพื้นที่อำเภอเมืองเชียงใหม่ จังหวัดเชียงใหม่ และนำการะยากรณ์ราคาประเมินที่ดินที่ได้ทั้ง 2 แบบจำลอง ไปเปรียบเทียบกับการกำหนดราคาประเมินที่ดิน จากสำนักงานธนารักษ์พื้นที่เชียงใหม่ กรมธนารักษ์ กระทรวงการคลัง ซึ่งเป็นผู้กำหนดราคาประเมินที่ดินโดยอาศัยหลักการประเมินราคาทรัพย์สิน และกระบวนงานประเมินราคาที่ดินรายแปลงของกรมธนารักษ์ ซึ่งการศึกษาครั้งนี้เพื่อเป็นแนวทางในการพัฒนาและปรับปรุงวิธีการปฏิบัติงาน ตลอดจนวิธีการประเมินราคาที่ดินภาครัฐให้ดีมากยิ่งขึ้นต่อไป ดังรูปที่ 1.4



ภาพ 1.4 กรอบแนวคิดที่ใช้ในการวิจัย

บทที่ 2

เอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

การทบทวนเอกสารและงานวิจัยที่เกี่ยวข้องในการศึกษาต่อยอดนี้ มุ่งเน้นไปที่บริบทของการประเมินราคาที่ดินในประเทศไทยโดยเฉพาะในพื้นที่อำเภอเมืองเชียงใหม่ การวิเคราะห์ปัจจัยกำหนดราคา และการวิพากษ์วิธีการทางสถิติที่ใช้ในการวิจัยต้นฉบับ เพื่อนำไปสู่การประยุกต์ใช้แบบจำลองเชิงพื้นที่ (Spatial Model) โดยมีรายละเอียดของประเด็นต่างๆ ดังนี้

2.1 บริบทและความสำคัญของการประเมินราคาที่ดินในพื้นที่ศึกษา

2.2 การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (MLR) และบริบทการประเมินราคาที่ดิน

2.3 แนวคิดของการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพื้นที่ (Spatial Regression)

2.4 การประยุกต์ใช้ด้วย Python และประเด็นทางคณิตศาสตร์เชิงคำนวณ

2.5 เอกสารงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

2.1 บริบทและความสำคัญของการประเมินราคาที่ดินในพื้นที่ศึกษา

พื้นที่อำเภอเมืองเชียงใหม่ จังหวัดเชียงใหม่ มีการเติบโตอย่างต่อเนื่อง และธุรกิจอสังหาริมทรัพย์มีการเติบโตเป็นอย่างมาก พื้นที่ดังกล่าวเป็นศูนย์กลางในการขยายธุรกิจด้านต่าง ๆ และการพัฒนาเศรษฐกิจของจังหวัด ด้วยเหตุนี้ราคาที่ดินจึงมีความสำคัญ ดังนี้

- ราคาที่ดินคือมูลค่าปัจจุบันของผลประโยชน์ที่ได้รับจากการใช้งานของแปลงที่ดิน ซึ่งเป็นมูลค่าที่แสดงออกทางการเงิน
- การประเมินมูลค่าที่ดินมีความสำคัญต่อธุรกรรมในตลาดเงิน ตลาดทุน และระบบเศรษฐกิจโดยรวมของประเทศ
- กรมธนารักษ์ กระทรวงการคลัง เป็นหน่วยงานภาครัฐที่มีหน้าที่กำหนดราคาประเมินที่ดิน โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อใช้เป็นเกณฑ์อ้างอิงหรือเป็นฐานในการจัดเก็บภาษีอากรและค่าธรรมเนียมจดทะเบียนสิทธิและนิติกรรม (เช่น ภาษีเงินได้, ภาษีธุรกิจเฉพาะ, ภาษีที่ดินและสิ่งปลูกสร้าง)

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ปัญหาที่นำไปสู่การวิจัย

- ปัญหาหลักคือ ราคาประเมินที่ดินที่จัดทำโดยกรมธนารักษ์ส่วนใหญ่มักมี ราคาต่ำกว่าราคาซื้อขายจริง ในตลาด
- สาเหตุเกิดจากการที่ประชาชนส่วนมากแจ้งราคาซื้อขายในการจดทะเบียนสิทธิและนิติกรรมต่ำกว่าความเป็นจริง เพื่อลดภาระค่าธรรมเนียมและภาษี
- การประเมินราคาที่ต่ำเกินไปทำให้ภาครัฐ สูญเสียรายได้ จากการจัดเก็บภาษีอากรและค่าธรรมเนียมจำนวนมาก
- งานวิจัยต้นฉบับจึงมีวัตถุประสงค์เพื่อหาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการกำหนดราคาประเมินที่ดิน และพัฒนาแบบจำลองที่เหมาะสมเพื่อพยากรณ์ราคาให้ใกล้เคียงกับราคาซื้อขายจริงและสภาพข้อเท็จจริงมากขึ้น

2.2 การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (MLR) และบริบทการประเมินราคาที่ดิน

สมการของ MLR มีรูปแบบดังนี้

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \cdots + \beta_n X_{ni} + \varepsilon_i$$

Y **ตัวแปรตาม (Dependent Variable) หรือ ตัวแปรเกณฑ์** คือ ราคาที่ต้องการพยากรณ์ เช่น ราคาประเมินที่ดิน (บาท ต่อ ตารางวา) หรือราคาซื้อขายที่ดิน

β_0 **ค่าส่วนตัดแกน Y (Constant Term)** คือ ค่าคงที่ในสมการ (Intercept) ซึ่งอาจบ่งบอกถึงมูลค่าเอกลักษณ์เฉพาะตัวของสินค้านั้น ๆ (ถ้าหากไม่เป็นศูนย์อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ)

$X_1, X_2, \cdots, X_n$ **ตัวแปรอิสระ (Independent Variables)** คือ คุณลักษณะหรือปัจจัยต่าง ๆ ที่คาดว่ามีอิทธิพลต่อตัวแปรตาม (Y) เช่น คุณสมบัติทางกายภาพ (ความลึกแปลงที่ดิน) หรือทำเลที่ตั้ง (ระยะห่างจากศูนย์การค้า)

$\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_n$ **ค่าสัมประสิทธิ์ความถดถอย (Regression Coefficients)** คือ ราคาแฝง (Implicit Price) หรือ ผลประโยชน์ส่วนเพิ่ม (Marginal Implicit Price) ของคุณลักษณะ X_jค่านี้บ่งบอกถึงทิศทาง (บวกหรือลบ) และ ขนาดของการเปลี่ยนแปลงใน Y เมื่อเปลี่ยนไป 1 หน่วย

การระบุทิศทางของอิทธิพล: ถ้า β_j มีค่าเป็นบวก (+) หมายความว่า ปัจจัย X_j มีความสัมพันธ์ในทิศทางเดียวกันกับราคาที่ดิน (เช่น ความกว้างผิวจราจรเพิ่มขึ้น ราคาที่ดินก็เพิ่มขึ้น)

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ถ้า β_j มีค่าเป็นลบ (-) หมายความว่า ปัจจัย x_j มีความสัมพันธ์ในทิศทางตรงกันข้ามหรือผกผัน กับราคาที่ดิน (เช่น ระยะห่างจากห้างสรรพสินค้าเพิ่มขึ้น ราคาที่ดินจะลดลง)

ε ค่าความคลาดเคลื่อน (Error Term / Residual) คือ ส่วนที่ไม่สามารถอธิบายได้ด้วยตัวแปรอิสระที่รวมอยู่ในแบบจำลอง ซึ่งเป็นผลมาจากปัจจัยอื่น ๆ ที่ไม่ได้วัดค่าหรือนำเข้ามาในสมการ

MLR ในฐานะแบบจำลองพื้นฐาน การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression: MLR) หรือวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary Least Square: OLS) เป็นเทคนิคทางสถิติที่ใช้ในการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรตาม (Y) กับตัวแปรอิสระ (X) มากกว่าหนึ่งตัวแปร โดยมีวัตถุประสงค์หลักเพื่อประมาณค่าตัวแปรตาม MLR เป็นแบบจำลองที่นิยมใช้ในงานวิจัยการประเมินราคาอสังหาริมทรัพย์ที่ใช้ แบบจำลองราคาเฮโดนิก (Hedonic Price Model) ซึ่งกำหนดให้ราคาที่อยู่อาศัยหรือที่ดิน (P) ขึ้นอยู่กับคุณลักษณะด้านโครงสร้าง (S) ทำเลที่ตั้ง (L) และสภาพแวดล้อม (N)

งานวิจัยของเพ็ญนิภาใช้การวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ ด้วยวิธีการถดถอยแบบเป็นขั้นตอน (Stepwise Regression) ผ่านโปรแกรม IBM SPSS Statistics 26 ผลการคัดเลือกแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด ซึ่งผู้วิจัยเลือกวิธีนี้เพราะให้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์พหุคูณสูงสุด และช่วยลดปัญหา Multicollinearity แบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์พหุคูณ (R) มากที่สุด คือ 0.93 แบบจำลองดังกล่าวมีค่าสัมประสิทธิ์การตัดสินใจ (R^2) อยู่ที่ 0.87 หมายความว่า แบบจำลองนี้สามารถพยากรณ์ราคาซื้อขายที่ดินได้ ร้อยละ 87 แบบจำลองนี้ได้ทำการทดสอบค่า Durbin-Watson ซึ่งชี้ให้เห็นว่า ไม่มีปัญหาความสัมพันธ์ภายในตัวเอง (Autocorrelation) ในแบบจำลอง

ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อราคาที่ดิน ปัจจัยที่มีอิทธิพลในทิศทางบวกต่อราคาประเมินที่ดิน ได้แก่ มูลค่าถนน ปัจจัยที่มีอิทธิพลในทิศทางลบ ได้แก่ ขนาดเนื้อที่แปลงที่ดิน แบบจำลองที่ได้อธิบายราคาซื้อขายที่ดินได้เพียงร้อยละ 87 เท่านั้น หมายความว่ายังมีปัจจัยอื่น ๆ ที่ยังไม่สามารถอธิบายได้อีกร้อยละ 13 แบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (MLR) ที่ใช้ในการศึกษานี้ ไม่ได้คำนึงถึงผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงของเวลา และข้อมูลที่นำมาใช้ (จำนวน 122,614 ข้อมูล ระหว่างเดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2560 ถึงพฤศจิกายน พ.ศ. 2565) ก็ไม่สะท้อนถึงการเปลี่ยนแปลงของราคาที่ดินตามช่วงระยะเวลาต่าง ๆ

ข้อจำกัดของ MLR ในข้อมูลเชิงพื้นที่ งานวิจัยประเมินราคาที่ดินในพื้นที่ศึกษา เช่น ในอำเภอเมืองเชียงใหม่ และเขตจตุจักร กรุงเทพมหานคร มักใช้ MLR ซึ่งแม้จะสามารถอธิบายความสัมพันธ์ของข้อมูลได้ในระดับหนึ่ง (เช่น ประมาณร้อยละ 87 ในกรณีศึกษาเชียงใหม่ และร้อยละ

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

78 ในเขตจตุจักร) แต่ก็ยังมีส่วนที่เหลือที่แบบจำลองไม่สามารถอธิบายได้ (เช่น ร้อยละ 13 ในกรณีศึกษาเชียงใหม่) ข้อจำกัดที่สำคัญของ MLR ในข้อมูลเชิงพื้นที่คือการเพิกเฉยต่อความสัมพันธ์ในเชิงพื้นที่ (Spatial Autocorrelation) ซึ่งเป็นไปตามหลักการ "กฎข้อแรกของภูมิศาสตร์ (The first law of geography)" ที่ระบุว่าสิ่งใกล้เคียงกันจะมีความสัมพันธ์กันมากกว่าสิ่งไกลกัน หากตัวแปรตาม (เช่น ราคาที่ดิน) มีความสัมพันธ์ในเชิงพื้นที่อยู่จริง การใช้ OLS/MLR อาจทำให้การประมาณค่าสัมประสิทธิ์ (β *หรือค่าเบต้า*) ของแบบจำลองเกิดความเอนเอียง (biased) และไม่สอดคล้อง (inconsistent)

2.3 แนวคิดของการวิเคราะห์การถดถอยเชิงพื้นที่ (Spatial Regression)

เพื่อแก้ไขปัญหาที่เกิดจากความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ (Spatial Dependence) ในแบบจำลอง MLR จึงจำเป็นต้องใช้แบบจำลองการถดถอยเชิงพื้นที่ (Spatial Regression Models) แบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ (SAR) เป็นแบบจำลองที่นิยมที่สุดในสาขาวิชาเศรษฐมิติเชิงพื้นที่ (Spatial Econometrics) SAR โมเดลเป็นการขยายแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นมาตรฐาน โดยการเพิ่ม ตัวแปรตามที่ถูกถ่วงน้ำหนักเชิงพื้นที่ (*Spatially Lagged Dependent Variable:* Wy) เข้ามาในสมการ

สมการของ SAR มีรูปแบบดังนี้

$$Y = \rho Wy + \mathcal{X}\beta + \mathcal{E}$$

ρ **(rho)** คือ สัมประสิทธิ์เชิงพื้นที่ (Autoregressive scalar parameter) ที่แสดงถึงความแข็งแกร่งของความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ ในตัวแปรตาม (Y) หาก ρ = 0 แบบจำลอง SAR จะกลายเป็นแบบจำลองกำลังสองน้อยที่สุด (OLS)

Wy คือ ตัวแปรตามของยูนิตข้างเคียงที่ถูกถ่วงน้ำหนักด้วยเมทริกซ์น้ำหนักเชิงพื้นที่ (W) ซึ่งเป็น ตัวแปรภายใน (endogenous regressor)

$\mathcal{X}$ เมทริกซ์ตัวแปรอิสระ (n×k)

β สัมประสิทธิ์บนตัวแปรอิสระ แต่ไม่สามารถตีความตรง ๆ เป็นผลรวมสุดท้าย เพราะมีการคูณด้วย $(I - \rho W)^{-1}$

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ผลกระทบเชิงพื้นที่ (Spatial Spillovers) แบบจำลอง SAR และแบบจำลองที่มีตัวแปร Wy (เช่น Spatial Durbin Model: SDM) แสดงให้เห็นถึงผลกระทบเชิงพื้นที่ในรูปแบบผลกระทบทางอ้อม (Indirect Effects) หรือ ผลกระทบจากการกระจายตัว (Spatial Spillovers) การเปลี่ยนแปลงในตัวแปรอิสระ (X_r) ของพื้นที่หนึ่ง (i) จะไม่เพียงแต่ส่งผลต่อพื้นที่นั้น (ผลกระทบโดยตรง: Direct Impact) แต่ยังส่งผลต่อพื้นที่อื่น ๆ (j) ด้วย ตัวแปร $S_r(W) = (I_n - \rho W)^{-1}\beta_r$ ทำหน้าที่เป็นเมทริกซ์ **"ตัวคูณ (multiplier)"** ที่ขยายผลกระทบของตัวแปรไปยังความสัมพันธ์กับเพื่อนบ้านในลำดับที่สูงขึ้น

วิธีการประมาณค่าสำหรับ SAR (SAR Estimation) เนื่องจาก เป็นตัวแปรภายใน (endogenous) ทำให้ OLS ไม่สามารถนำมาใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ได้อย่างมีประสิทธิภาพ

Maximum Likelihood (ML) วิธีการประมาณค่าความน่าจะเป็นสูงสุดเป็นวิธีการที่ใช้กันทั่วไป วิธีการนี้สามารถลดปัญหาการหาค่าเหมาะสมที่สุด (optimization) หลายตัวแปรลงเป็นการหาค่าเหมาะสมที่สุดของพารามิเตอร์ ρ เพียงตัวแปรเดียว (Univariate optimization) โดยการหาค่าความน่าจะเป็นสูงสุดแบบรวมศูนย์ (Concentrated Log-likelihood) สำหรับ β และ σ^2

Generalized Method of Moments (GMM) และ 2SLS วิธีการทางเลือกอื่น ๆ ที่ใช้เพื่อขจัดความไม่มีประสิทธิภาพและความไม่สอดคล้องที่เกิดจากความสัมพันธ์เชิงพื้นที่คือ GMM และ Two-Stage Least Squares (2SLS)

Bayesian MCMC: วิธีการ Markov Chain Monte Carlo (MCMC) โดยเฉพาะอย่างยิ่ง Gibbs sampling ได้รับความนิยมในเศรษฐมิติและสถิติเชิงคณิตศาสตร์ วิธีการนี้สามารถใช้ในการประมาณค่าพารามิเตอร์ β, σ^2, ρ ได้ โดยเฉพาะอย่างยิ่งในแบบจำลอง SAR ที่มีข้อกำหนดที่ซับซ้อน เช่น ความแปรปรวนไม่คงที่ (Heteroscedasticity)

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright© by Naresuan University
All rights reserved

การวิเคราะห์การถดถอยเชิงพื้นที่ (Spatial Regression) โดยเฉพาะ Spatial Autoregression (SAR) เป็นการต่อยอดที่สำคัญ เนื่องจากราคาที่ดินเป็นข้อมูลที่มีการพึ่งพาอาศัยกันในเชิงพื้นที่ (Spatial Dependence) ความจำเป็นในการใช้ SAR เนื่องจากแบบจำลอง MLR ดั้งเดิม มีค่าเพียง 87% การนำ SAR มาใช้จะช่วยจัดการกับปัญหาการพึ่งพาอาศัยกันระหว่างแปลงที่ดินที่อยู่ใกล้เคียงกัน (Spatial effects) ซึ่งเป็นปัจจัยภายนอก (Unobserved factors) ที่ทำให้โมเดล MLR ไม่สมบูรณ์ (13% ที่เหลือ) การนำ MLR มาวิเคราะห์ซ้ำด้วย Python (นอกเหนือจาก SPSS เดิม) จะเป็นประโยชน์ในการยืนยันผลการศึกษาดั้งเดิม และเป็นฐานสำหรับการเปรียบเทียบประสิทธิภาพการพยากรณ์กับแบบจำลอง SAR (ซึ่งเป็นที่ทราบกันว่ามักถูกนำมาใช้กับข้อมูลที่มีมิติเชิงพื้นที่สูงอย่าง

ราคาอสังหาริมทรัพย์) เพื่อดูว่า SAR สามารถเพิ่มค่า ให้สูงกว่า 87% ได้หรือไม่ การวิเคราะห์ SAR และ MLR ใหม่นี้จะยังคงสามารถใช้ชุดปัจจัยดั้งเดิมที่ได้มีการทดสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ โดยสรุปได้ว่าใช้ตัวแปรที่มีนัยสำคัญในการประเมิน 3 ตัวแปร ประกอบด้วย ตัวแปรตามคือ ราคาซื้อขายที่ดิน ตัวแปรอิสระคือ มูลค่าถนนและขนาดของแปลงที่ดิน

2.4 การประยุกต์ใช้ด้วย Python และประเด็นทางคณิตศาสตร์เชิงคำนวณ

การต่อยอดงานวิจัยโดยใช้ Python ในการวิเคราะห์ MLR และ SAR นั้นเป็นไปได้ในทางปฏิบัติ แม้ว่าแหล่งข้อมูลที่ให้มาจะเน้นการอธิบายเชิงคำนวณโดยใช้ภาษา **MATLAB** แต่แนวคิดการเพิ่มประสิทธิภาพเชิงคำนวณเป็นหัวใจสำคัญในการจัดการกับชุดข้อมูลขนาดใหญ่ (Large Spatial Data Sets) ซึ่งตรงกับความสามารถของ Python ในปัจจุบัน

2.4.1 ไลบรารี (Libraries) ที่ใช้ในการคำนวณแบบจำลอง

geopandas (gpd) โดยมีชื่อเต็มว่า *Geographic Pandas* เป็นไลบรารีสำหรับจัดการข้อมูลภูมิสารสนเทศ (Spatial Data) เช่น shapefile, GeoJSON เพื่อเพิ่มความสามารถของ pandas ให้จัดการข้อมูลเชิงพื้นที่ได้ รองรับการอ่าน/เขียนไฟล์ shapefile (.shp) ใช้ร่วมกับ matplotlib เพื่อแสดงผลแผนที่ ใช้เปิด แก้ไข และวิเคราะห์ข้อมูลเชิงพื้นที่ เช่น ขอบเขตพื้นที่ เขตการปกครอง หรือค่าราคาที่ดินที่มีพิกัดกำกับ

pandas (pd) ไลบรารีพื้นฐานสำหรับการจัดการข้อมูลในรูปแบบตาราง (DataFrame) ใช้จัดการข้อมูลเชิงสถิติ เช่น การนำเข้า CSV, การกรองข้อมูล, การคำนวณเฉลี่ย ทำงานร่วมกับ numpy ได้ดี ใช้เตรียมข้อมูลตัวแปรอิสระและตัวแปรตามก่อนนำเข้าสู่การวิเคราะห์ MLR และ SAR

numpy (np) ไลบรารีสำหรับการคำนวณทางคณิตศาสตร์และสถิติด้วยอาเรย์ (Arrays) รองรับการคำนวณทางตัวเลข เช่น matrix, vector ใช้เป็นพื้นฐานให้หลายไลบรารี เช่น pandas และ scikit-learn ใช้จัดการค่าตัวเลขในกระบวนการคำนวณ เช่น การหาค่าเฉลี่ย ความแปรปรวน หรือการคำนวณเมทริกซ์น้ำหนักเชิงพื้นที่

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

matplotlib.pyplot (plt) ไลบรารีสำหรับสร้างกราฟและแผนภาพ ใช้แสดงผลกราฟเส้น กราฟแท่ง และแผนที่ สามารถรวมกับ geopandas เพื่อทำแผนที่ Spatial Visualization ได้ ใช้แสดงผลความสัมพันธ์ของตัวแปร หรือเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อน (RMSE, R^2) ของแบบจำลอง

scikit-learn (sklearn) ไลบรารีหลักสำหรับ Machine Learning และการวิเคราะห์เชิงสถิติ ใช้แบ่งข้อมูลเป็นชุด ฝึก (training) และ ทดสอบ (testing) เพื่อประเมินประสิทธิภาพของโมเดล สร้างแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (MLR) ใช้วัดความแม่นยำของโมเดล (R^2, RMSE, MAE) เป็นเครื่องมือหลักในการสร้างแบบจำลอง MLR และวัดค่าความแม่นยำก่อนเปรียบเทียบกับ SAR

PySAL (Python Spatial Analysis Library) ไลบรารีเฉพาะสำหรับ การวิเคราะห์เชิงพื้นที่ (Spatial Analysis) เป็นหัวใจของการทำ SAR ภายใน PySAL ที่ใช้มีหลายส่วนย่อยดังนี้ libpysal ใช้สร้าง “เมทริกซ์น้ำหนักเชิงพื้นที่” (Spatial Weight Matrix) กำหนดความสัมพันธ์ระหว่างพื้นที่ เช่น พื้นที่ที่ติดกันหรืออยู่ใกล้กัน, Queen พิจารณาความเชื่อมโยงจากการ “ติดกันทุกด้านหรือมุม”, KNN พิจารณาจาก “K จุดที่ใกล้ที่สุด”, และ DistanceBand พิจารณาจากระยะทางที่กำหนด

spreg (Spatial Regression) โมดูลย่อยของ PySAL สำหรับสร้างแบบจำลอง Spatial Regression ใช้สร้างโมเดล SAR เพื่อวิเคราะห์ผลกระทบของพื้นที่ใกล้เคียง (spatial effect) ต่อราคาที่ดิน

2.4.2 การเปรียบเทียบ MLR/OLS และ SAR ด้วย Python การใช้ Python Libraries เช่น Scikit-learn สามารถรองรับการวิเคราะห์ MLR/Linear Regression สำหรับการวิเคราะห์ SAR/Spatial Econometrics นั้น ข้อมูลชี้ให้เห็นว่าการคำนวณที่เกี่ยวข้องกับเมทริกซ์น้ำหนักเชิงพื้นที่สามารถนำไปใช้ในภาษาต่าง ๆ ได้

2.4.3 ความท้าทายเชิงคำนวณสำหรับ SAR การประมาณค่า ML ในแบบจำลอง SAR ต้องมีการคำนวณ ลอการิทึมของดีเทอร์มิแนนต์ ($\ln|I_n - \rho W|$) ซึ่งเป็นส่วนหนึ่งของฟังก์ชัน Log-Likelihood การประยุกต์ใช้ อัลกอริทึมเมทริกซ์กระจัด (Sparse Matrix Algorithms) ในการคำนวณฟังก์ชันความน่าจะเป็นสูงสุดของ SAR/SDM/SEM เป็นสิ่งจำเป็นเพื่อให้สามารถวิเคราะห์แบบจำลองขนาดใหญ่ได้อย่างรวดเร็ว (เช่น ข้อมูล 3,107 ตัวอย่าง) และใช้หน่วยความจำคอมพิวเตอร์ (RAM) น้อยที่สุด การประมาณค่า SAR ML ประกอบด้วยขั้นตอนสำคัญ เช่น การทำ OLS สองครั้ง และการหาค่า ที่เหมาะสมที่สุดโดยใช้ฟังก์ชัน Log-likelihood แบบรวมศูนย์

2.4.4 การเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลอง การเปรียบเทียบระหว่าง MLR (OLS) กับ SAR มักทำโดยการ การทดสอบสมมติฐานหลัก ($\rho = 0$) เพื่อยืนยันว่ามีความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ในแบบจำลองจริง โดยทั่วไปแล้ว แบบจำลองเชิงพื้นที่ (SAR, SEM) มักจะมีความเหมาะสมกับข้อมูล (Fit the data) ดีกว่าแบบจำลอง OLS ที่ไม่เชิงพื้นที่ (Non-spatial model) เมื่อพิจารณาจากสถิติ AIC การใช้ SAR สามารถเปลี่ยนแปลงการอนุมานทางสถิติของตัวแปรอิสระ (เช่น ค่า t-statistic) ได้ เมื่อเทียบกับผลลัพธ์จาก OLS ที่มีความเอนเอียง

ดังนั้น การต่อยอดโดยใช้ Python ในการวิเคราะห์ MLR (เพื่อเป็นฐานเปรียบเทียบ) และ SAR (เพื่อจัดการกับผลกระทบเชิงพื้นที่) เป็นการวิจัยที่ทันสมัยและใช้แนวคิดทางสถิติที่เหมาะสมกับข้อมูลราคาที่ดิน

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

2.5 เอกสารงานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

เพ็ญนิภา คำภู่ และ กัมปนาท ปิยะธำรงชัย (2567) การประยุกต์ใช้ระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์เพื่อพัฒนาแบบจำลอง การประเมินราคาที่ดิน กรณีศึกษา อำเภอเมืองเชียงใหม่ จังหวัดเชียงใหม่ มีวัตถุประสงค์เพื่อสร้างแบบจำลองการประเมินราคาที่ดินในอำเภอเมืองเชียงใหม่ และเป็นแนวทางให้ภาครัฐกำหนดราคาประเมินที่ดินให้ใกล้เคียงกับราคาตลาด ซึ่งจะช่วยเพิ่มรายได้ให้กับภาครัฐ การศึกษาได้ดำเนินการในพื้นที่อำเภอเมืองเชียงใหม่ จังหวัดเชียงใหม่ โดยใช้กลุ่มตัวอย่าง 2 กลุ่ม: ข้อมูลแปลงที่ดินที่มีการซื้อขายและจดทะเบียนสิทธิและนิติกรรม ที่สำนักงานที่ดินจังหวัดเชียงใหม่ ระหว่างเดือนพฤษภาคม พ.ศ. 2560 ถึงพฤศจิกายน พ.ศ. 2565 จำนวน 122,614 ข้อมูล ข้อมูลเหล่านี้ถูกคัดเลือกโดยใช้ค่า A/S Ratio (Assessed Value/Sales Ratio) ระหว่าง 0.65 – 1.00 และแบบสอบถามออนไลน์ (Google Forms) จำนวน 300 ราย เพื่อสอบถามความคิดเห็นของประชาชนเกี่ยวกับปัจจัยที่มีผลต่อราคาที่ดิน การวิเคราะห์ข้อมูล ใช้สถิติเชิงพรรณนาและสถิติเชิงอนุมาน รวมถึงค่าเฉลี่ย ร้อยละ ค่าสูงสุด ค่าต่ำสุด และการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression) ด้วยวิธีการถดถอยแบบเป็นขั้นตอน (Stepwise Regression) ที่ระดับนัยสำคัญ 0.05 ในการวิเคราะห์เบื้องต้น มีการพิจารณาปัจจัยหลัก 3 กลุ่ม 16 ตัวแปร ได้แก่ คุณสมบัติของแปลงที่ดิน ทำเลที่ตั้ง และข้อจำกัดทางกฎหมาย การศึกษาพบว่าแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดในการพยากรณ์ราคาประเมินที่ดิน คือ แบบจำลองที่ 5 ซึ่งมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์พหุคูณ (R) เท่ากับ 0.93 และค่า R-squared (R^2) เท่ากับ 0.87 หมายความว่าแบบจำลองนี้สามารถอธิบายการเปลี่ยนแปลงของราคาซื้อขายที่ดินได้ร้อยละ 87 โดยมี 2 ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อราคาประเมินที่ดิน ดังนี้ มูลค่าถนน (Street Value): มีอิทธิพลมากที่สุด โดยหากมูลค่าถนนเพิ่มขึ้น 1 บาท/ตารางวา จะทำให้ราคาซื้อขายที่ดินเพิ่มขึ้น 1.183 บาท/ตารางวา และปัจจัยที่มีความสัมพันธ์ในทิศทางลบ (ราคาที่ดินลดลง):ขนาดเนื้อที่แปลงที่ดิน: หากที่ดินมีขนาดเพิ่มขึ้น 1 ตารางวา จะทำให้ราคาซื้อขายที่ดินลดลง 15.498 บาท/ตารางวา เมื่อนำราคาที่ได้จากสมการพยากรณ์มาเปรียบเทียบกับราคาประเมินที่ดินของกรมธนารักษ์ พบว่า ราคาที่ดินจากแบบจำลองนี้สูงกว่าราคาประเมินของกรมธนารักษ์เฉลี่ยร้อยละ 52.85 และสูงกว่าราคาซื้อขายที่แจ้งจดทะเบียนเฉลี่ยร้อยละ 22.36 สาเหตุหนึ่งที่ราคาประเมินของกรมธนารักษ์มักจะต่ำกว่าราคาตลาดและราคาที่วิจัยพบ คือ ประชาชนส่วนใหญ่แจ้งราคาซื้อขายไม่ตรงตามความเป็นจริง (แจ้งต่ำกว่าความเป็นจริง) เพื่อลดค่าธรรมเนียมและภาษีในการจดทะเบียน

ธีรโชติ สมบูรณ์พาณิชกิจ และ ปรีดา พิชยาพันธ์ (2564) การประเมินผลกระทบของทางต่างระดับต่อราคาที่ดินในเมืองเชียงใหม่ งานวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาผลกระทบของการก่อสร้างทางแยกต่างระดับ (Grade Separation) ต่อมูลค่าที่ดินรายแปลงในเขตเมืองเชียงใหม่ โดยเน้นไปที่การเปลี่ยนแปลงมูลค่าที่ดินซึ่งถือเป็นผลประโยชน์ทางอ้อม (Indirect Benefits) ของโครงการก่อสร้างเส้นทาง นักวิจัยใช้แบบจำลอง Hedonic Price รูปแบบสมการถดถอยเชิงเส้นตรง (Linear

มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

Regression) เพื่อวิเคราะห์ราคาประเมินที่ดินรายแปลง โดยข้อมูลที่ใช้ในการศึกษาเป็น ข้อมูลภาคตัดขวาง (Cross Sectional Data) ของราคาประเมินที่ดินจากกรมธนารักษ์ รอบบัญชี พ.ศ. 2559 ถึง พ.ศ. 2562 ข้อมูลที่ดินที่นำมาวิเคราะห์อยู่ในบริเวณทางต่างระดับบนถนนทางหลวงหมายเลข 11 (ซุปเปอร์ไฮเวย์ เชียงใหม่ - ลำปาง) จำนวน 2 แห่ง คือ ทางลอดแยกข่วงสิงห์ (Underpass) และ ทางข้ามแยกดอนจั่น (Overpass) ตัวแปรปัจจัยที่นำมาพิจารณาแบ่งออกเป็น 3 กลุ่มหลัก ได้แก่ ลักษณะทางกายภาพ (เช่น ขนาดพื้นที่, ราคาถนนที่ใกล้เคียง, ชนิดถนน), ตำแหน่งที่ตั้ง (เช่น ระยะทางถึงทางต่างระดับ, ระบบขนส่งสาธารณะ, ถนนที่ใกล้ที่สุด) และ สภาพแวดล้อม (เช่น ระยะทางถึงโรงพยาบาล , สถานศึกษา, สถานที่ราชการ, ตลาด/ห้างสรรพสินค้า) เนื่องจากราคาประเมินที่ดินที่อยู่ติดกันมักมีความสัมพันธ์กัน จึงมีการนำเทคนิคการวิเคราะห์เชิงพื้นที่ (Spatial Analysis Technique) และแบบจำลองความสัมพันธ์เศรษฐมิติเชิงพื้นที่ (Spatial Econometric Model) เช่น Spatial Lag Model และ Spatial Error Model มาประยุกต์ใช้ร่วมกับการประมาณค่าด้วยวิธีกำลังสองน้อยที่สุด (Ordinary Least Square - OLS) เพื่อแก้ไขปัญหาความไม่เป็นอิสระต่อกันเชิงพื้นที่ โดยจากการทดสอบค่า Moran's I Statistic พบว่าชุดข้อมูลมีอิทธิพลเชิงพื้นที่เกี่ยวข้องด้วย โดยทางลอดแยกข่วงสิงห์มีค่า Moran's I เท่ากับ 0.815 และทางข้ามแยกดอนจั่นมีค่าเท่ากับ 0.858 ซึ่งถือว่ามีค่าสูงทั้งคู่ ผลการประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลองเชิงพื้นที่ (Spatial Error Model ซึ่งมีความเหมาะสมมากกว่า Spatial Lag Model) สรุปผลกระทบหลักต่อราคาประเมินที่ดินได้ดังนี้ ปัจจัยด้านตำแหน่งที่ดินที่มีผลต่อราคาประเมินที่ดินมากที่สุด เรียงตามลำดับคือ ถนน (แสดงอิทธิพลเชิงลบทั้งทางลอดและทางข้าม) , สถานที่ราชการ, โรงพยาบาล, ระบบขนส่งสาธารณะ/สถานีรถโดยสารประจำทาง และสถานศึกษา/ห้างสรรพสินค้า ตำแหน่งทำเลที่ตั้งของที่ดินโดยเฉพาะบริเวณทางแยกต่างระดับมีอิทธิพลต่อราคาประเมินที่ดินรายแปลงอย่างชัดเจน ผลลัพธ์นี้เป็นประโยชน์ต่อ นักวางแผน นักวิจัย และหน่วยงานภาครัฐและเอกชน ในการวิเคราะห์ผลประโยชน์ทางอ้อมของโครงการก่อสร้างโครงสร้างพื้นฐาน ข้อจำกัดของการศึกษาคือ การไม่ได้พิจารณาตัวแปรเชิงเวลา (Panel Data) และการใช้ราคาประเมินแทนราคาตลาด ซึ่งหากพิจารณาตัวแปรเหล่านี้ด้วย อาจทำให้แบบจำลองมีความถูกต้องมากยิ่งขึ้น

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

อมรภัค รักษาศรี (2563) ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการประเมินราคาที่ดิน ในพื้นที่เขตจตุจักร กรุงเทพมหานคร มีวัตถุประสงค์เพื่อศึกษาข้อมูลพื้นฐานของตัวแปรที่กำหนดราคาประเมินที่ดิน และวิเคราะห์ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อราคาประเมินที่ดินในพื้นที่เขตจตุจักร กรุงเทพมหานคร ใช้สถิติเชิงพรรณนา (จำนวน, ค่าเฉลี่ย, ร้อยละ, ค่าสูงสุด, ค่าต่ำสุด, ส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐาน) และสถิติเชิงอนุมาน (การวิเคราะห์ถดถอยพหุคูณ). แบบจำลอง Hedonic Price ถูกนำมาประยุกต์ใช้ในการศึกษาความสัมพันธ์ระหว่างราคาสินค้ากับคุณลักษณะต่างๆ ของตัวสินค้า การศึกษาปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการประเมินราคาที่ดิน โดย การจัดเก็บข้อมูลที่ดินที่มีการจดทะเบียนสิทธิและนิติกรรม ที่สามารถระบุ

พิกัดและตำแหน่งที่ดิน ได้ จำนวน 350 แปลง ข้อมูลปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการประเมินราคาที่ดิน จำนวน 11 ตัวแปร ได้แก่ รูปแปลงที่ดิน ระยะความลึกของแปลงที่ดิน แปลงที่ดินติดถนน ความกว้างจราจรหน้าแปลงที่ดิน ระยะห่างจากห้างสรรพสินค้า ระยะห่างจากสถานีรถไฟฟ้า BTS และMRT, ระยะห่างจากโรงเรียน ระยะห่างจากโรงพยาบาล ระยะห่างจากวัด ระยะห่างจากจุดขึ้นลงทางด่วน และการใช้ประโยชน์ของแปลงที่ดิน มาทำการศึกษาของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่าง ๆ ที่มีอิทธิพลต่อการประเมินราคาที่ดิน จากค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้จาการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ (coefficient) และมีนัยสำคัญของตัวแปรต่าง ๆ จากค่าสถิติทดสอบ (t-statistic) จากการวิเคราะห์ได้ทำการตัดตัวแปรออกจำนวน 3 ตัวแปร คือ รูปร่างแปลงที่ดิน ระยะห่าง จากวัด และระยะห่างจากจุดขึ้นลงทางด่วน เนื่องจากตัวแปรทั้งสามไม่มีนัยสำคัญทางสถิติจะส่งผลต่อค่าประมาณมีความไม่เหมาะสมและมีความคลาดเคลื่อน ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรทั้ง 8 ตัวแปรมีความสัมพันธ์ทิศทางตรงกันข้ามกับราคาประเมินที่ดิน ซึ่งสอดคล้องกับสมมติฐานที่ตั้งไว้ โดยยิ่งห่างจากที่ตั้งแปลงที่ดินเท่าไหร่ จะทำให้ราคาประเมินลดลง

Amouzay, T. และ El Ghini, A (2024) งานวิจัยนี้เป็นการทบทวนอย่างเป็นระบบเพื่อสำรวจขีดจำกัดของแบบจำลองเศรษฐมิติแบบดั้งเดิม และเน้นย้ำถึงบทบาทที่สำคัญของเศรษฐมิติเชิงพื้นที่ (Spatial Econometrics) ในการประเมินผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศต่อภาคเกษตรกรรม การเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศถือเป็นความท้าทายระดับโลกที่คุกคามความมั่นคงทางอาหารและการพัฒนาเศรษฐกิจ โดยส่งผลกระทบต่อภาคเกษตรกรรมอย่างแตกต่างกันในแต่ละพื้นที่ (heterogeneously) ภูมิภาคที่ต้องพึ่งพาเกษตรกรรมมากจะมีความเสี่ยงมากกว่า และผลกระทบที่รุนแรงกว่ามักเกิดขึ้นในละติจูดใกล้เส้นศูนย์สูตร การประเมินผลกระทบทางเศรษฐศาสตร์ของการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศต่อภาคเกษตรกรรมนั้นมีความซับซ้อนและต้องการวิธีการที่คำนึงถึงมิติเชิงพื้นที่อย่างชัดเจน งานวิจัยทบทวนอย่างเป็นระบบนี้ได้เน้นย้ำถึงข้อจำกัดของแบบจำลองเศรษฐมิติแบบดั้งเดิม เช่น แบบจำลองริคาร์เดียน (Ricardian model) และแนวทางผลกำไร (Profit approach) ซึ่งมักจะละเลยภาวะพึ่งพาอาศัยกันเชิงพื้นที่ (spatial dependencies) ความแตกต่างระหว่างหน่วยพื้นที่ (heterogeneity) และผลกระทบต่อเนื่อง (spillover effects) การละเลยปฏิสัมพันธ์เชิงพื้นที่เหล่านี้สามารถนำไปสู่การประมาณค่าที่มีอคติและการคาดการณ์ผลกระทบที่ไม่ถูกต้อง เศรษฐมิติเชิงพื้นที่ได้ถูกนำเสนอเพื่อเป็นแนวทางที่ครอบคลุมและแข็งแกร่งกว่า โดยแบบจำลองหนึ่งที่สำคัญในการจัดการกับการพึ่งพาอาศัยกันเชิงพื้นที่คือ แบบจำลองถดถอยเชิงพื้นที่แบบมีภาวะพึ่งพาตนเอง (Spatial Autoregressive Model หรือ SAR) SAR เป็นแบบจำลองที่ระบุว่าตัวแปรตามของพื้นที่หนึ่งนั้นถูกกำหนดร่วมกันกับตัวแปรตามของพื้นที่เพื่อนบ้าน หรือกล่าวได้ว่าผลผลิตทางการเกษตร (Y) ของพื้นที่หนึ่งไม่ได้ขึ้นอยู่กับปัจจัยในพื้นที่นั้น ๆ (X) เท่านั้น แต่ยังขึ้นอยู่กับผลผลิตทางการเกษตรของพื้นที่เพื่อนบ้านด้วย ซึ่งถูกรวมเข้าไว้ในสมการผ่าน พจน์ล้าเชิงพื้นที่

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

(spatial lag term) SAR เป็นที่รู้จักในการจับ ผลกระทบต่อเนื่องจากตัวแปรตาม (spillover effects) หรือการพึ่งพาอาศัยกันแบบ *Global Spillover Effects* การพึ่งพาอาศัยกันเชิงพื้นที่ในข้อมูลเกษตรกรรมนั้นเกิดขึ้นได้จากหลายปัจจัย เช่น การที่เขตพื้นที่ใกล้เคียงมีลักษณะภูมิอากาศ ดิน และการชลประทานที่คล้ายคลึงกัน หรือเกิดจากการแพร่กระจายของข้อมูล เทคโนโลยี และการแบ่งปันทรัพยากร (เช่น น้ำชลประทาน) ระหว่างเกษตรกรในพื้นที่ใกล้เคียง การศึกษาเชิงบุกเบิกหลายชิ้นได้ใช้แบบจำลอง SAR เพื่อแสดงให้เห็นว่าการรวมมิติเชิงพื้นที่มีความสำคัญเพียงใดเมื่อเทียบกับแบบจำลองที่ไม่เชิงพื้นที่ แบบจำลอง SAR มีความสำคัญอย่างยิ่งในฐานะเครื่องมือทางเศรษฐมิติเชิงพื้นที่ที่ใช้ในการประเมินผลกระทบของการเปลี่ยนแปลงสภาพภูมิอากาศ ด้วยความสามารถในการรวมผลกระทบต่อเนื่องจากตัวแปรตาม ทำให้ SAR สามารถจับการแพร่กระจายของอิทธิพลเชิงพื้นที่ (Spatial Propagation) ได้อย่างชัดเจน การทบทวนนี้แสดงให้เห็นว่า การใช้ SAR และแบบจำลองเชิงพื้นที่อื่น ๆ มีแนวโน้มที่จะให้ค่าประมาณผลกระทบของตัวแปรสภาพภูมิอากาศที่แม่นยำและสมจริงมากขึ้น โดยทั่วไปแล้วจะมีการประมาณผลกระทบที่ต่ำกว่าแบบจำลองที่ไม่เชิงพื้นที่ ซึ่งหมายความว่าหากไม่มีการคำนึงถึงภาวะพึ่งพาตนเองเชิงพื้นที่ อาจนำไปสู่ข้อสรุปที่ผิดพลาดและอาจเป็นพื้นฐานสำหรับการกำหนดนโยบายการปรับตัวที่ไม่มีประสิทธิภาพและมีค่าใช้จ่ายสูงได้ SAR จึงทำหน้าที่เหมือนกับ "เครื่องส่งสัญญาณ" ในเครือข่ายพื้นที่เกษตรกรรม โดยไม่เพียงแต่รับสัญญาณ (ผลกระทบทางตรง) ภายในพื้นที่เท่านั้น แต่ยังวัดว่าสัญญาณของผลกระทบ (เช่น การเปลี่ยนแปลงผลผลิตหรือมูลค่าที่ดิน) ถูกส่งต่อไปยังพื้นที่ใกล้เคียงอย่างไร ทำให้เราเข้าใจภาพรวมของผลกระทบต่อทั้งภูมิภาคได้ครบถ้วนยิ่งขึ้น

Danlin Yu, Yehua Dennis Wei and Changshan Wu (2007) Modeling spatial dimensions of housing prices in Milwaukee, WI การศึกษาครั้งนี้ได้สำรวจมิติเชิงพื้นที่ของการเปลี่ยนแปลงในตลาดที่อยู่อาศัยของเมืองมิลวอกี รัฐวิสคอนซิน โดยการสร้างแบบจำลองปัจจัยกำหนดราคาบ้าน แบบจำลองราคาเฮโดนิก (Hedonic Housing Price Model) เป็นเครื่องมือทางเศรษฐมิติที่ใช้ในการจับปัจจัยสำคัญของราคา/มูลค่าที่อยู่อาศัย โดยพิจารณาจากคุณลักษณะทางโครงสร้างและทำเลที่ตั้ง (พื้นที่ใกล้เคียง) แบบจำลองนี้สร้างความสัมพันธ์ที่เป็นทางการระหว่างมูลค่า/ราคาบ้านกับชุดของคุณลักษณะของบ้าน ซึ่งรวมถึงคุณลักษณะทางโครงสร้าง เช่น ขนาดพื้นที่ใช้สอย และคุณลักษณะทางทำเลที่ตั้ง เช่น ความใกล้ชิดกับสิ่งอำนวยความสะดวกสาธารณะบางอย่าง แบบจำลองนี้คือสามารถประมาณราคาโดยนัยของคุณลักษณะต่างๆ ของบ้านได้ ตามทฤษฎีแล้ว สินค้าจะถูกประเมินค่าตามคุณสมบัติที่ให้ประโยชน์หรือลักษณะเฉพาะของมัน บ้านเป็นสินค้าพิเศษที่มีคุณลักษณะหลายอย่างที่ซื้อขายแยกกันไม่ได้ เช่น ขนาดที่ดิน การปรับปรุง ทำเลที่ตั้ง การเข้าถึง สิ่งภายนอกที่อยู่ใกล้เคียง การใช้ที่ดิน และเวลา ผลการศึกษาพบว่า แบบจำลอง OLS ที่ไม่ใช้พื้นที่มักจะประมาณค่าสัมประสิทธิ์ส่วนใหญ่สูงเกินไป เมื่อเทียบกับแบบจำลอง autoregressive เชิงพื้นที่. การ

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ประมาณค่าที่สูงเกินไปนี้คาดว่าเกิดจากภาวะพึ่งพาอาศัยกันเชิงพื้นที่ระหว่างราคาบ้านที่อยู่ใกล้เคียงกัน. เมื่อข้อมูลเชิงพื้นที่ถูกรวมเข้าไว้ในแบบจำลอง autoregressive เชิงพื้นที่อย่างชัดเจน การพึ่งพิงเชิงพื้นที่ที่ซับซ้อนระหว่างคุณลักษณะของบ้านดูเหมือนจะแยกออกจากกัน แบบจำลองเชิงพื้นที่ทั้งหมด (autoregressive และ GWR) เหมาะสมกับข้อมูลได้ดีกว่าแบบจำลอง OLS ที่ไม่ใช้พื้นที่ อย่างเห็นได้ชัด โดยแบบจำลอง GWR มีความเหมาะสมกับข้อมูลดีที่สุดในบรรดาแบบจำลองเชิงพื้นที่. ค่า R^2 ที่ปรับปรุงแล้วของแบบจำลอง GWR อยู่ที่ประมาณ 92.3% ซึ่งสูงกว่า OLS ที่ 43.5% มาก

Monson, M. (2009) Valuation using hedonic pricing models การวิเคราะห์การถดถอย (Regression Analysis) และ แบบจำลองราคาเฮโดนิก (Hedonic Pricing Models) ในฐานะเทคนิคการประเมินมูลค่าอสังหาริมทรัพย์ทางเลือก โดยเฉพาะอย่างยิ่งในสถานการณ์ที่แบบจำลองกระแสเงินสดคิดลด (Discounted Cash Flow, DCF) แบบดั้งเดิมไม่สามารถนำมาใช้ได้อย่างมีประสิทธิภาพ แนวคิดหลักของแบบจำลองราคาเฮโดนิกคือการเปรียบเทียบอาคารเป็น "มัดของสินค้า" (a bundle of goods) ที่ขายในตลาด โดยที่ลักษณะเฉพาะของอาคารแต่ละอย่าง เมื่อรวมกันแล้วจะเท่ากับมูลค่าการทำธุรกรรมโดยรวมที่คาดการณ์ไว้ การวิเคราะห์การถดถอยจะถูกใช้เพื่อเก็บรวบรวมข้อมูลเกี่ยวกับอาคารจำนวนมาก และหาความสัมพันธ์ (correlation) ของลักษณะเฉพาะแต่ละอย่าง (เช่น ลักษณะทางกายภาพและปัจจัยภายนอกที่ส่งผลกระทบ) กับราคาทรัพย์สิน ความสัมพันธ์เหล่านี้จะถูกวัดค่าและใช้เพื่อสร้างแบบจำลองราคาเฮโดนิก เป้าหมายหลักของการสร้างแบบจำลองราคาเฮโดนิกคือการสร้างแบบจำลองที่ แม่นยำในการทำนายราคา (predictive model) แบบจำลองเหล่านี้สามารถใช้เพื่อกำหนด มูลค่าที่แท้จริง (intrinsic value) ของคุณลักษณะแต่ละรายการ และเพื่อคาดการณ์ราคาการทำธุรกรรม การวิเคราะห์การถดถอยเป็นเทคนิคทางสถิติที่ใช้เพื่อกำหนดความสัมพันธ์ระหว่างข้อมูลต่างๆ และสามารถใช้ทำนายผลลัพธ์ในอนาคตได้ ในบริบทของอสังหาริมทรัพย์ จะใช้เพื่อกำหนดว่าตัวแปรอิสระ (Independent Variables) ต่างๆ เช่น ลักษณะของอาคาร มีอิทธิพลต่อตัวแปรตาม (Dependent Variable) ซึ่งก็คือ ราคาการทำธุรกรรม อย่างไร การถดถอยพหุคูณ (Multiple Regression Analysis) ถูกใช้เพื่อกำหนดผลกระทบของตัวแปรอิสระหลายตัวต่อตัวแปรตาม คุณลักษณะของอาคารถูกแบ่งเป็น ลักษณะภายใน (Internal characteristics) ซึ่งรวมถึงปัจจัยที่วัดในเชิงคุณภาพ เช่น ความใกล้ชิดกับสถานีรถไฟหรือย่านธุรกิจกลาง (CBD) และ ลักษณะภายนอก (External characteristics) ซึ่งรวมถึงปัจจัยที่วัดในเชิงปริมาณ เช่น ขนาดพื้นที่ใช้สอย (square footage), การตกแต่งอาคาร, หรืออัตราส่วนที่จอดรถ การหาค่าสัมประสิทธิ์มีผลลัพธ์ทางคณิตศาสตร์ของการถดถอยจะสร้าง ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (correlation coefficients) สำหรับตัวแปรแต่ละตัว ซึ่งค่าสัมประสิทธิ์เหล่านี้จะถูกนำไปใช้สร้างแบบจำลองราคาเฮโดนิก ความสัมพันธ์ที่ใช้ในการสร้างแบบจำลองราคาเฮโดนิกสามารถอธิบายได้ดังนี้ Market Price = f(tangible & building characteristics, other influencing factors) แบบจำลองราคาเฮโดนิกมี

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ประโยชน์อย่างยิ่งในสถานการณ์ที่ แบบจำลอง DCF แบบดั้งเดิมมีข้อจำกัด ผู้สร้างแบบจำลองควรทราบว่าปัจจัยอื่นๆ ที่ไม่ได้รวมอยู่ในการถดถอยก็อาจมีบทบาทสำคัญในการกำหนดราคาได้เช่นกัน นอกจากนี้ ค่าสัมประสิทธิ์แต่ละตัวควรได้รับการทดสอบเพื่อดูว่ามีความ สำคัญทางสถิติ (statistically significant) ในการทำนายราคาหรือไม่ (เช่น การพิจารณา t-Stat หรือ P-value เทียบกับเกณฑ์ที่กำหนดไว้)

Radosław Cellmer, Katarzyna Kobylin´ska and Mirosław Bełej (2019) Application of Hierarchical Spatial Autoregressive Models to Develop Land Value Maps in Urbanized Areas โดยมีวัตถุประสงค์หลักเพื่อทดสอบความเป็นไปได้ในการประยุกต์ใช้แบบจำลองถดถอยเชิงพื้นที่แบบลำดับชั้น (Hierarchical Spatial Autoregressive Models หรือ HSAR) เพื่อสร้างแผนที่มูลค่าที่ดินในเขตเมือง การศึกษานี้ตั้งสมมติฐานว่าแบบจำลอง HSAR ซึ่งรวมเอาความแตกต่างของราคาในตลาดอสังหาริมทรัพย์แบบหลายระดับ (Multilevel Diagnosis) เข้ากับการพิจารณาผลกระทบของปฏิสัมพันธ์เชิงพื้นที่ (Spatial Interactions) จะเป็นทางเลือกที่มีนัยสำคัญแทนที่แบบจำลองที่ใช้กันทั่วไป เช่น แบบจำลองเชิงเส้น (LM), แบบจำลองเชิงเส้นแบบลำดับชั้น (HLM) และแบบจำลองถดถอยเชิงพื้นที่ (SAR) ความท้าทายในการประเมินมูลค่าที่ดินในเขตเมืองคือการที่ราคาได้รับอิทธิพลจากปัจจัยเชิงพื้นที่ที่ซับซ้อนและมีลักษณะเป็นลำดับชั้น โดยราคาที่ดินไม่ได้ขึ้นอยู่กับคุณสมบัติของแปลงที่ดินแต่ละแปลงเท่านั้น แต่ยังขึ้นอยู่กับปัจจัยระดับกลุ่ม เช่น คุณภาพของย่านที่ตั้งหรือโซนการใช้ประโยชน์ที่ดินด้วย ซึ่งแบบจำลองทางเศรษฐมิติเชิงพื้นที่แบบดั้งเดิมมักจะวิเคราะห์ปฏิสัมพันธ์เชิงพื้นที่เพียงระดับเดียว ในขณะที่แบบจำลอง HLM สามารถจัดการกับโครงสร้างข้อมูลแบบลำดับชั้นได้ แต่ไม่สามารถจำลองความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ในแนวนอน (Horizontal Dependence) ที่เกิดจากความใกล้ชิดทางภูมิศาสตร์ได้ ด้วยเหตุนี้ HSAR จึงถูกนำเสนอเพื่อเป็นเครื่องมือที่สามารถควบคุมทั้งโครงสร้างแบบลำดับชั้น (Heterogeneity) และปฏิสัมพันธ์เชิงพื้นที่ (Autocorrelation) ได้พร้อมกัน งานวิจัยนี้ใช้ข้อมูลจากการทำธุรกรรมซื้อขายที่ดินเปล่าที่มุ่งเน้นสำหรับการพัฒนาที่อยู่อาศัยในเมือง Olsztyn ประเทศโปแลนด์ โดยรวบรวมข้อมูลจำนวน 520 รายการ ระหว่างปี 2010 ถึง 2017 ซึ่งเมือง Olsztyn ถูกเลือกเนื่องจากมีโครงสร้างเชิงพื้นที่ที่หลากหลาย มีทะเลสาบและป่าไม้จำนวนมาก รวมถึงการวางผังเมืองที่เข้มงวด ส่งผลให้มีความแตกต่างของราคาอสังหาริมทรัพย์ในเชิงพื้นที่อย่างมีนัยสำคัญ แบบจำลอง HSAR ที่ใช้ในการศึกษานี้ได้ผนวกองค์ประกอบถดถอยเชิงพื้นที่เข้ากับแบบจำลองเชิงเส้นแบบลำดับชั้น โดยกำหนดให้มีผลกระทบเชิงพื้นที่ทั้งในระดับธุรกรรม (Spatial Autoregression) และระดับโซน (Spatial Random Effects) การประมาณค่าพารามิเตอร์ของแบบจำลอง HSAR ดำเนินการโดยใช้วิธี Bayesian methods และเทคนิค Markov Chain Monte Carlo (MCMC) การวิจัยนี้ประสบความสำเร็จในการแสดงให้เห็นว่า แบบจำลองถดถอยเชิงพื้นที่แบบลำดับชั้น (HSAR) เป็นเครื่องมือทางสถิติที่มี

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ประสิทธิภาพสูงในการวิเคราะห์และพยากรณ์ราคาในตลาดที่ดินเขตเมือง โดยเฉพาะอย่างยิ่งเมื่อโครงสร้างข้อมูลของตลาดอสังหาริมทรัพย์มีลักษณะเป็นลำดับชั้น ผลการศึกษาแสดงให้เห็นว่าแบบจำลอง HSAR มีความแม่นยำในการปรับค่าเข้ากับข้อมูลได้ดีกว่าแบบจำลอง LM, HLM และ SAR แบบดั้งเดิม

Tobias Rüttenauer (2019) Spatial Regression Models: A Systematic Comparison of Different Model Specifications using Monte Carlo Experiments มีวัตถุประสงค์เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองถดถอยเชิงพื้นที่ (Spatial Regression Models) ที่ใช้กันทั่วไป โดยใช้การทดลอง Monte Carlo การวิจัยนี้มีขึ้นเนื่องจากข้อมูลเชิงพื้นที่ (spatial data) ที่เพิ่มขึ้น ทำให้เกิดความสนใจในการวิเคราะห์เชิงพื้นที่ในหมู่นักสังคมศาสตร์ แต่การวิเคราะห์ข้อมูลเชิงพื้นที่มีความท้าทายทางระเบียบวิธี เนื่องจากข้อมูลมักไม่เป็นอิสระต่อกันและมีการแจกแจงแบบเดียวกัน (i.i.d.) ซึ่งละเมิดข้อสมมติฐานมาตรฐานของแบบจำลองถดถอยเชิงเส้นปกติ (OLS) การละเมิดข้อสมมติฐาน i.i.d. ทำให้เกิดการอนุมานที่ผิดพลาดและอาจนำไปสู่การประมาณค่าสัมประสิทธิ์ที่ลำเอียง (biased point estimates) แบบจำลองถดถอยเชิงพื้นที่ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อจัดการกับปัญหานี้โดยการจำลองความสัมพันธ์เชิงพื้นที่อย่างชัดเจน และยังสามารถใช้ประมาณค่าสัมประสิทธิ์การแพร่กระจายเชิงพื้นที่ (spatial spillover coefficients) ได้ด้วย การศึกษาได้สรุปแบบจำลองหลัก ๆ โดยใช้เมทริกซ์น้ำหนักเชิงพื้นที่ (spatial weights matrix, W) เพื่อกำหนดความสัมพันธ์ของหน่วยสังเกตการณ์ ประกอบด้วย Spatial Autoregressive Model (SAR) เพิ่มตัวแปรตามที่ถูกถ่วงน้ำหนักเชิงพื้นที่ (spatially lagged dependent variable, Wy) เข้าไปในสมการ แบบจำลองนี้สมมติว่าตัวแปรตามในหน่วยหนึ่งถูกอิทธิพลโดยตรงจากตัวแปรตามในหน่วยเพื่อนบ้าน เช่น ราคาบ้านในเขตหนึ่งมีอิทธิพลโดยตรงต่อราคาบ้านในเขตข้างเคียง ถือเป็น ความสัมพันธ์เชิงพื้นที่แบบทั่วโลก (global spatial dependence), Spatial Error Model (SEM) จำลองความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ในพจน์ความคลาดเคลื่อน (error terms, Wu) โดยสมมติว่าความสัมพันธ์เชิงพื้นที่เกิดจากคุณลักษณะที่ไม่ถูกสังเกต (unobserved characteristics) ที่มีการกระจุกตัวเชิงพื้นที่, และ Spatial Lag of X Model (SLX) ใส่ตัวแปรอิสระที่ถูกถ่วงน้ำหนักเชิงพื้นที่ (spatially lagged covariates, WX) เข้าไปในสมการ แบบจำลองนี้รวมผลกระทบโดยตรง (β) และผลกระทบการแพร่กระจายโดยอ้อม (θ) จากตัวแปรอธิบายของหน่วยเพื่อนบ้าน ถือเป็น ความสัมพันธ์เชิงพื้นที่แบบท้องถิ่น (local spatial dependence) การศึกษาเหล่านี้ให้ข้อมูลเชิงลึกเกี่ยวกับโครงสร้างความสัมพันธ์ของข้อมูล แต่การระบุสาเหตุเชิงเหตุและผล (causal mechanisms) ยังคงต้องใช้ระเบียบวิธีที่เข้มงวด เช่น การทดลองธรรมชาติ (natural experiments)

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

บทที่ 3

วิธีการดำเนินงานวิจัย

การศึกษาวิจัยเรื่อง การเปรียบเทียบแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณและแบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ ในการประเมินราคาที่ดินอำเภอเมืองเชียงใหม่ เพื่อให้บรรลุตามวัตถุประสงค์ที่กำหนดในวิธีการดำเนินการวิจัย ซึ่งมีขั้นตอนการดำเนินงานดังนี้

3.1 ข้อมูลและแหล่งข้อมูล

3.2 เครื่องมือ อุปกรณ์ และซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการวิจัย

3.3 การวิเคราะห์ข้อมูล

3.1 ข้อมูลและแหล่งข้อมูล

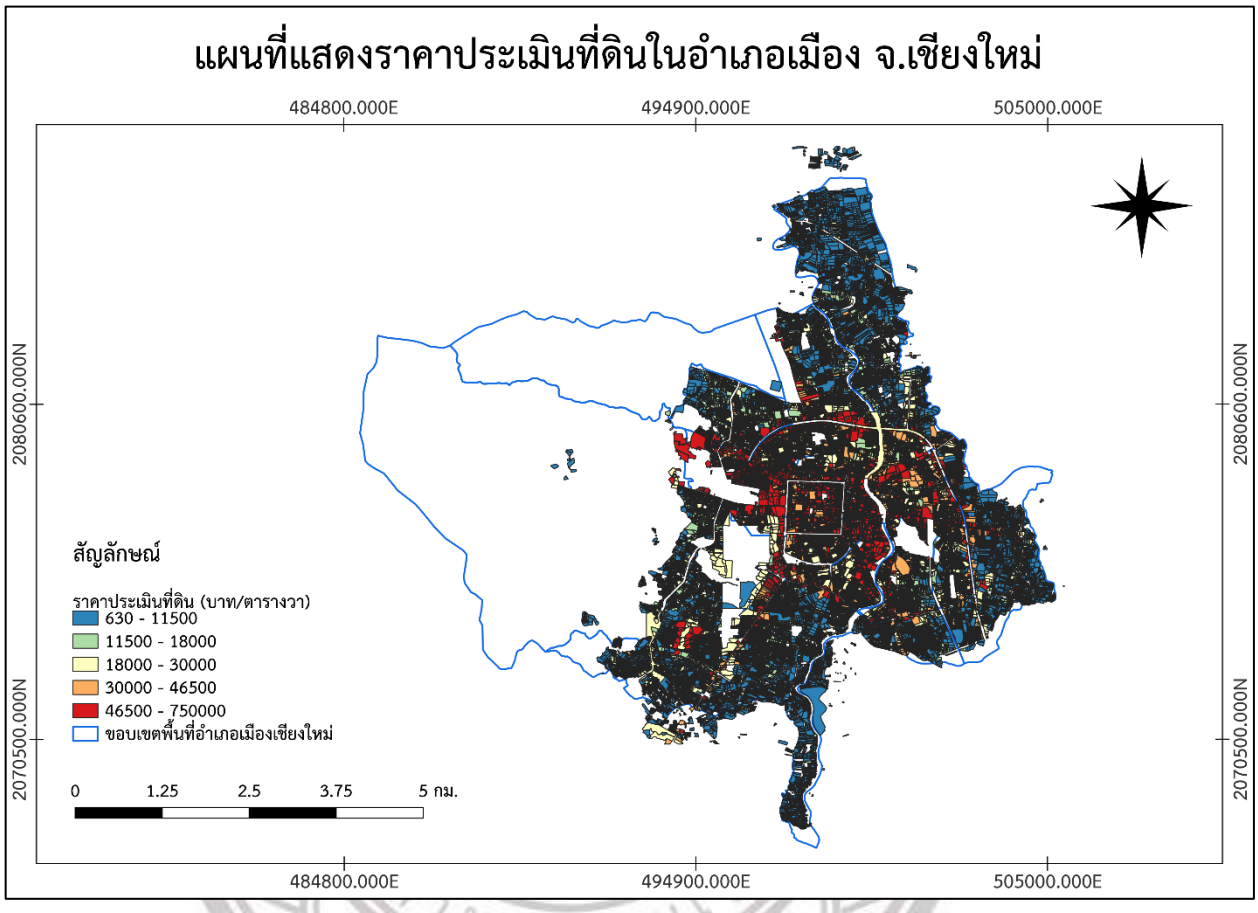
ในการวิจัยนี้ผู้วิจัยได้ทำการต่อยอดงานวิจัยของรุ่นพี่ (เพ็ญนิภา คำภู) ซึ่งมีข้อมูลในการวิจัยดังนี้

ตาราง 3.1 รายละเอียดการกำหนดตัวแปร และรายละเอียดสำหรับวิเคราะห์ความสัมพันธ์

ลำดับ	ชื่อตัวแปร	ความหมายตัวแปร	หน่วยวัด
ตัวแปรตาม			
Y	Land Value	ราคาซื้อขายที่ดิน	บาท/ตารางวา
ตัวแปรอิสระ			
X1	Street value	มูลค่าถนน	ตารางวา
X2	Land Areas	ขนาดเนื้อที่แปลงที่ดิน	บาท/ตารางวา

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ในการศึกษาครั้งนี้ผู้วิจัยได้นำผลสรุปในการคัดเลือกตัวแปลของวิจัยที่ต่อยอด สรุปได้ว่ามีตัวแปรอิสระที่เหมาะสมที่สุดในการคัดเลือกอยู่ 2 ตัวแปร คือ มูลค่าถนนและขนาดเนื้อที่แปลงที่ดิน ซึ่งปัจจัยที่มีอิทธิพลในทิศทางบวกต่อราคาประเมินที่ดิน ได้แก่ มูลค่าถนน และปัจจัยที่มีอิทธิพลในทิศทางลบ ได้แก่ ขนาดเนื้อที่แปลงที่ดิน



ภาพ 3.1 แผนที่แสดงราคาประเมินที่ดินและข้อมูลที่ใช้ในการวิจัย

3.2 เครื่องมือ อุปกรณ์ และซอฟต์แวร์ที่ใช้ในการวิจัย

3.2.1 คอมพิวเตอร์ (Desktop/Laptop) สเปคที่ผู้วิจัยใช้ CPU cores i5, RAM 8 GB, SSD 512 GB (พื้นที่ในการวิจัยครั้งนี้ควรเหลือพื้นที่ SSD > 112 GB)

3.2.2 โปรแกรม QGIS (ฟรี/โอเพนซอร์ส)

QGIS เป็นโปรแกรมประเภท Desktop GIS ที่มีประสิทธิภาพสูงในการจัดการข้อมูลเชิงพื้นที่ (Spatial Data) จัดอยู่ในกลุ่มของ ซอฟต์แวร์รหัสเปิด (Free and Open Source Software : FOSS4G) ซึ่งผู้ใช้สามารถดาวน์โหลดและใช้งานได้โดยไม่เสียค่าใช้จ่าย ลักษณะการใช้งานเป็นแบบกราฟิกยูสเซอร์อินเทอร์เฟซ (Graphical User Interface: GUI) ที่ใช้งานง่ายและสะดวก ผู้ใช้สามารถเรียกใช้และจัดการข้อมูลได้ทั้งในรูปแบบของข้อมูลภาพ (Raster Data) และข้อมูลตาราง (Attribute Data) ตลอดจนสามารถสืบค้น วิเคราะห์ และนำเสนอข้อมูลในรูปแบบแผนที่ที่สวยงามได้อย่างมีประสิทธิภาพ

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

โปรแกรม QGIS ถูกพัฒนาในปี ค.ศ. 2002 โดยกลุ่มนักพัฒนาจากประเทศเยอรมนี เพื่อเป็นโปรแกรม Desktop GIS ที่สามารถเรียกใช้ข้อมูลเวกเตอร์และราสเตอร์ในรูปแบบมาตรฐาน เช่น Shapefile และ GeoTIFF นอกจากนี้ QGIS ยังสามารถแก้ไขไฟล์ Shapefile ได้โดยตรง ซึ่งเป็นฟังก์ชันที่ได้รับความนิยมอย่างมาก

QGIS ถูกพัฒนาขึ้นบนพื้นฐานของ **Qt** ซึ่งเป็นไลบรารีสำหรับสร้างส่วนติดต่อผู้ใช้แบบกราฟิก (GUI) ที่สามารถใช้งานได้บนหลายระบบปฏิบัติการ เช่น **UNIX**, **Windows** และ **MacOS** โดยใช้ภาษา **C++** เป็นหลัก นอกจากนี้ QGIS ยังรองรับการเชื่อมต่อกับฐานข้อมูลเชิงพื้นที่ (**Spatial RDBMS**) เช่น **PostGIS/PostgreSQL** ซึ่งช่วยให้สามารถอ่านและเขียนข้อมูลฟีเจอร์ในฐานข้อมูลได้โดยตรง

อีกทั้ง QGIS ยังสามารถเชื่อมต่อกับซอฟต์แวร์ GRASS GIS เพื่อเรียกดูข้อมูลและใช้ฟังก์ชันวิเคราะห์เชิงพื้นที่ของ GRASS ได้โดยตรง โปรแกรมนี้รองรับการสร้าง การแก้ไข และการวิเคราะห์ข้อมูลเชิงพื้นที่ได้ในระดับพื้นฐาน อีกทั้งยังสามารถเพิ่มขีดความสามารถในการทำงานได้ด้วยการเขียนสคริปต์ภาษา Python

ดังนั้น QGIS จึงเป็นเครื่องมือที่สำคัญและมีศักยภาพสูงสำหรับการจัดการ วิเคราะห์ และนำเสนอข้อมูลเชิงพื้นที่อย่างครบวงจร เหมาะสำหรับงานด้านภูมิศาสตร์ ทรัพยากรธรรมชาติ และสิ่งแวดล้อม

3.2.3 โปรแกรม Jupyter Notebook (ภาษา Python)

Jupyter Notebook เป็นโปรแกรมประเภท Open Source Interactive Computing Environment ที่ถูกพัฒนาขึ้นเพื่อรองรับการเขียนและรันโค้ดแบบโต้ตอบ (Interactive Programming) โดยเฉพาะในภาษา Python รวมถึงภาษาอื่น ๆ เช่น R และ Julia โปรแกรมนี้เป็นส่วนหนึ่งของโครงการ Project Jupyter ซึ่งมีชื่อย่อมาจาก Julia, Python และ R

ลักษณะเด่นของ Jupyter Notebook คือสามารถ เขียนโค้ด แสดงผลลัพธ์ และบันทึกคำอธิบายประกอบ (Markdown) ได้ในหน้าเดียวกัน ทำให้ผู้ใช้สามารถนำเสนอขั้นตอนการวิเคราะห์ข้อมูลอย่างเป็นระบบ เข้าใจง่าย และโปร่งใส เหมาะสำหรับการทำงานด้าน Data Science, Machine Learning, การวิเคราะห์เชิงสถิติ (Statistical Analysis) และ งานวิจัยทางวิทยาศาสตร์ ที่ต้องการบันทึกทั้งกระบวนการและผลลัพธ์ไว้ในรูปแบบเอกสาร

โปรแกรม Jupyter Notebook ทำงานผ่าน เว็บเบราว์เซอร์ (Web-Based Interface) โดยมีเซิร์ฟเวอร์รันอยู่ในเครื่องผู้ใช้ ผู้ใช้สามารถสร้างไฟล์นามสกุล .ipynb (Interactive Python Notebook) ซึ่งภายในประกอบด้วยเซลล์ (Cells) ที่สามารถเขียนคำสั่ง Python หรือข้อความอธิบาย

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ได้อย่างอิสระ Jupyter Notebook ถูกพัฒนาขึ้นด้วยภาษา Python และสามารถติดตั้งใช้งานได้ง่าย ผ่าน Anaconda Distribution หรือการติดตั้งแพ็กเกจ jupyter ผ่านคำสั่งใน Python เช่น pip install jupyter โปรแกรมนี้ยังรองรับการแสดงผลข้อมูลในรูปแบบกราฟ ตาราง หรือแผนภูมิต่าง ๆ ได้โดยตรงผ่านไลบรารี เช่น Matplotlib, Pandas, Seaborn และ Plotly

นอกจากนี้ Jupyter Notebook ยังสามารถเชื่อมต่อกับเครื่องมือวิเคราะห์ข้อมูลอื่น ๆ และระบบฐานข้อมูล เช่น SQL Database, API, หรือ GeoPandas เพื่อการวิเคราะห์เชิงพื้นที่ (Spatial Analysis) ได้อีกด้วย ทำให้เป็นเครื่องมือที่มีความยืดหยุ่นสูง เหมาะสำหรับทั้งนักเรียน นักวิจัย และนักพัฒนา ด้วยคุณสมบัติที่สามารถรวมการเขียนโปรแกรม การวิเคราะห์ข้อมูล และการนำเสนอผลลัพธ์ไว้ในที่เดียว Jupyter Notebook จึงเป็นเครื่องมือสำคัญในการทำงานด้านข้อมูลสมัยใหม่ และเป็นซอฟต์แวร์พื้นฐานที่นิยมใช้อย่างแพร่หลายในการทำงานด้านวิทยาการข้อมูลและการวิจัยทางวิชาการ

3.3 การวิเคราะห์ข้อมูล

3.3.1 การจัดเตรียมข้อมูล

เริ่มจากการศึกษาค้นคว้าวิจัยต้นฉบับ (วิจัยของ เพ็ญนิภา คำภู่) และวิจัยที่เกี่ยวข้องทั้งในส่วนของการเก็บรวบรวมข้อมูล การจำแนกข้อมูล การเลือกตัวแปรที่ใช้และวิธีการวิเคราะห์ผลของข้อมูลให้ได้ผลลัพธ์ตรงตามวัตถุประสงค์ ศึกษาวิธีการทำงานด้วยแชตบอทเพื่อให้แชตบอทอธิบายงานวิจัยที่กำลังศึกษาให้เข้าใจมากขึ้น เมื่อเข้าใจในการวิจัยของผู้วิจัยต้องการทำแล้ว ได้มีการติดต่อขอข้อมูลจากรุ่นพี่ ซึ่งข้อมูลที่ได้มาเป็นข้อมูลที่ใช้ในการวิจัยต้นฉบับ ผู้วิจัยจึงนำข้อมูลมาตรวจสอบความบกพร่องของข้อมูลว่ามีปัญหาหรือไม่ และทำความเข้าใจต่อข้อมูลที่ได้มา (ภาพ 3.1) โดยใช้โปรแกรม QGIS Desktop 3.32.1 ในการทำงานขั้นต้น

3.3.2 การจัดการข้อมูล

หลังจากผู้วิจัยได้ตรวจสอบข้อมูลและทำความเข้าใจแล้ว ได้นำข้อมูลมาแปลงค่าพิกัดที่ใช้ คือ EPSG:32647 - WGS 84 / UTM zone 47N จากนั้นนำออกข้อมูลเพื่อนำข้อมูลเข้าสู่ Python

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright© by Naresuan University
All rights reserved

3.3.3 การวิเคราะห์ข้อมูล

เมื่อผู้วิจัยได้ทำการจัดการข้อมูลแล้ว ผู้วิจัยใช้โปรแกรม Jupyter Notebook (Python) ซึ่งเป็นซอฟต์แวร์แบบเปิด (Open Source) ที่ช่วยให้สามารถเขียนและรันโค้ดภาษา Python ได้อย่างสะดวกในลักษณะเชิงโต้ตอบ (Interactive) โปรแกรมนี้เหมาะสำหรับการวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติ การประมวลผลข้อมูลเชิงพื้นที่ และการสร้างแบบจำลองทางคณิตศาสตร์ โดยเฉพาะในงานด้าน Data Science และ Spatial Analysis ในการวิจัยครั้งนี้ ผู้วิจัยใช้ ภาษา Python ผ่านโปรแกรม Jupyter Notebook เพื่อดำเนินการวิเคราะห์เชิงสถิติแบบ การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression : MLR) และ แบบจำลองถดถอยเชิงพื้นที่ (Spatial Autoregressive Model : SAR) เพื่อเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองทั้งสองในการประเมินราคาที่ดินจากตัวแปรด้านการเข้าถึง (Accessibility)

การวิเคราะห์ข้อมูลใน Jupyter Notebook สำหรับการสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองทั้ง 2 แบบจำลอง ประกอบด้วยขั้นตอนสำคัญ ดังนี้

1) การนำเข้าข้อมูล (Data Importing) ทำการนำเข้าข้อมูลเชิงพื้นที่และเชิงตารางที่ผ่านการจัดการเบื้องต้นจากโปรแกรม QGIS โดยใช้ไลบรารีหลักของ Python ดังในภาพ 3.4

```
import geopandas as gpd
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.metrics import r2_score, mean_squared_error, mean_absolute_error
```

```
C:\Users\yuwad\anaconda3\Lib\site-packages\pandas\core\arrays\masked.py:61: UserWarning: Pandas require
s version '1.3.6' or newer of 'bottleneck' (version '1.3.5' currently installed).
  from pandas.core import (
```

```
# PySAL libraries
import libpysal
from libpysal.weights import KNN, lag_spatial
from spreg import ML_Lag  # Maximum Likelihood Spatial Lag (SAR)
```

Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ภาพ 3.2 ไลบรารีหลักของ Python ที่ใช้ในการวิจัย

2) การตรวจสอบและเตรียมข้อมูล (Data Cleaning and Preparation) เริ่มต้นด้วยการนำเข้าข้อมูลเชิงพื้นที่ในรูปแบบ Shapefile (.shp) ผ่านไลบรารี geopandas และแปลงข้อมูลเป็นตารางเชิงคุณลักษณะ (Attribute Table) สำหรับการวิเคราะห์ จากนั้นตรวจสอบคอลัมน์และจำนวนข้อมูลที่มีอยู่ รวมทั้งทำความสะอาดข้อมูล โดยลบข้อมูลที่มีค่า ค่าว่าง (NaN) หรือ

Outlier เพื่อให้แบบจำลองมีความถูกต้องมากที่สุด และกำหนดตัวแปรตามและตัวแปรอิสระ แล้วทำการแบ่งข้อมูลเป็น 2 ส่วน ได้แก่ Training Set (ชุดฝึกสอน) ใช้สำหรับสร้างแบบจำลอง และ Testing Set (ชุดทดสอบ) ใช้สำหรับตรวจสอบความแม่นยำของแบบจำลอง

```
gdf = gpd.read_file("Export_Parcel_Project.shp", encoding="utf8", engine="fiona")
print(f"📊 จำนวนข้อมูล: {len(gdf)} รายการ")
print(f"📋 คอลัมน์ทั้งหมด: {list(gdf.columns)}")
```

```
📊 จำนวนข้อมูล: 122614 รายการ
📋 คอลัมน์ทั้งหมด: ['OBJECTID', 'OGR_FID', 'PROVINCE_I', 'AMPHUR_ID', 'TAMBOL_ID', 'PARCEL_ID', 'SURVEY_NO', 'PARCEL_TYP', 'LAND_AREA', 'UTMMAP1', 'UTMMAP2', 'UTMMAP3', 'UTMSCALE', 'UTMMAP4', 'LAND_TH', 'LAND_NO', 'STREET_VAL', 'LOWEST_PRI', 'DEPTH_VALU', 'DEPTH_DIST', 'LAND_VALUE', 'CK4', 'ราค', 'CK4_note', 'CC', 'รา_1', 'N_ชื่', 'N_ซอ', 'N_นอ', 'N_มู', 'N_ลึ', 'Edit1', 'CK_3N', 'test_ร', 'note_ts', 'EDITUTM3', 'Shape_Leng', 'Shape_Area', 'geometry']
```

```
gdf = gdf.dropna(subset=['STREET_VAL', 'LAND_AREA'])
```

```
X = gdf[['STREET_VAL', 'LAND_AREA']] # ตัวแปรอิสระ
y = gdf['LAND_VALUE'] # ตัวแปรตาม
```

```
print(f'Training data shape: {X.shape}')
print(f'Testing data shape: {X.shape}')
```

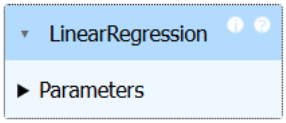
```
Training data shape: (122614, 2)
Testing data shape: (122614, 2)
```

ภาพ 3.3 การตรวจสอบและเตรียมข้อมูล

3) การสร้างแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression Model: MLR Model) การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณเป็นเทคนิคทางสถิติที่ใช้ในการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่าง ตัวแปรตาม กับ ตัวแปรอิสระ ตั้งแต่ 2 ตัวขึ้นไป เพื่อศึกษาว่าตัวแปรอิสระมีอิทธิพลหรือความสัมพันธ์ต่อค่าของตัวแปรตามอย่างไร และสามารถนำแบบจำลองที่ได้ไปใช้พยากรณ์ (Prediction) ค่าของตัวแปรตามในพื้นที่หรือกรณีที่ยังไม่มีข้อมูลจริงได้ ขั้นตอนการวิเคราะห์ใช้คลาส LinearRegression() จากไลบรารี sklearn.linear_model เพื่อสร้างแบบจำลองแล้วทำการฝึกสอน (fit) ด้วยชุดข้อมูลที่เตรียมไว้

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University

```
mlr_model = LinearRegression()
mlr_model.fit(X, y)
```



ภาพ 3.4 การสร้างแบบจำลอง และทำการฝึกสอน (fit) แบบ MLR

หลังจากสร้างแบบจำลองแล้ว สามารถแสดง **ค่าสัมประสิทธิ์ (Coefficients)** และ **ค่าคงที่ (Intercept)** ได้ดังนี้

```
y_pred_mlr = mlr_model.predict(X)
```

```
print("Intercept:", mlr_model.intercept_)
print("Coefficients:", mlr_model.coef_)
```

ภาพ 3.5 การหาค่าคงที่ และค่าสัมประสิทธิ์ แบบ MLR

การประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง (Model Evaluation) ใช้ชุดข้อมูลทดสอบ (Testing Set) เพื่อทดสอบความสามารถของแบบจำลองในการพยากรณ์ โดยวัดจากตัวชี้วัดทางสถิติ

R^2 (Coefficient of Determination): ค่าความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรตาม

RMSE (Root Mean Squared Error): ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยกำลังสอง

MAE (Mean Absolute Error): ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยแบบสัมบูรณ์

```
# ประเมินความแม่นยำของโมเดล MLR
r2 = r2_score(y, y_pred_mlr)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y, y_pred_mlr))
mae = mean_absolute_error(y, y_pred_mlr)
print("\n📈 ผลการประเมินโมเดล MLR:")
print(f"R² (Coefficient of Determination): {r2:.4f}")
print(f"RMSE (Root Mean Squared Error): {rmse:,.2f}")
print(f"MAE (Mean Absolute Error): {mae:,.2f}")
```

ภาพ 3.6 การประเมินความแม่นยำของโมเดล แบบ MLR

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

เมื่อได้แบบจำลองที่มีความแม่นยำสูงแล้ว สามารถนำไปใช้พยากรณ์มูลค่าที่ดินของพื้นที่ใหม่ได้

```
new_data = pd.DataFrame({'STREET_VAL': [80000], 'LAND_AREA': [120]})
predicted_price = mlr_model.predict(new_data)
print("ราคาที่ดินที่พยากรณ์ได้:", predicted_price)
```

ภาพ 3.7 การพยากรณ์ราคาที่ดินแปลงใหม่ แบบ MLR

```
print("\n📋 ตัวอย่างข้อมูล (ค่าจริง vs พยากรณ์แบบ MLR):")
display(gdf[['LAND_VALUE', 'Pred_MLR']].head(10))
```

ภาพ 3.8 แสดงตัวอย่างของข้อมูลการพยากรณ์ราคาที่ดินแปลงใหม่ แบบ MLR

```
print("\n📋 ตัวอย่างข้อมูลค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์แบบ MLR:")
# ค่าความคลาดเคลื่อน (Residuals)
residuals = y - y_pred_mlr

# เพิ่มค่าความคลาดเคลื่อนลงใน DataFrame เพื่อดูผล
gdf['Residuals'] = residuals

# แสดงค่าบางส่วน
gdf[['LAND_VALUE', 'Pred_MLR', 'Residuals']].head(10)
```

ภาพ 3.9 แสดงตัวอย่างค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์แบบ MLR

4) การสร้างแบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ (Spatial Autoregression Model: SAR Model) แบบจำลอง SAR เป็นแบบจำลองทางสถิติที่ใช้สำหรับวิเคราะห์ข้อมูลที่มีลักษณะเชิงพื้นที่ (Spatial Data) โดยเฉพาะ ซึ่งจะคำนึงถึงความสัมพันธ์ของค่าข้อมูลระหว่างพื้นที่ใกล้เคียงกัน (Spatial Dependence) เช่น ราคาที่ดินของพื้นที่หนึ่งอาจได้รับอิทธิพลจากราคาที่ดินในพื้นที่ใกล้เคียง SAR Model จึงมีวัตถุประสงค์ในการรวมผลของการพึ่งพากันเชิงพื้นที่ของค่าตัวแปรตาม เข้ามาในสมการถดถอย เพื่อให้ผลประมาณค่ามีความแม่นยำมากขึ้นกว่าการใช้แบบจำลองถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (MLR) เพียงอย่างเดียว

การสร้างแบบจำลอง SAR ใช้ไลบรารี pysal หรือ spreg ในการวิเคราะห์ เพื่อพิจารณาผลของการพึ่งพิงเชิงพื้นที่ (Spatial Dependence) ในข้อมูล โดยกำหนดเมทริกซ์น้ำหนักเชิงพื้นที่ (Spatial Weight Matrix : W) เพื่อสะท้อนความสัมพันธ์ระหว่างพื้นที่ต่าง ๆ ผลลัพธ์ที่ได้จาก

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

แบบจำลอง SAR เช่น ค่าพารามิเตอร์ ρ (rho) ซึ่งแสดงถึงระดับของอิทธิพลเชิงพื้นที่ รวมถึงค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรอิสระ (β) ที่ได้รับการปรับตามอิทธิพลของพื้นที่ข้างเคียง

ข้อมูลที่ใช้ในการวิเคราะห์ SAR ต้องอยู่ในรูปแบบ Shapefile (.shp) หรือ GeoDataFrame ที่ประกอบด้วยข้อมูลเชิงพิกัด (geometry) และคุณลักษณะ (attribute) ของแต่ละพื้นที่ และสามารถใช้ไลบรารีบางตัวเหมือน MLR โดยการสร้างแบบจำลอง SAR จะเริ่มที่การสร้างเมทริกซ์น้ำหนักเชิงพื้นที่ ซึ่งเป็นขั้นตอนหัวใจของการวิเคราะห์เชิงพื้นที่ โดยกำหนดความสัมพันธ์ระหว่างพื้นที่ใกล้เคียง เช่น ใช้ K-Nearest Neighbors (KNN) เพื่อสร้างน้ำหนักระหว่างแต่ละจุด

```
# สร้าง weight matrix จากตำแหน่ง centroid ของแปลงที่ดิน
coords = np.array(list(zip(gdf.geometry.centroid.x, gdf.geometry.centroid.y)))
w = KNN.from_array(coords, k=8)  # ใช้เพื่อนบ้านใกล้สุด 8 จุด
w.transform = "r"  # แปลงให้น้ำหนักรวมต่อแถว = 1 (row-standardized)
```

ภาพ 3.10 การสร้างเมทริกซ์น้ำหนักเชิงพื้นที่ SAR

การประมาณค่าสมการ SAR โดยใช้วิธี Generalized Method of Moments (GMM) ซึ่งเป็นวิธีการประมาณค่าสัมประสิทธิ์เชิงพื้นที่ที่มีประสิทธิภาพและใช้กันแพร่หลายในงานวิจัย ในการวิจัยนี้ที่ผู้วิจัยใช้ GMM เนื่องจากผู้วิจัยมี dataset ใหญ่ระดับแสนขึ้นไป จึงจำเป็นต้องใช้ spreg.GM_Error_Het เพื่อให้รันข้อมูลได้เสถียรมากขึ้น กรณีที่ใช้ ML_Lag() จะมีข้อมูลในการทำน้อย (<5,000 จุด) ใช้ ML_Lag(..., method='FULL') ได้เลย แต่ถ้าข้อมูลมีระดับปานกลาง (5,000–50,000 จุด) ใช้ method='LU' ซึ่งมีความแม่นยำเหมือนกัน เพียงแต่เหมาะกับข้อมูลไม่ใหญ่มาก

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

```
from spreg import GM_Lag
model = GM_Lag(y=y, x=X, w=w,
               name_y='LAND_VALUE',
               name_x=['STREET_VAL','LAND_AREA'])
print(model.summary)
```

All rights reserved

ภาพ 3.11 การประมาณค่าสมการ แบบ SAR

จากภาพ 3.11 แสดงให้เห็นว่าได้มีการคำนวณหาค่าน้ำหนักเมทริกซ์ แต่ค่าไม่ขึ้น นั้นเป็นเพราะ PySAL ไม่พิมพ์ค่าตัวเลขใน summary ของโมเดล เพราะค่าภายใน w เป็น matrix ใหญ่ขนาด N×N (เช่น 122,614 × 122,614) ซึ่งพิมพ์ออกมาจะมหาศาลมาก แต่สามารถดูรายชื่อเพื่อน (neighbors) ของพื้นที่บางจุด

```
w.neighbors[0]      # แสดง index ของเพื่อนของพื้นที่ลำดับที่ 0
w.neighbors[10]     # ดูของพื้นที่อื่น
```

ภาพ 3.12 แสดงตัวอย่างค่าน้ำหนักของพื้นที่อื่น ๆ แบบ SAR

การพยากรณ์ราคาที่ดินหลังจากได้แบบจำลอง SAR แล้ว สามารถใช้ในการพยากรณ์ราคาที่ดินของแต่ละแปลงได้ โดยการคำนวณค่า *Predicted Land Value* จากโมเดล ค่าที่ได้จะถูกนำมาเปรียบเทียบกับค่าจริง เพื่อประเมินความแม่นยำของแบบจำลองด้วยตัวชี้วัดทางสถิติ ได้แก่ ค่า R^2, RMSE และ MAE

```
# ค่าพยากรณ์จากโมเดล GMM Spatial Lag
y_pred_gmm = model.predy.flatten()
```

```
gdf['Pred_GM_Lag'] = y_pred_gmm
```

ภาพ 3.13 การพยากรณ์ราคาที่ดินแปลงใหม่ แบบ SAR

การประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง เพื่อทดสอบความสามารถของแบบจำลองในการพยากรณ์ โดยวัดจากตัวชี้วัดทางสถิติ

R^2 (Coefficient of Determination): แสดงสัดส่วนของความแปรปรวนที่โมเดลสามารถอธิบายได้ ค่าใกล้ 1 แสดงว่าโมเดลมีความแม่นยำสูง

RMSE (Root Mean Squared Error): ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยรากที่สอง ค่ายิ่งต่ำยิ่งดี

MAE (Mean Absolute Error): ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยแบบสัมบูรณ์ ค่ายิ่งต่ำยิ่งดี

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

```
r2_gmm = r2_score(gdf['LAND_VALUE'], y_pred_gmm)
rmse_gmm = np.sqrt(mean_squared_error(gdf['LAND_VALUE'], y_pred_gmm))
mae_gmm = mean_absolute_error(gdf['LAND_VALUE'], y_pred_gmm)

print("🌍 ผลการประเมินโมเดล GM_Lag (Spatial Lag - GMM):")
print(f"R²  : {r2_gmm:.4f}")
print(f"RMSE: {rmse_gmm:,.2f}")
print(f"MAE : {mae_gmm:,.2f}")
```

ภาพ 3.14 การประเมินความแม่นยำของโมเดล แบบ SAR

```
# สมมติว่ามีข้อมูลใหม่ 1 แปลง
new_sardata = pd.DataFrame({
    'STREET_VAL': [80000],
    'LAND_AREA': [120]
})
```

```
# ต้องเพิ่มค่าคงที่ (constant) เหมือนตอนเทรน
new_X = np.column_stack([
    np.ones(len(new_data)),              # β0
    new_data['STREET_VAL'],              # β1
    new_data['LAND_AREA']                # β2
])
```

```
# ดึงค่าพารามิเตอร์จากโมเดล
beta = model.betas.flatten()     # [β0, β1, β2]
rho = model.rho[0]               # ค่า Spatial Lag coefficient
```

```
# ตรวจสอบว่าขนาดตรงกันไหม
print("new_X shape:", new_X.shape)
print("beta shape:", beta.shape)
```

```
new_X shape: (1, 3)
beta shape: (4,)
```

```
print(f"\nราคาที่ดินที่พยากรณ์ได้จาก SAR: {predicted_price[0]:,.2f} บาท")
```

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University

ภาพ 3.15 การพยากรณ์ราคาที่ดินแปลงใหม่ แบบ SAR

```
print("\n📄 ตัวอย่างข้อมูล (ค่าจริง vs พยากรณ์แบบ SAR):")
display(gdf[['LAND_VALUE', 'Pred_GM_Lag']].head(10))
```

ภาพ 3.16 แสดงตัวอย่างข้อมูลราคาจริงเปรียบเทียบกับค่าพยากรณ์ราคาที่ดินใหม่ แบบ SAR

```
print("\n📋 ตัวอย่างข้อมูลค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์แบบ SAR:")
# ค่าความคลาดเคลื่อน (Residuals)
residuals = y - y_pred_gmm

# เพิ่มค่าความคลาดเคลื่อนลงใน DataFrame เพื่อดูผล
gdf['Residuals'] = residuals

# แสดงค่าบางส่วน
gdf[['LAND_VALUE', 'Pred_GM_Lag', 'Residuals']].head(10)
```

ภาพ 3.17 แสดงตัวอย่างค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์แบบ SAR

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

บทที่ 4

ผลการวิจัย

การศึกษาครั้งนี้เป็นการพยากรณ์ราคาประเมินที่ดิน ในพื้นที่อำเภอเมืองเชียงใหม่ จังหวัดเชียงใหม่ โดยใช้ภาษา Python เป็นเครื่องมือในการวิเคราะห์ทางสถิติและเชิงพื้นที่ เพื่อสร้างแบบจำลองการถดถอยพหุคุณ (Multiple Linear Regression: MLR) และแบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ (Spatial Autoregression: SAR) ส่วนนี้จะนำเสนอผลการวิเคราะห์ของแบบจำลอง MLR และแบบจำลอง SAR ซึ่งเป็นฐานในการเปรียบเทียบกับแบบจำลองเชิงพื้นที่ต่อไป

4.1 ผลการวิเคราะห์สร้างแบบจำลองการถดถอยเชิงพหุคูณ (MLR) ด้วย Python

การวิเคราะห์แบบจำลอง MLR มีวัตถุประสงค์เพื่อหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระ ได้แก่ มูลค่าถนน (STREET_VAL) และขนาดพื้นที่ดิน (LAND_AREA) ต่อตัวแปรตาม คือ ราคาประเมินที่ดิน (LAND_VALUE) ผลลัพธ์จากการคำนวณค่าคงที่และค่าสัมประสิทธิ์ (Coefficients) แสดงดังภาพ 4.1 ถึง 4.2 เพื่อประเมินประสิทธิภาพของแบบจำลอง MLR ในการอธิบายและพยากรณ์ราคาที่ดิน ได้พิจารณาจากมาตรวัดความแม่นยำของแบบจำลอง (Model Fit Statistics) ดังที่แสดงในภาพ 4.2 และสรุปในตาราง 4.1

```
y_pred_mlr = mlr_model.predict(X)
```

```
print("Intercept:", mlr_model.intercept_)
print("Coefficients:", mlr_model.coef_)
```

```
Intercept: 2773.9103343978313
Coefficients: [ 0.92929382 -0.34411082]
```

ภาพ 4.1 ผลลัพธ์การหาค่าคงที่ และค่าสัมประสิทธิ์ แบบ MLR

```
# ประเมินความแม่นยำของโมเดล MLR
r2 = r2_score(y, y_pred_mlr)
rmse = np.sqrt(mean_squared_error(y, y_pred_mlr))
mae = mean_absolute_error(y, y_pred_mlr)
print("\n📈 ผลการประเมินโมเดล MLR:")
print(f"R² (Coefficient of Determination): {r2:.4f}")
print(f"RMSE (Root Mean Squared Error): {rmse:,.2f}")
print(f"MAE (Mean Absolute Error): {mae:,.2f}")
```

```
📈 ผลการประเมินโมเดล MLR:
R² (Coefficient of Determination): 0.8718
RMSE (Root Mean Squared Error): 12,466.69
MAE (Mean Absolute Error): 4,378.04
```

ภาพ 4.2 ผลลัพธ์การประเมินความแม่นยำของโมเดล แบบ MLR

ตาราง 4.1 สรุปค่าที่ได้จากการพยากรณ์แบบ MLR และความหมายของแต่ละค่า

สัญลักษณ์	ค่า	ความหมาย
β_0	2773.91	ค่าคงที่ (Intercept) หมายถึง ราคาซื้อขายที่ดินเริ่มต้นเมื่อค่าตัวแปรอิสระทั้งหมดเป็นศูนย์
β_1	0.9293	เมื่อค่าตัวแปร STREET_VAL เพิ่มขึ้น 1 หน่วย ราคาซื้อขายที่ดิน (LAND_VALUE) จะเพิ่มขึ้นประมาณ 0.9293 หน่วย โดยถือว่าตัวแปรอื่นคงที่
β_2	-0.3441	เมื่อค่าตัวแปร LAND_AREA เพิ่มขึ้น 1 หน่วย ราคาที่ดินจะลดลงประมาณ 0.3441 หน่วย โดยถือว่าตัวแปรอื่นคงที่
ε	—	ค่าความคลาดเคลื่อน (Residual) ที่เกิดจากปัจจัยอื่น ๆ ที่แบบจำลองไม่ได้อธิบาย
R^2	0.8718	ตัวแปรอิสระทั้งสอง สามารถอธิบายความแปรปรวนของราคาประเมินที่ดินได้ในสัดส่วนที่สูง
RMSE	12466.69	แสดงถึงขนาดความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยในการพยากรณ์
MEA	4378.04	แสดงถึงขนาดความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยในการพยากรณ์

เมื่อพิจารณาจากค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้จากตาราง 4.1 สามารถเขียนสมการการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณเพื่อใช้ในการพยากรณ์ราคาประเมินที่ดิน (LAND_VALUE)

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

แสดงสมการการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณมีรูปแบบทั่วไปดังนี้

Copyright by Naresuan University
All rights reserved

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_{1i} + \beta_2 X_{2i} + \cdots + \beta_n X_{ni} + \varepsilon_i$$

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \varepsilon$$

$$\text{Land Value} = 2773.91 + 0.9293(\text{Street value}) - 0.3441(\text{Land Areas})$$

$$\text{ราคาซื้อขายที่ดิน} = 2773.91 + 0.9293(\text{มูลค่าถนน}) - 0.3441(\text{ขนาดเนื้อที่แปลงที่ดิน})$$

หลังจากสร้างแบบจำลองที่ได้ค่าสัมประสิทธิ์ที่มีนัยสำคัญทางสถิติแล้ว ได้มีการนำแบบจำลองไปใช้ในการพยากรณ์ราคาที่ดินของแปลงใหม่ (ภาพ 4.3 และ 4.4) และเปรียบเทียบกับราคาจริงเพื่อหาค่าความคลาดเคลื่อน

```
new_data = pd.DataFrame({'STREET_VAL': [80000], 'LAND_AREA': [120]})
predicted_price = mlr_model.predict(new_data)
print("ราคาที่ดินที่พยากรณ์ได้:", predicted_price)
```

```
ราคาที่ดินที่พยากรณ์ได้: [77076.12240063]
```

ภาพ 4.3 ผลลัพธ์การพยากรณ์ราคาที่ดินแปลงใหม่ แบบ MLR

```
print("\n📋 ตัวอย่างข้อมูล (ค่าจริง vs พยากรณ์แบบ MLR):")
display(gdf[['LAND_VALUE', 'Pred_MLR']].head(10))
```

📋 ตัวอย่างข้อมูล (ค่าจริง vs พยากรณ์แบบ MLR):

	LAND_VALUE	Pred_MLR
0	14500.0	16059.753839
1	14500.0	16106.552911
2	8000.0	9969.792070
3	8000.0	10005.923706
4	15000.0	16527.153635
5	9100.0	10966.206957
6	36000.0	36062.970442
7	40000.0	39702.032553
8	45500.0	44843.086189
9	25000.0	25811.833145

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

ภาพ 4.4 ผลลัพธ์แสดงตัวอย่างของข้อมูลการพยากรณ์ราคาที่ดินแปลงใหม่ แบบ MLR

Copyright by Naresuan University
All rights reserved

จากภาพ 4.4 แสดงตัวอย่างของข้อมูลที่ได้รับการพยากรณ์ราคา (Pred_MLR) ซึ่งยืนยันว่าแบบจำลองสามารถสร้างค่าพยากรณ์ได้

```
print("\n📋 ตัวอย่างข้อมูลค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์แบบ MLR:")
# ค่าความคลาดเคลื่อน (Residuals)
residuals = y - y_pred_mlr

# เพิ่มค่าความคลาดเคลื่อนลงใน DataFrame เพื่อดูผล
gdf['Residuals'] = residuals

# แสดงค่าบางส่วน
gdf[['LAND_VALUE', 'Pred_MLR', 'Residuals']].head(10)
```

📋 ตัวอย่างข้อมูลค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์แบบ MLR:

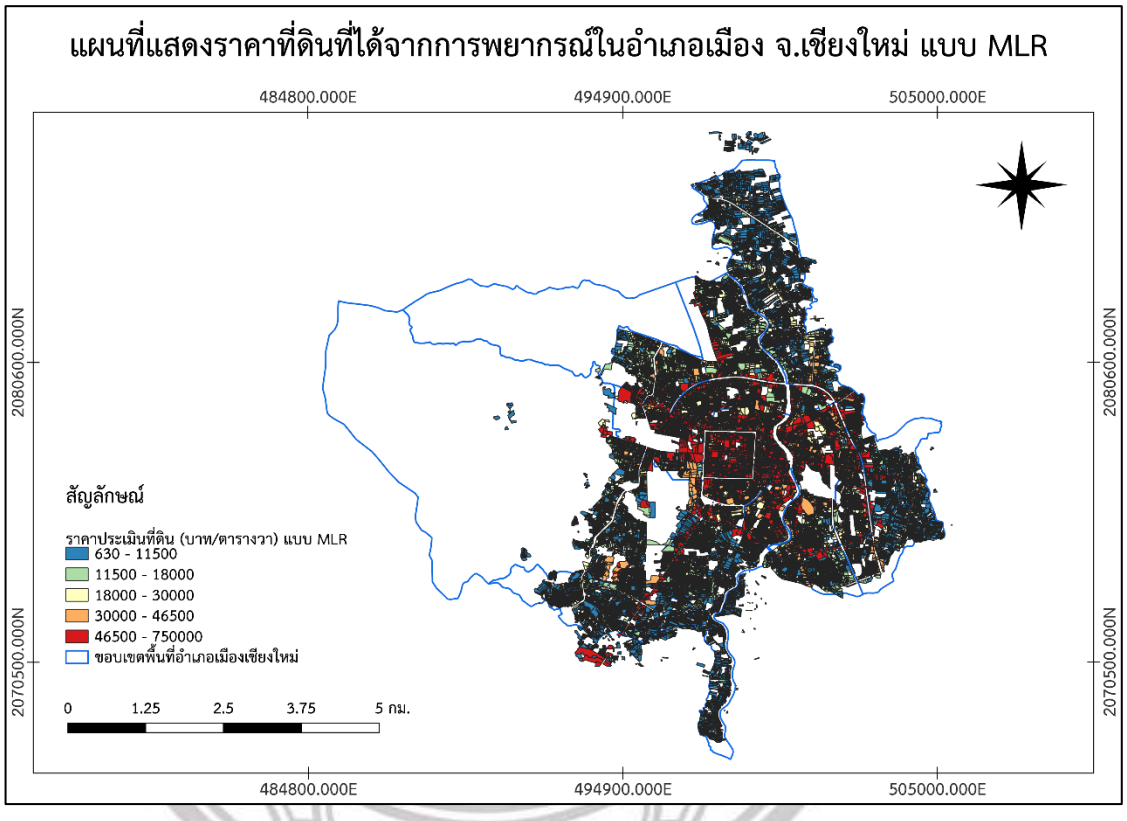
	LAND_VALUE	Pred_MLR	Residuals
0	14500.0	16059.753839	-1559.753839
1	14500.0	16106.552911	-1606.552911
2	8000.0	9969.792070	-1969.792070
3	8000.0	10005.923706	-2005.923706
4	15000.0	16527.153635	-1527.153635
5	9100.0	10966.206957	-1866.206957
6	36000.0	36062.970442	-62.970442
7	40000.0	39702.032553	297.967447
8	45500.0	44843.086189	656.913811
9	25000.0	25811.833145	-811.833145

ภาพ 4.5 ผลลัพธ์แสดงตัวอย่างค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์แบบ MLR

ภาพ 4.5 แสดงค่าความแตกต่างระหว่างราคาประเมินจริงและราคาที่พยากรณ์ได้ (Residuals) ซึ่งเป็นตัวชี้วัดความแม่นยำของแบบจำลองในแต่ละหน่วยสังเกตการณ์ ค่าความคลาดเคลื่อนที่ยังคงมีอยู่บ่งชี้ถึงผลกระทบของปัจจัยภายนอก หรือปัจจัยที่ถูกละเลยโดยเฉพาะ ผลกระทบเชิงพื้นที่ (Spatial Autocorrelation) ที่แบบจำลอง MLR ไม่สามารถจัดการได้

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ผลลัพธ์การพยากรณ์ราคาประเมินที่ดินจากแบบจำลอง MLR ได้ถูกนำไปแสดงผลในรูปแบบแผนที่ด้วยโปรแกรม QGIS ดังแสดงในภาพ 4.6



ภาพ 4.6 ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลอง MLR

จากภาพ 4.6 แผนที่แสดงผลการพยากรณ์ราคาที่ดินด้วยแบบจำลอง MLR แผนที่นี้แสดงให้เห็นการกระจายตัวของราคาพยากรณ์ตามพื้นที่ โดยราคามักจะสะท้อนมูลค่าของถนนโดยตรง การแสดงผลนี้เป็นพื้นฐานสำหรับการเปรียบเทียบกับผลลัพธ์จากแบบจำลอง SAR ซึ่งจะรวมผลกระทบจากพื้นที่ข้างเคียง (Spatial Spillover) เข้ามาพิจารณา

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

4.2 ผลการวิเคราะห์สร้างแบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ (SAR) ด้วย Python

เนื่องจากการวิเคราะห์เบื้องต้นด้วยแบบจำลอง MLR พบว่ามีความคลาดเคลื่อนเชิงพื้นที่หลงเหลืออยู่ (Spatial Autocorrelation) ผู้วิจัยจึงได้ดำเนินการวิเคราะห์ด้วยแบบจำลอง Spatial Autoregression (SAR) เพื่อผนวกอิทธิพลของพื้นที่ข้างเคียง (Spatial Lag Term: W_LAND_VALUE) เข้ามาในสมการเพื่อปรับปรุงความแม่นยำในการพยากรณ์ โดยขั้นตอนแรกคือการสร้างเมทริกซ์น้ำหนักเชิงพื้นที่ (Spatial Weight Matrix) ดังแสดงในภาพ 4.7

```
# สร้าง weight matrix จากตำแหน่ง centroid ของแปลงที่ดิน
coords = np.array(list(zip(gdf.geometry.centroid.x, gdf.geometry.centroid.y)))
w = KNN.from_array(coords, k=8)  # ใช้เพื่อนบ้านใกล้สุด 8 จุด
w.transform = "r"  # แปลงให้น้ำหนักรวมต่อแถว = 1 (row-standardized)
```

ภาพ 4.7 ผลลัพธ์การสร้างเมทริกซ์น้ำหนักเชิงพื้นที่ SAR

ผลการประมาณค่าสัมประสิทธิ์ของสมการ SAR แสดงดังภาพ 4.8 และสรุปในตาราง 4.2 โดยตัวแปรตามในแบบจำลอง SAR จะได้รับอิทธิพลจากตัวแปรอิสระ และอิทธิพลจากค่าตัวแปรตามในพื้นที่ข้างเคียง (Spatial Lag) ซึ่งแทนด้วย ρ

```
from spreg import GM_Lag
model = GM_Lag(y=y, x=X, w=w,
               name_y='LAND_VALUE',
               name_x=['STREET_VAL','LAND_AREA'])
print(model.summary)
```

```
REGRESSION RESULTS
------------------

SUMMARY OF OUTPUT: SPATIAL TWO STAGE LEAST SQUARES
--------------------------------------------------
Data set            :     unknown
Weights matrix      :     unknown
Dependent Variable  :  LAND_VALUE                Number of Observations:      122614
Mean dependent var  :  34517.4740                Number of Variables   :           4
S.D. dependent var  :  34817.3314                Degrees of Freedom    :      122610
Pseudo R-squared    :      0.9271
Spatial Pseudo R-squared:  0.8979

------------------------------------------------------------------------------------
            Variable     Coefficient       Std.Error     z-Statistic     Probability
------------------------------------------------------------------------------------
            CONSTANT       185.15703        40.64884         4.55504         0.00001
          STREET_VAL         0.47978         0.00228       210.69889         0.00000
           LAND_AREA        -0.21424         0.01016       -21.09027         0.00000
       W_LAND_VALUE         0.52045         0.00248       209.71068         0.00000
------------------------------------------------------------------------------------
Instrumented: W_LAND_VALUE
Instruments: W_LAND_AREA, W_STREET_VAL

DIAGNOSTICS FOR SPATIAL DEPENDENCE
TEST                              DF         VALUE           PROB
Anselin-Kelejian Test             1       2370.980         0.0000

SPATIAL LAG MODEL IMPACTS
Impacts computed using the 'simple' method.
            Variable         Direct       Indirect          Total
          STREET_VAL         0.4798         0.5207         1.0005
           LAND_AREA        -0.2142        -0.2325        -0.4468
```

ภาพ 4.8 ผลลัพธ์การประมาณค่าสมการ แบบ SAR

```
w.neighbors[0]      # แสดง index ของเพื่อนของพื้นที่ลำดับที่ 0
w.neighbors[10]     # ดูของพื้นที่อื่น
```

```
[11990, 61697, 66107, 74267, 111889, 15147, 908, 120066]
```

ภาพ 4.9 ผลลัพธ์แสดงตัวอย่างค่าน้ำหนักของพื้นที่อื่น ๆ แบบ SAR

```
# ค่าพยากรณ์จากโมเดล GMM Spatial Lag
y_pred_gmm = model.predy.flatten()
```

```
gdf['Pred_GM_Lag'] = y_pred_gmm
```

ภาพ 4.10 ผลลัพธ์การพยากรณ์ราคาที่ดินแปลงใหม่ แบบ SAR

ผลการประเมินความแม่นยำของแบบจำลอง SAR แสดงดังภาพ 4.11 และสรุปค่าสถิติที่สำคัญไว้ในตาราง 4.2

```
r2_gmm = r2_score(gdf['LAND_VALUE'], y_pred_gmm)
rmse_gmm = np.sqrt(mean_squared_error(gdf['LAND_VALUE'], y_pred_gmm))
mae_gmm = mean_absolute_error(gdf['LAND_VALUE'], y_pred_gmm)

print("🌍 ผลการประเมินโมเดล GM_Lag (Spatial Lag - GMM):")
print(f"R²  : {r2_gmm:.4f}")
print(f"RMSE: {rmse_gmm:,.2f}")
print(f"MAE : {mae_gmm:,.2f}")
```

```
🌍 ผลการประเมินโมเดล GM_Lag (Spatial Lag - GMM):
R²  : 0.9270
RMSE: 9,408.15
MAE : 3,444.23
```

ภาพ 4.11 ผลลัพธ์การประเมินความแม่นยำของโมเดล แบบ SAR

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ตาราง 4.2 สรุปค่าที่ได้การพยากรณ์แบบ SAR และความหมายของแต่ละค่า

สัญลักษณ์	ค่า	ความหมาย
ρ	0.52045	Coefficient ของ W_LAND_VALUE ค่าสัมประสิทธิ์ของ spatial lag (อิทธิพลจากเพื่อนบ้าน)
β_0	185.15703	Coefficient ของ CONSTANT ซึ่งเป็นค่าคงที่ หรือเรียกว่าค่า Intercept
β_1	0.47978	Coefficient ของ STREET_VAL สัมประสิทธิ์ของตัวแปรอิสระทั่วไป
β_2	-0.21424	Coefficient ของ LAND_AREA สัมประสิทธิ์ของตัวแปรอิสระทั่วไป
ε	—	ส่วนที่เหลือของการแปรผันในราคาที่ดินที่ ไม่สามารถอธิบายได้ด้วยตัวแปรอิสระ (STREET_VAL และ LAND_AREA) และอิทธิพลเชิงพื้นที่ (ρ = W_LAND_VALUE)
R^2	0.9271	ตัวแปรอิสระทั้งสอง สามารถอธิบายความแปรปรวนของราคาประเมินที่ดินได้ในสัดส่วนที่สูง
RMSE	9408.15	แสดงถึงขนาดความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยในการพยากรณ์
MEA	3444.23	แสดงถึงขนาดความคลาดเคลื่อนเฉลี่ยในการพยากรณ์

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

จากค่าสัมประสิทธิ์ที่ได้ สามารถเขียนสมการการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่เพื่อใช้ในการพยากรณ์ราคาประเมินที่ดิน Y ได้ดังนี้

Copyright by Naresuan University
All rights reserved

แสดงสมการการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่มีรูปแบบทั่วไปดังนี้

$$Y = \rho Wy + \mathcal{X}\beta + \varepsilon$$

$$Y = \rho Wy + \beta_0 + \mathcal{X}\beta_1 + \mathcal{X}\beta_2 + \varepsilon_i$$

$$\text{Land Value} = 0.52045Wy + 185.15703 + 0.47978(\text{Street value}) - 0.21424(\text{Land Areas}) + \varepsilon_i$$

$$\text{ราคาซื้อขายที่ดิน} = 0.52045\text{ค่าน้ำหนักเมทริกซ์} + 185.15703 + 0.47978(\text{มูลค่าถนน}) - 0.21424(\text{ขนาดเนื้อที่แปลงที่ดิน}) + \varepsilon_i$$

หาค่า $y = (I - 0.52045W)^{-1}\mathcal{X}\beta + (I - 0.52045W)^{-1}\mathcal{E}$

ผู้วิจัยได้นำแบบจำลอง SAR ไปใช้ในการพยากรณ์ราคาที่ดินของแปลงใหม่ (ภาพ 4.10, 4.12, และ 4.13) ซึ่งแสดงให้เห็นว่าราคาพยากรณ์มีความใกล้เคียงกับราคาจริง (ภาพ 4.13) เนื่องจากแบบจำลองรวมเอาอิทธิพลเชิงพื้นที่ของราคาข้างเคียงมาคำนวณ

```
# สมมติว่ามีข้อมูลใหม่ 1 แปลง
new_sardata = pd.DataFrame({
    'STREET_VAL': [80000],
    'LAND_AREA': [120]
})
```

```
# ต้องเพิ่มค่าคงที่ (constant) เหมือนตอนเทรน
new_X = np.column_stack([
    np.ones(len(new_data)),              # β0
    new_data['STREET_VAL'],              # β1
    new_data['LAND_AREA']                # β2
])
```

```
# ดึงค่าพารามิเตอร์จากโมเดล
beta = model.betas.flatten()     # [β0, β1, β2]
rho = model.rho[0]               # ค่า Spatial lag coefficient
```

```
# ตรวจสอบว่าขนาดตรงกันไหม
print("new_X shape:", new_X.shape)
print("beta shape:", beta.shape)
```

```
new_X shape: (1, 3)
beta shape: (4,)
```

```
print(f"\nราคาที่ดินที่พยากรณ์ได้จาก SAR: {predicted_price[0]:,.2f} บาท")
```

```
ราคาที่ดินที่พยากรณ์ได้จาก SAR: 77,076.12 บาท
```

All rights reserved

ภาพ 4.12 ผลลัพธ์การพยากรณ์ราคาที่ดินแปลงใหม่ แบบ SAR

```
print("\n📄 ตัวอย่างข้อมูล (ค่าจริง vs พยากรณ์แบบ SAR):")
display(gdf[['LAND_VALUE', 'Pred_GM_Lag']].head(10))
```

📄 ตัวอย่างข้อมูล (ค่าจริง vs พยากรณ์แบบ SAR):

	LAND_VALUE	Pred_GM_Lag
0	14500.0	14570.948075
1	14500.0	14600.085229
2	8000.0	8038.567955
3	8000.0	8061.063552
4	15000.0	14422.215216
5	9100.0	8683.627440
6	36000.0	35570.122623
7	40000.0	40042.881756
8	45500.0	41399.202427
9	25000.0	25883.195652

ภาพ 4.13 ผลลัพธ์แสดงตัวอย่างของข้อมูลการพยากรณ์ราคาที่ดินแปลงใหม่ แบบ SAR

```
print("\n📄 ตัวอย่างข้อมูลค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์แบบ SAR:")
# ค่าความคลาดเคลื่อน (Residuals)
residuals = y - y_pred_gmm

# เพิ่มค่าความคลาดเคลื่อนลงใน DataFrame เพื่อดูผล
gdf['Residuals'] = residuals

# แสดงค่าบางส่วน
gdf[['LAND_VALUE', 'Pred_GM_Lag', 'Residuals']].head(10)
```

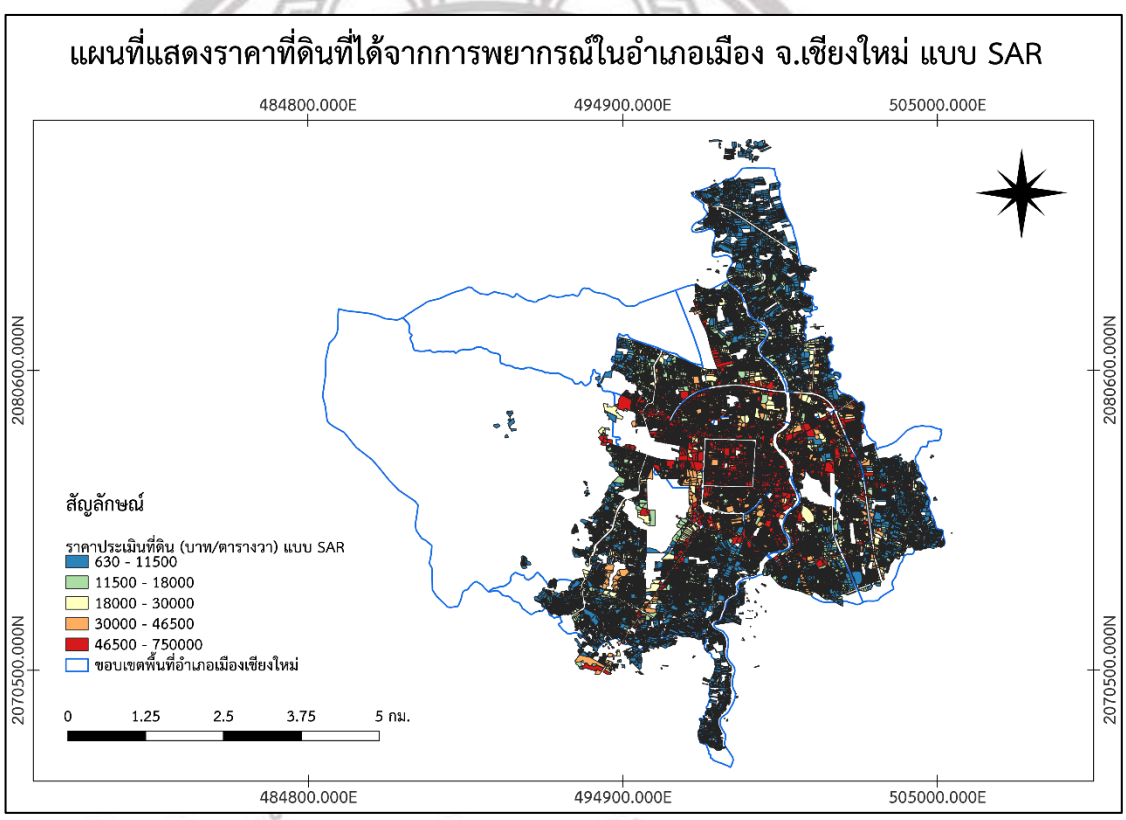
📄 ตัวอย่างข้อมูลค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์แบบ SAR:

	LAND_VALUE	Pred_GM_Lag	Residuals
0	14500.0	14570.948075	-70.948075
1	14500.0	14600.085229	-100.085229
2	8000.0	8038.567955	-38.567955
3	8000.0	8061.063552	-61.063552
4	15000.0	14422.215216	577.784784
5	9100.0	8683.627440	416.372560
6	36000.0	35570.122623	429.877377
7	40000.0	40042.881756	-42.881756
8	45500.0	41399.202427	4100.797573
9	25000.0	25883.195652	-883.195652

ภาพ 4.14 ผลลัพธ์แสดงตัวอย่างค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์แบบ SAR

ผลการเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างราคาจริงและค่าพยากรณ์จาก SAR (ภาพ 4.14) แสดงให้เห็นว่าการกระจายตัวของค่าความคลาดเคลื่อนมีความเป็นสุ่ม (Random) มากกว่าแบบจำลอง MLR ซึ่งบ่งชี้ว่าแบบจำลอง SAR สามารถจัดการกับปัญหา Spatial Autocorrelation ได้อย่างมีประสิทธิภาพ ทำให้ความคลาดเคลื่อนเชิงพื้นที่ลดลง

ผลลัพธ์การพยากรณ์ราคาประเมินที่ดินจากแบบจำลอง SAR ได้ถูกนำไปแสดงผลในรูปแบบแผนที่ด้วยโปรแกรม QGIS ดังแสดงในภาพ 4.15



ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ภาพ 4.15 ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์แบบจำลอง SAR

แผนที่ที่สร้างจากแบบจำลอง SAR มีลักษณะสำคัญที่แตกต่างจากแบบจำลอง MLR คือ ความราบรื่นของการกระจายตัวของราคา (Smoother Distribution) ซึ่งเป็นผลมาจากอิทธิพลของค่า ρ (Spatial Lag Term) ภาพ 4.15 ยืนยันว่าแบบจำลอง SAR เป็นแบบจำลองที่ เหมาะสมที่สุด สำหรับการพยากรณ์ราคาที่ดินในพื้นที่ศึกษา เนื่องจากสามารถสร้างภาพการกระจายตัวของราคาพยากรณ์ที่

มีความแม่นยำทางสถิติและมีความสมจริงทางภูมิศาสตร์สูง โดยคำนึงถึงความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ของข้อมูลอย่างครบถ้วน

4.3 การทดสอบความสัมพันธ์ของ MLR

ตาราง 4.3 การทดสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรที่มีนัยสำคัญทางสถิติ (Coefficients) MLR

Coefficients MLR							
Independent Variable	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.		Collinearity Statistics
	β	Std.Error	β		p-value	VIF	Tolerance
const	2773.91033	51.320389	-	54.050843	0.0	-	-
STREET_VAL	0.92929	0.001018	0.933088	912.455087	0.0	1.000086	0.999914
LAND_AREA	-0.34411	0.013436	-0.026190	-25.611102	0.0	1.000086	0.999914

จากตาราง 4.3 จากการวิเคราะห์การทดสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรที่มีนัยสำคัญทางสถิติโดยวิธีการคัดเลือกแบบ Python พบว่า ตัวแปรที่มีนัยสำคัญ (sig < 0.05) สามารถสรุปได้ว่าตัวแปรทั้ง 2 ตัวแปรส่งผลต่อการเปลี่ยนแปลงของราคาซื้อขายที่ดินในการศึกษาครั้งนี้ และยังสามารถอธิบายได้ว่า ตัวแปร STREET_VAL มีค่าสัมประสิทธิ์เป็นบวก แสดงว่าค่าที่ดินมีแนวโน้มเพิ่มขึ้นตามมูลค่าถนนที่สูงขึ้น ในขณะที่ LAND_AREA มีค่าสัมประสิทธิ์เป็นลบ นั่นหมายความว่า เมื่อพื้นที่ดินเพิ่มขึ้นค่าต่อหน่วยของที่ดินจะลดลงซึ่งสอดคล้องกับหลักเศรษฐศาสตร์อสังหาริมทรัพย์ทั่วไป และค่า VIF ของทุกตัวแปรน้อยกว่า 10 แสดงว่าไม่มีปัญหา Multicollinearity

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

4.4 การทดสอบความสัมพันธ์ของ SAR

ตาราง 4.4 การทดสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรที่มีนัยสำคัญทางสถิติ (Coefficients) SAR

Coefficients MLR					
Independent Variable	Unstandardized Coefficients		Spatial Impacts		Sig.
	β	Std.Error	Total	z-Statistic	p-value
const	185.15703	40.64884		4.55504	0.00001
STREET_VAL	0.47978	0.00228	1.0005	210.69889	0.00000

LAND_AREA	-0.21424	0.01016	-0.4468	-21.09027	0.00000
W_LAND_VALUE	0.52045	0.00248		209.71068	0.00000

จากตาราง 4.4 จากการวิเคราะห์การทดสอบความสัมพันธ์ของตัวแปรที่มีนัยสำคัญทางสถิติโดยวิธีการคัดเลือกแบบ Python พบว่า ตัวแปรที่มีนัยสำคัญ (sig < 0.05) สามารถสรุปได้จากตาราง 4.3 และจากการวิเคราะห์ค่า Coefficients ของ SAR พบว่า ค่าคงที่ (CONSTANT) มีค่า 185.15703 และมีนัยสำคัญทางสถิติอย่างสูง (p < 0.001) แสดงถึงราคาที่ดินพื้นฐานในพื้นที่ศึกษาเมื่อไม่มีอิทธิพลของตัวแปรอิสระและพื้นที่ใกล้เคียง การวิเคราะห์ Spatial Impacts พบว่า ตัวแปร STREET_VAL มี Direct Effect 0.4798, Indirect Effect 0.5207 และ Total Effect 1.0005 แสดงให้เห็นว่าการเพิ่มขึ้นของมูลค่าถนนในพื้นที่หนึ่งไม่เพียงส่งผลต่อราคาที่ดินในพื้นที่นั้นเอง แต่ยังส่งผลต่อพื้นที่รอบข้างด้วย ในทำนองเดียวกัน LAND_AREA มี Direct Effect -0.2142, Indirect Effect -0.2325 และ Total Effect -0.4468 แสดงว่าพื้นที่ดินใหญ่ไม่เพียงส่งผลลดราคาต่อหน่วยในพื้นที่นั้น แต่ยังส่งผลลดลงต่อพื้นที่ใกล้เคียงด้วย

ผลการวิเคราะห์ความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระและตัวแปรตามในการศึกษานี้ แสดงให้เห็นถึงความแตกต่างของผลลัพธ์ระหว่าง Multiple Linear Regression (MLR) และ Spatial Autoregression Model (SAR) อย่างชัดเจน สำหรับแบบจำลอง MLR ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปร STREET_VAL มีค่าเป็นบวกและมีนัยสำคัญทางสถิติ แสดงว่ามูลค่าถนนส่งผลเพิ่มราคาที่ดินโดยตรง ส่วนตัวแปร LAND_AREA มีค่าสัมประสิทธิ์เป็นลบ หมายความว่าพื้นที่ดินขนาดใหญ่มีแนวโน้มลดราคาที่ดินต่อหน่วย อย่างไรก็ตาม MLR สามารถอธิบายผลกระทบของตัวแปรอิสระต่อราคาที่ดินได้เพียงโดยตรงเท่านั้น ไม่สามารถสะท้อนอิทธิพลที่เกิดจากความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ระหว่างพื้นที่ใกล้เคียงได้

ในทางกลับกัน การวิเคราะห์แบบ SAR ซึ่งรวม spatial lag term (W_LAND_VALUE: ρ) เข้ามาในสมการ พบว่า ตัวแปร STREET_VAL มีการเพิ่มขึ้นของมูลค่าถนนในพื้นที่หนึ่งไม่เพียงส่งผลต่อราคาที่ดินในพื้นที่นั้นเอง แต่ยังส่งผลต่อพื้นที่รอบข้างด้วย ในขณะที่ LAND_AREA พื้นที่ดินขนาดใหญ่ส่งผลลดราคาที่ดินทั้งในพื้นที่ตัวเองและพื้นที่ใกล้เคียง นอกจากนี้ ค่า CONSTANT ของ SAR มีค่า 185.15703 และมีนัยสำคัญทางสถิติ ซึ่งสะท้อนราคาพื้นฐานของที่ดินเมื่อไม่มีอิทธิพลของตัวแปรอิสระและพื้นที่ข้างเคียง

ผลการทดสอบพบค่าความน่าจะเป็น (p-value) = 0.0000 ซึ่งชี้ชัดว่าข้อมูลราคาที่ดินมี การพึ่งพิงเชิงพื้นที่อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ ส่งผลให้ SAR เป็นแบบจำลองที่เหมาะสมมากกว่าการ

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

วิเคราะห์แบบ MLR เนื่องจากสามารถอธิบายทั้งผลกระทบโดยตรงของตัวแปรและผลกระทบทางอ้อมเชิงพื้นที่ (spatial spillover) การเปรียบเทียบระหว่าง MLR และ SAR สามารถสรุปได้ว่า MLR เหมาะสำหรับการประเมินผลกระทบโดยตรงของตัวแปรอิสระต่อราคาที่ดินเท่านั้น ส่วน SAR สามารถอธิบายอิทธิพลทั้งโดยตรงและทางอ้อมของตัวแปรอิสระ รวมถึงอธิบายความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ระหว่างราคาที่ดินในแต่ละพื้นที่ได้อย่างครบถ้วน ทำให้ SAR ให้ผลลัพธ์ที่แม่นยำและสมบูรณ์กว่า MLR สำหรับการวิเคราะห์เชิงพื้นที่

4.5 การเปรียบเทียบผลการวิเคราะห์ระหว่าง MLR และ SAR

ตาราง 4.5 การเปรียบเทียบผลวิเคราะห์สมการแบบเป็นขั้นตอนทั้ง 2 แบบจำลอง

Model Summary						
Model	R Square (R^2)	Root Mean Squared Error (RMSE)	Mean Absolute Error (MAE)	Intercept (β_0)	Coefficients (β) Street value	Coefficients (β) Land Areas
MLR	0.87	12,466.69	4,378.04	2773.91033	0.92929	-0.34411
SAR	0.93	9,408.15	3,444.23	185.15703	0.47978	-0.21424

จากตาราง 4.5 ผลการเปรียบเทียบระหว่างแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (MLR) และแบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ (SAR) สรุปได้ว่า แบบจำลอง SAR เป็นแบบจำลองที่เหมาะสมมากกว่าการวิเคราะห์แบบ MLR เนื่องจากในการอธิบายและพยากรณ์ค่าตัวแปรตาม โดยพิจารณาจากมาตรวัดความเหมาะสมของแบบจำลองและค่าความคลาดเคลื่อนที่แตกต่างกัน ความสามารถในการอธิบายข้อมูลของแบบจำลอง SAR นั้นดีกว่า MLR อย่างเด่นชัด โดยพิจารณาจากค่า R-Square ซึ่งบ่งชี้สัดส่วนของความแปรปรวนในตัวแปรตามที่แบบจำลองสามารถอธิบายได้ แบบจำลอง MLR ให้ค่า R-Square เพียง 0.870 หมายความว่าแบบจำลองสามารถอธิบายความผันแปรของข้อมูลได้ร้อยละ 87.0 ขณะที่แบบจำลอง SAR ให้ค่า R-Square ที่สูงกว่ามากถึง 0.930 ซึ่งแสดงว่าแบบจำลอง SAR สามารถอธิบายความผันแปรของข้อมูลได้ถึงร้อยละ 93.0 ความแตกต่างนี้ชี้ให้เห็นว่าการรวมเอาปัจจัยเชิงพื้นที่ (Spatial Autocorrelation) เข้าไปในแบบจำลอง SAR ช่วยเพิ่มความแม่นยำและความน่าเชื่อถือในการอธิบายความสัมพันธ์ของข้อมูลได้อย่างมาก ค่า R-Square สามารถอธิบายอย่างง่ายโดยเมื่อค่า R-Square ยิ่งใกล้ 1 ยิ่งมีความแม่นยำมากขึ้น

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

เมื่อพิจารณาจากมาตรวัดความคลาดเคลื่อน แบบจำลอง SAR ก็ยังคงทำได้ดีกว่าอย่างสม่ำเสมอ ค่า RMSE ซึ่งเป็นมาตรวัดขนาดของความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์โดยเฉลี่ย มีค่าลดลงจาก 12,466.69 ในแบบจำลอง MLR เหลือเพียง 9,408.15 ในแบบจำลอง SAR ในทำนองเดียวกัน ค่า MAE ซึ่งวัดขนาดความคลาดเคลื่อนสัมบูรณ์โดยเฉลี่ย ก็ลดลงจาก 4,378.04 ในแบบจำลอง MLR เหลือ 3,444.23 ค่า RMSE และ MAE ที่ต่ำกว่าของ SAR ยืนยันว่า การพยากรณ์ด้วยแบบจำลองเชิงพื้นที่มีความแม่นยำสูงกว่า โดยมีความคลาดเคลื่อนโดยเฉลี่ยน้อยกว่าแบบจำลองเชิงเส้นพหุคูณ

แม้ว่าทั้งสองแบบจำลองจะให้ทิศทางของความสัมพันธ์ที่คล้ายกัน แต่ขนาดของผลกระทบมีความแตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ ค่า จุดตัดแกน (β_0 หรือ Intercept) ของ MLR มีค่าสูงถึง 2,773.91033 ซึ่งบ่งชี้ว่ามูลค่าเริ่มต้นของตัวแปรตามมีค่าสูงมากเมื่อตัวแปรอิสระเป็นศูนย์ ขณะที่ β_0 ของ SAR มีค่าต่ำกว่ามากที่ 185.15703

สำหรับ สัมประสิทธิ์ของตัวแปร Street-value ซึ่งเป็นบวกทั้งสองแบบจำลอง (MLR: 0.92929, SAR: 0.47978) และ สัมประสิทธิ์ของตัวแปร Land_Areas ซึ่งเป็นลบทั้งสองแบบจำลอง (MLR: -0.34411, SAR: -0.21424) นั้น พบว่าขนาดของสัมประสิทธิ์ลดลงในแบบจำลอง SAR สิ่งนี้เป็นผลจากการที่แบบจำลอง SAR ได้รวมเอาผลกระทบเชิงพื้นที่เข้าไปในสมการแล้ว ทำให้ผลกระทบที่แท้จริงของตัวแปรอิสระแต่ละตัวมีความเป็นกลางมากขึ้น โดยสรุปคือ แบบจำลอง SAR ได้แสดงให้เห็นถึงความได้เปรียบที่ชัดเจน ในการวิเคราะห์ข้อมูลนี้ เนื่องจากให้ค่า R-Square ที่สูงกว่าและค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์ที่ต่ำกว่าอย่างมีนัยสำคัญ

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

4.6 การเปรียบเทียบค่าความคลาดเคลื่อน (ε)

ค่าความคลาดเคลื่อนจะแสดงค่าความต่างระหว่างราคาประเมินจริงและราคาพยากรณ์ เมื่อค่า Residuals ต่ำก็แสดงให้เห็นว่าความคลาดเคลื่อนน้อย ใกล้เคียงกับราคาจริง จึงเป็นแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุด

1) ค่าความคลาดเคลื่อนระราคาประเมินจริงและราคาพยากรณ์แบบ MLR

ตัวอย่างข้อมูลค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์แบบ MLR:

	LAND_VALUE	Pred_MLR	Residuals
0	14500.0	16059.753839	-1559.753839
1	14500.0	16106.552911	-1606.552911
2	8000.0	9969.792070	-1969.792070
3	8000.0	10005.923706	-2005.923706
4	15000.0	16527.153635	-1527.153635
5	9100.0	10966.206957	-1866.206957
6	36000.0	36062.970442	-62.970442
7	40000.0	39702.032553	297.967447
8	45500.0	44843.086189	656.913811
9	25000.0	25811.833145	-811.833145

ภาพ 4.16 ค่าความคลาดเคลื่อนของราคาที่ดิน แบบ MLR

2) ค่าความคลาดเคลื่อนระราคาประเมินจริงและราคาพยากรณ์แบบ SAR

ตัวอย่างข้อมูลค่าความคลาดเคลื่อนระหว่างค่าจริงและค่าพยากรณ์แบบ SAR:

	LAND_VALUE	Pred_GM_Lag	Residuals
0	14500.0	14570.948075	-70.948075
1	14500.0	14600.085229	-100.085229
2	8000.0	8038.567955	-38.567955
3	8000.0	8061.063552	-61.063552
4	15000.0	14422.215216	577.784784
5	9100.0	8683.627440	416.372560
6	36000.0	35570.122623	429.877377
7	40000.0	40042.881756	-42.881756
8	45500.0	41399.202427	4100.797573
9	25000.0	25883.195652	-883.195652

ภาพ 4.17 ค่าความคลาดเคลื่อนของราคาที่ดิน แบบ SAR

ลิขสิทธิ์ Copyright AU

4.7 การเปรียบเทียบความแตกต่างของราคาประเมิน

เมื่อทำการวิเคราะห์สร้างแบบจำลองการประเมินราคาที่ดิน ในพื้นที่อำเภอเมืองเชียงใหม่ จังหวัดเชียงใหม่แล้ว ผู้วิจัยได้นำการพยากรณ์ราคาที่ดินทั้ง 2 แบบจำลองที่ได้จากการวิจัยไปเปรียบเทียบกับราคาประเมินที่กรมธนารักษ์กำหนด ด้วย Python และการสร้างแผนที่เพื่อให้เห็นภาพความแตกต่างได้อย่างชัดเจน

1) การเปรียบราคาประเมินจริงและราคาพยากรณ์ทั้ง 2 แบบจำลอง MLR และ SAR ด้วย Python

```
print("\n📋 ตัวอย่างข้อมูล (ค่าจริง vs พยากรณ์):")
display(gdf[['LAND_VALUE', 'Pred_MLR', 'Pred_GM_Lag']].head(10))
```

📋 ตัวอย่างข้อมูล (ค่าจริง vs พยากรณ์):

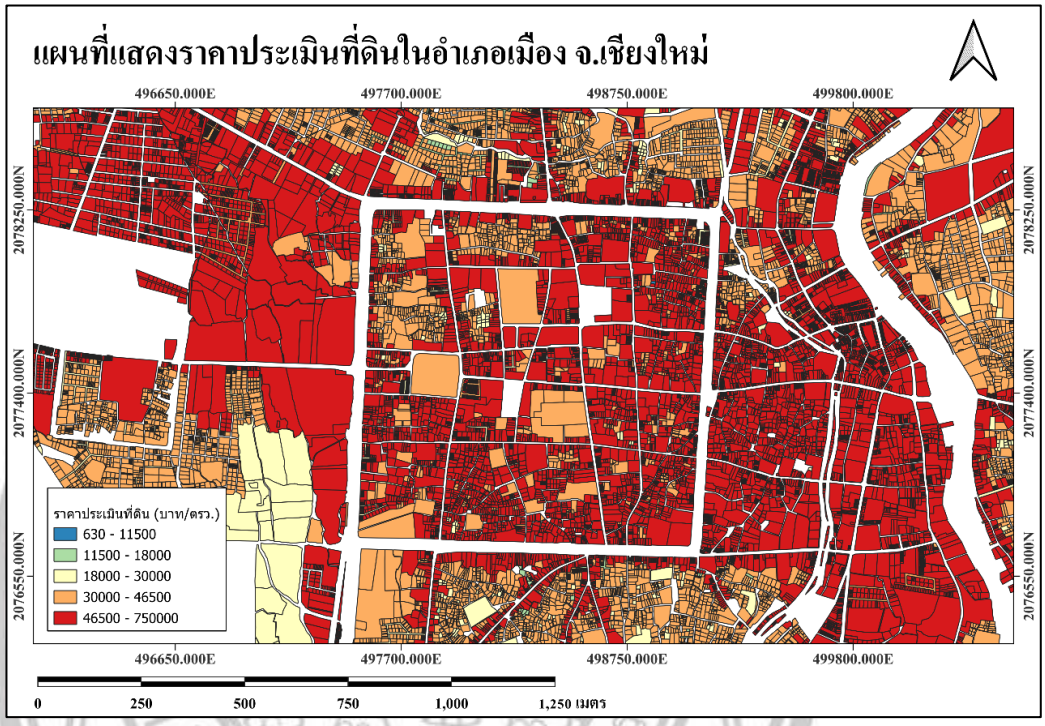
	LAND_VALUE	Pred_MLR	Pred_GM_Lag
0	14500.0	16059.753839	14570.948075
1	14500.0	16106.552911	14600.085229
2	8000.0	9969.792070	8038.567955
3	8000.0	10005.923706	8061.063552
4	15000.0	16527.153635	14422.215216
5	9100.0	10966.206957	8683.627440
6	36000.0	36062.970442	35570.122623
7	40000.0	39702.032553	40042.881756
8	45500.0	44843.086189	41399.202427
9	25000.0	25811.833145	25883.195652

ภาพ 4.18 การเปรียบเทียบราคาที่ดิน ด้วย Python

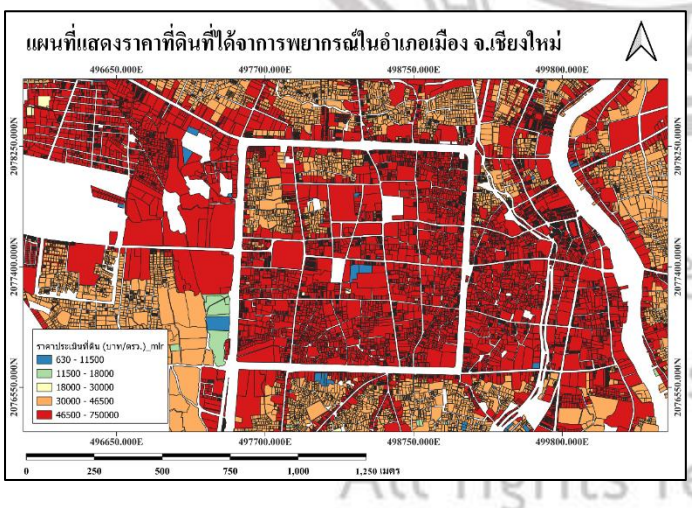
ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

จากตาราง 4.18 จะเห็นได้ว่าราคาประเมินจริงและราคาประเมินแบบ SAR มีราคาซื้อขายที่ดินที่ใกล้เคียงกัน แต่ในขณะที่บางจุด MLR ทำได้ดีกว่า ซึ่งอาจชี้ว่าในบางพื้นที่ปัจจัยเชิงพื้นที่ไม่ได้สำคัญเท่าปัจจัยอื่น ๆ การวิเคราะห์เชิงลึกต่อด้วยการคำนวณสถิติประเมิน ประเมิน residuals ทางเชิงพื้นที่ และสำรวจการแปลงข้อมูล/ตัวแปรเพิ่มเติม จะช่วยให้ตัดสินใจได้ว่าควรเลือกโมเดลใด หรือควรปรับปรุงโมเดลอย่างไรให้เหมาะสมกับข้อมูลเชิงพื้นที่ของมากขึ้น

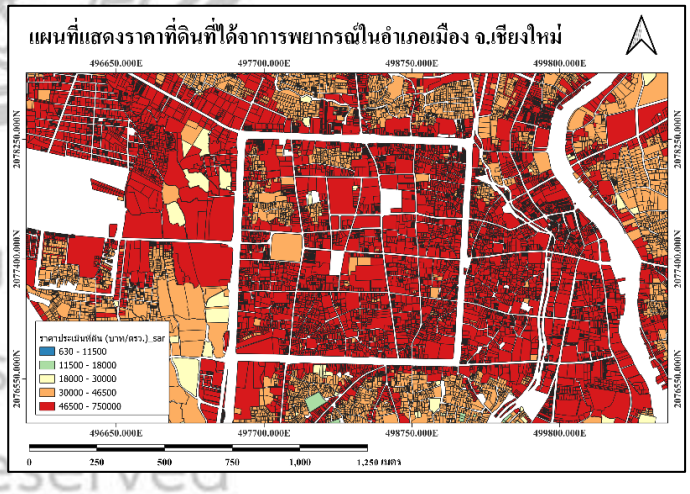
2) การสร้างแผนที่เพื่อให้เห็นภาพความแตกต่างได้อย่างชัดเจน



ภาพ 4.19 แผนที่แสดงราคาประเมินจริง บริเวณคูเมือง อำเภอเมืองเชียงใหม่



ภาพ 4.20 การพยากรณ์แบบ MLR



ภาพ 4.21 การพยากรณ์แบบ SAR

ภาพ 4.20 และภาพ 4.21 แผนที่แสดงราคาที่ได้จากการพยากรณ์ บริเวณคูเมืองเชียงใหม่

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
All rights reserved

เมื่อนำแบบจำลองการพยากรณ์ราคาประเมินที่ดินจากการวิจัยไปสร้างแผนที่เพื่อทำนายราคาที่ดินจะพบว่าแผนที่มีความต่างกัน มีที่ดินบางแปลงที่ราคาที่ดินที่คำนวณได้จากแบบจำลอง ใกล้เคียงกับราคาซื้อขายจริง ทั้งนี้เนื่องจากสมการวิเคราะห์การถดถอยเชิงเส้นพหุคุณ ที่ได้มีความสามารถในการพยากรณ์ราคาที่ดิน ที่ระดับร้อยละ 87 แต่สมการวิเคราะห์การถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ที่ได้มีความสามารถในการพยากรณ์ราคาที่ดินได้ดีกว่า ที่ระดับร้อยละ 93 ดังนั้นราคาที่ดินที่ได้ อาจขึ้นอยู่กับปัจจัยตัวแปรอื่น ๆ ได้อีกนอกเหนือจากตัวแปรที่ใช้ในการศึกษาครั้งนี้

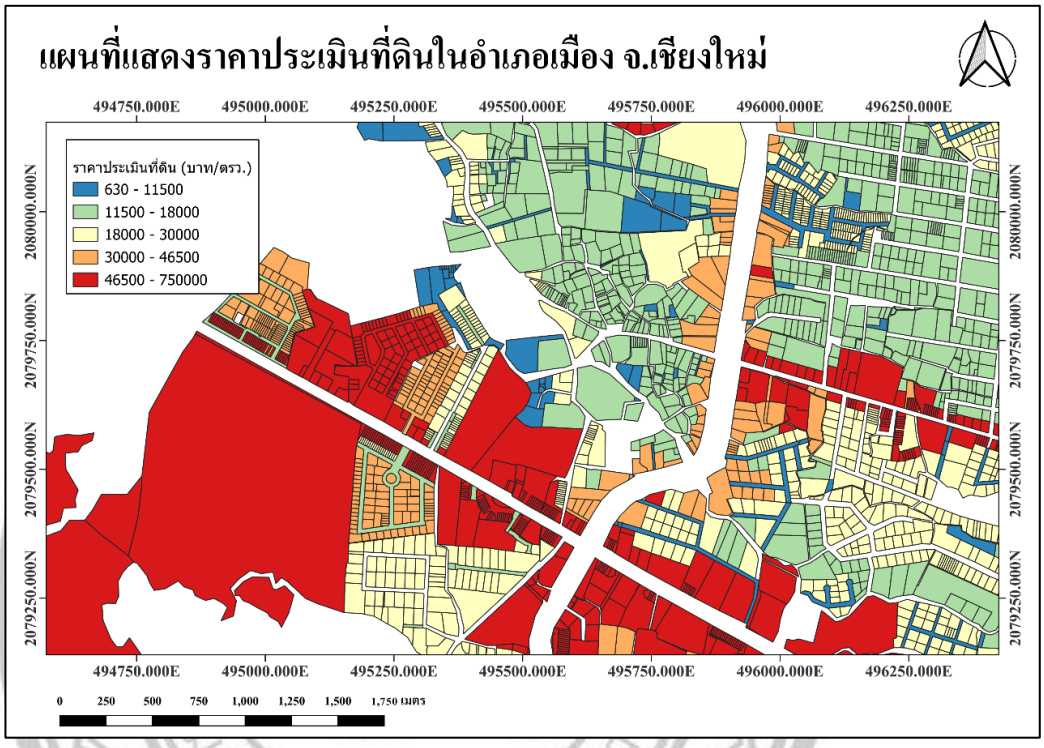
จากภาพ 4.19 และภาพ 4.20 พบว่าราคาที่ดินที่ได้จากสมการพยากรณ์ราคาที่ดินที่ได้จากการวิจัยนี้ บริเวณคูเมืองเชียงใหม่ จะพบว่าหากมีขนาดแปลงที่ดินที่มีเนื้อที่ขนาดใหญ่ราคาจะเพิ่มสูงขึ้น แต่ในบางจุดมีขนาดเนื้อที่แปลงขนาดเล็กก็มีราคาต่ำลง ผลที่ได้จากการวิจัยนี้พบว่ามีความผกผันกับราคาที่ดิน

จากภาพ 4.19 และภาพ 4.21 พบว่าราคาที่ดินที่ได้จากสมการพยากรณ์ราคาที่ดินที่ได้จากการวิจัยนี้ บริเวณคูเมืองเชียงใหม่ จะพบว่าหากมีขนาดแปลงที่ดินที่มีเนื้อที่ขนาดใหญ่ราคาจะเพิ่มสูงขึ้น แต่ในบางจุดมีขนาดเนื้อที่แปลงขนาดเล็กก็มีราคาต่ำลง เพราะสมการ SAR จะมีการคำนวณค่าน้ำหนักเมทริกซ์ พื้นที่รอบ ๆ นำมาคำนวณราคาที่ดินด้วย ผลที่ได้จากการวิจัยนี้พบว่ามีความผกผันกับราคาที่ดิน แต่มีความคบลาดเคลื่อนน้อย

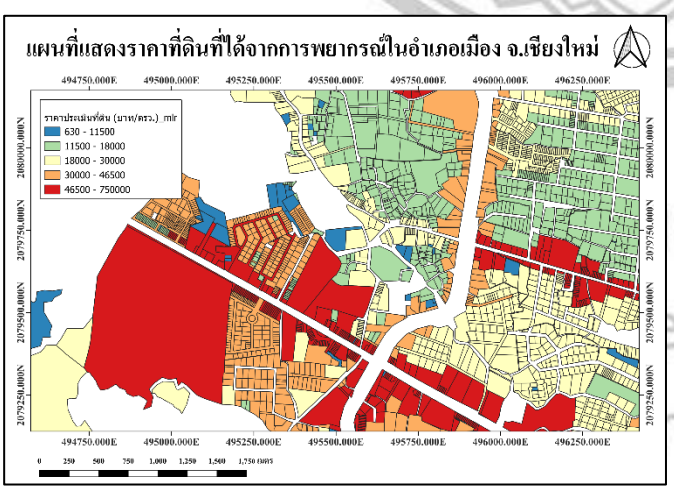
จากภาพ 4.20 และภาพ 4.21 จะพบว่าการผกผันของราคาที่ดินที่ได้จากการคำนวณสมการการวิเคราะห์ ทำให้เห็นว่า SAR มีความผกผันน้อยกว่า MLR และมีประสิทธิภาพดีกว่า แต่ในแผนที่อาจจะมองเห็นความคลาดเคลื่อนได้ไม่ชัดเจนเท่าไหร่ จึงจำเป็นต้องดูราคาที่ดินในตารางประกอบด้วย เพื่อให้เห็นถึงความแตดต่างและความเหมาะสมของแบบจำลองที่มีประสิทธิภาพ

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

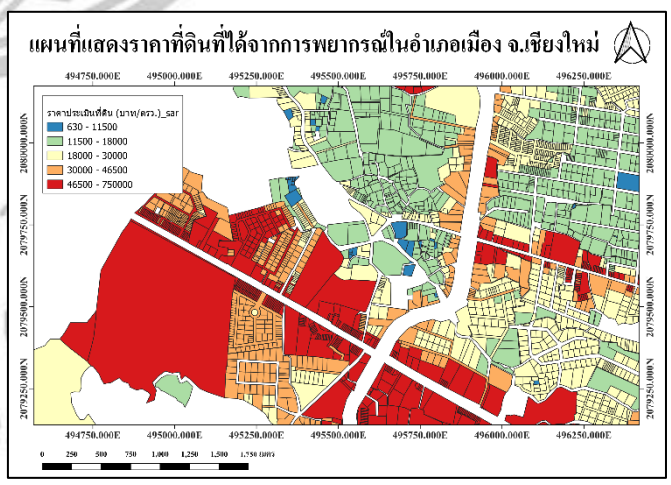
3) แสดงแผนภาพในจุดต่างๆเพื่อให้มองเห็นความชัดเจน



ภาพ 4.22 แผนที่แสดงราคาประเมินจริง ในอำเภอเมืองเชียงใหม่

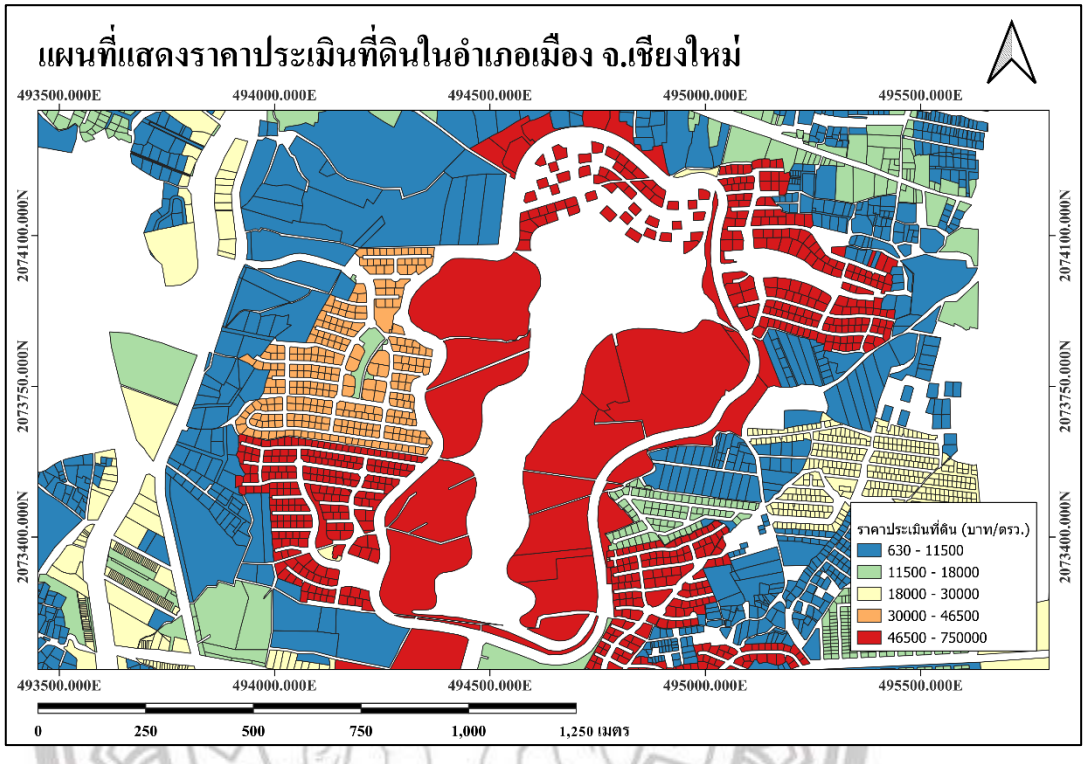


ภาพ 4.23 การพยากรณ์แบบ MLR

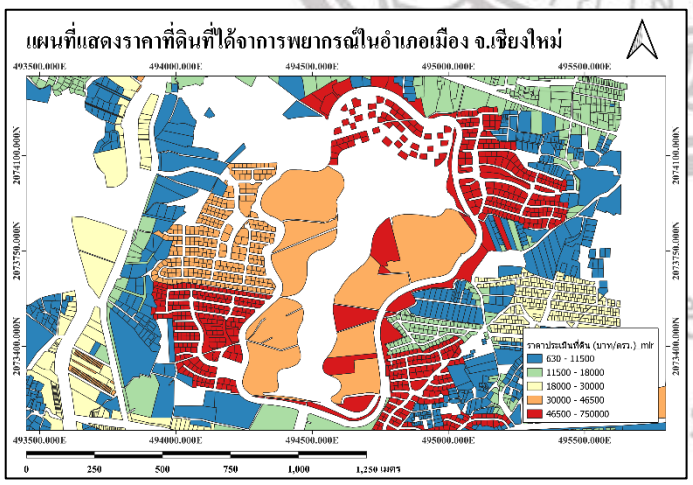


ภาพ 4.24 การพยากรณ์แบบ SAR

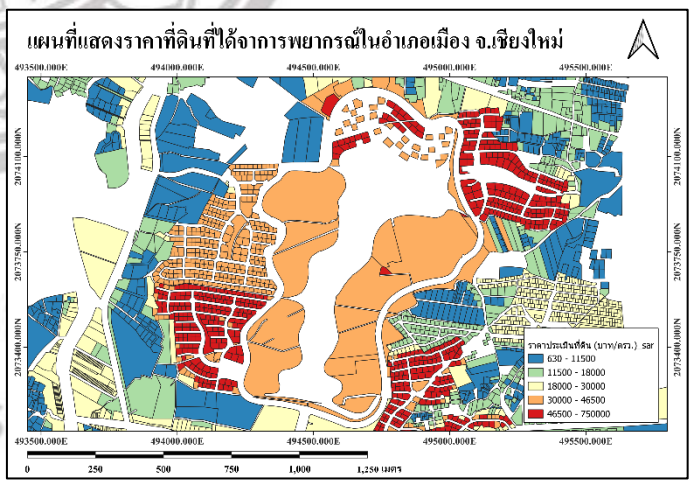
ภาพ 4.23 และภาพ 4.24 แผนที่แสดงราคาที่ได้จากการพยากรณ์ อำเภอเมืองเชียงใหม่



ภาพ 4.25 แผนที่แสดงราคาประเมินจริง ในอำเภอเมืองเชียงใหม่



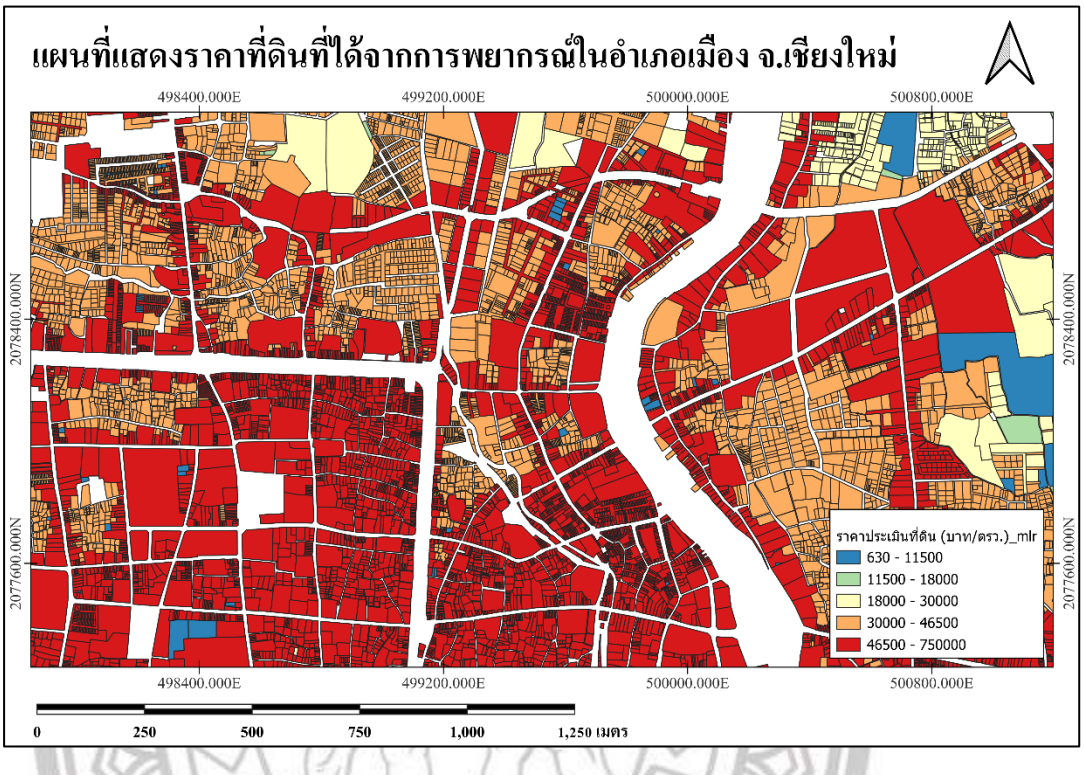
ภาพ 4.26 การพยากรณ์แบบ MLR



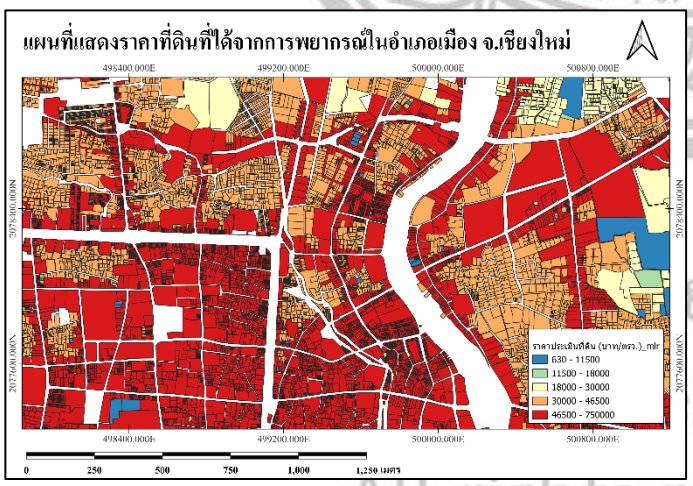
ภาพ 4.27 การพยากรณ์แบบ SAR

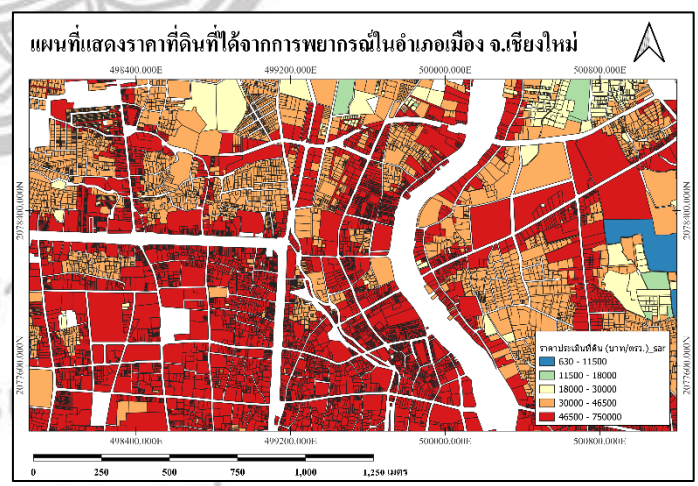
ภาพ 4.26 และภาพ 4.27 แผนที่แสดงราคาที่ได้จากการพยากรณ์ อำเภอเมืองเชียงใหม่

All rights reserved



ภาพ 4.28 แผนที่แสดงราคาประเมินจริง ในอำเภอเมืองเชียงใหม่





ภาพ 4.29 การพยากรณ์แบบ MLR

ภาพ 4.30 การพยากรณ์แบบ SAR

ภาพ 4.29 และภาพ 4.30 แผนที่แสดงราคาที่ได้จากการพยากรณ์ อำเภอเมืองเชียงใหม่

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
All rights reserved

บทที่ 5

บทสรุป

การศึกษาการวิจัยนี้ได้ทำการวิเคราะห์ข้อมูลราคาที่ดินโดยใช้โมเดล Multiple Linear Regression (MLR) และ Spatial Autoregression (SAR) โดยมีราคาซื้อขายที่ดินจริงเป็นตัวแปรที่นำมาวิเคราะห์ร่วม

5.1 สรุปผลการวิจัย

การวิจัยนี้มีวัตถุประสงค์หลักในการสร้าง วิเคราะห์ และเปรียบเทียบประสิทธิภาพระหว่างแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression: MLR) และแบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ (Spatial Autoregression: SAR) ในการพยากรณ์ราคาประเมินที่ดินในพื้นที่อำเภอเมืองเชียงใหม่ จังหวัดเชียงใหม่ โดยพิจารณาจากตัวแปรอิสระ 2 ตัว คือ มูลค่าถนน (STREET_VAL) และขนาดพื้นที่ดิน (LAND_AREA) ผลการวิจัยสรุปได้โดยละเอียดตามประเด็นสำคัญดังนี้

5.1.1 สรุปผลการสร้างและวิเคราะห์แบบจำลอง MLR

แบบจำลอง MLR สามารถแสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรอิสระกับราคาที่ดินได้อย่างมีนัยสำคัญทางสถิติ (ρ < 0.001) โดยมีทิศทางของความสัมพันธ์ที่สอดคล้องกับหลักเศรษฐศาสตร์อสังหาริมทรัพย์ มูลค่าถนน มีค่าสัมประสิทธิ์แบบไม่มาตรฐาน (β) เป็นบวกที่ 0.9293 แสดงว่าการเพิ่มขึ้นของมูลค่าถนน 1 หน่วย จะส่งผลให้ราคาที่ดินเพิ่มขึ้น 0.9293 หน่วย และขนาดพื้นที่ดิน มีค่าสัมประสิทธิ์เป็นลบที่ -0.3441 ซึ่งยืนยันปรากฏการณ์ Bulk Discount ในตลาดที่ดิน คือ เมื่อขนาดพื้นที่ดินเพิ่มขึ้น ราคาต่อหน่วยของที่ดินมีแนวโน้มลดลง แบบจำลอง MLR มีค่าความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของราคาที่ดิน (R^2) อยู่ในระดับสูงที่ 0.87 แม้จะมีค่า R^2 สูง แต่ความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์เฉลี่ย (RMSE) อยู่ที่ 12,466.69 บาทต่อหน่วย ซึ่งเป็นค่าที่ค่อนข้างสูง และการวิเคราะห์เบื้องต้นชี้ให้เห็นว่ามีความคลาดเคลื่อนเชิงพื้นที่ (Spatial Autocorrelation) หลงเหลืออยู่ในส่วนที่แบบจำลองไม่ได้อธิบาย (ε)

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

5.1.2 สรุปผลการสร้างและวิเคราะห์แบบจำลอง SAR

แบบจำลอง SAR ได้ทำการผนวกรวมตัวแปรการพึ่งพิงเชิงพื้นที่ (W_LAND_VALUE) เข้ามาในสมการ และพบว่าค่าสัมประสิทธิ์การพึ่งพิงเชิงพื้นที่ (ρ) มีค่าเป็นบวกสูงถึง 0.52045 และมีนัยสำคัญทางสถิติอย่างยิ่ง (ρ < 0.001) ซึ่งเป็นหลักฐานเชิงประจักษ์ที่สำคัญที่สุดในการยืนยันว่าราคาประเมินที่ดินในอำเภอเมืองเชียงใหม่มีการพึ่งพิงเชิงพื้นที่ (Spatial Dependence) อย่างรุนแรง การวิเคราะห์ผลกระทบเชิงพื้นที่มีอิทธิพลรวมของ STREET_VAL เพิ่มขึ้นเป็น 1.0005 และ LAND_AREA มีผลรวมเป็น -0.4468 โดยมีผลกระทบทางอ้อมค่า ρ มีนัยสำคัญ ทำให้ผลกระทบของตัวแปรอิสระถูกแบ่งเป็นผลกระทบทางตรงและทางอ้อม โดยมูลค่าถนนไม่เพียงแต่ส่งผลต่อราคาที่ดินในแปลงนั้น แต่ยังส่งผลกระทบแผ่กระจาย (Spillover Effect) ไปยังพื้นที่ข้างเคียงด้วยอย่างชัดเจน แบบจำลอง SAR มีประสิทธิภาพในการพยากรณ์สูงสุด ค่า R^2 เพิ่มขึ้นเป็น 0.9271 (อธิบายความแปรปรวนได้ 92.71% หรือร้อยละ 92.71) ค่าความคลาดเคลื่อนในการพยากรณ์เฉลี่ย (RMSE) ลดลงอย่างมีนัยสำคัญจาก 12,466.69 เหลือเพียง 9,408.15 บาทต่อหน่วย

5.1.3 ข้อสรุปการเปรียบเทียบและการตอบวัตถุประสงค์

การเปรียบเทียบค่ามาตรวัดประสิทธิภาพยืนยันว่าแบบจำลอง SAR มีความแม่นยำและความน่าเชื่อถือในการพยากรณ์ราคาสูงกว่า MLR อย่างชัดเจน ผลลัพธ์นี้ตอบคำถามของการวิจัยที่ว่าแบบจำลองทั้งสองมีประสิทธิภาพแตกต่างกันหรือไม่ ว่า แตกต่างกันอย่างมีนัยสำคัญ และยืนยันสมมติฐานของการวิจัยที่ว่า การรวมเอาอิทธิพลเชิงพื้นที่เข้ามาในแบบจำลอง (SAR) จะนำไปสู่การประเมินมูลค่าที่ดินที่มีความคลาดเคลื่อนต่ำกว่า

การใช้แบบจำลอง SAR ไม่เพียงแต่ให้ความแม่นยำทางสถิติที่ดีขึ้นเท่านั้น แต่ยังช่วยให้เข้าใจกลไกการทำงานของตลาดอสังหาริมทรัพย์ในเชิงภูมิศาสตร์ได้ลึกซึ้งยิ่งขึ้น ซึ่งสอดคล้องกับความเป็นจริงที่ว่ามูลค่าทรัพย์สินจะถูกกำหนดโดยปัจจัยภายในและปัจจัยภายนอกที่อยู่ใกล้เคียง

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

5.2 อภิปรายผลการวิจัย

การวิจัยนี้สามารถบรรลุวัตถุประสงค์ในการสร้างและวิเคราะห์แบบจำลองทั้ง MLR และ SAR ได้สำเร็จ โดยผลการวิเคราะห์ยืนยันว่าปัจจัย มูลค่าถนน และ ขนาดพื้นที่ดิน มีอิทธิพลต่อราคาที่ดินอย่างมีนัยสำคัญทางสถิติในทั้งสองแบบจำลอง ซึ่งสอดคล้องกับหลักการของ แบบจำลองราคาเฮโดนิก (Hedonic Price Model, (ธีรโชติ และ ปรีดา, 2564)) ที่อธิบายว่ามูลค่าของอสังหาริมทรัพย์เกิดจากคุณลักษณะเฉพาะของทรัพย์สินนั้น ๆ ค่าสัมประสิทธิ์ที่เป็นบวกอย่างมากของ มูลค่าถนน ในทั้งสองแบบจำลอง ($\beta_{MLR} = 0.9293$ และ Total Effect {SAR} = 1.0005) ตอกย้ำถึงความสำคัญของปัจจัยการเข้าถึงและทำเลที่ตั้งบนถนนสายหลักที่มีต่อมูลค่าที่ดินในเขตอำเภอเมืองเชียงใหม่ ซึ่งเป็นพื้นที่ที่มีการแข่งขันสูง ค่าสัมประสิทธิ์ที่เป็นลบของขนาดพื้นที่ดิน ($\beta_{MLR} = -0.3441$ และ Total Effect {SAR} = -0.4468) ยืนยันปรากฏการณ์ Bulk Discount (Monson,2009, เพ็ญนิภา และ กัมปนาท, 2567) คือ ราคาซื้อขายที่ดินต่อหน่วยตารางวามีแนวโน้มลดลงเมื่อขนาดพื้นที่ดินใหญ่ขึ้น ซึ่งเป็นลักษณะเฉพาะของตลาดที่ดินในเขตเมืองเนื่องจากที่ดินขนาดใหญ่มีข้อจำกัดด้านสภาพคล่องในการซื้อขายและการพัฒนา

ผลการวิจัยนี้สนับสนุนสมมติฐาน ของการวิจัยที่ว่า "แบบจำลอง SAR มีประสิทธิภาพในการทำนายราคาที่ดินในอำเภอเมืองเชียงใหม่ได้ดีกว่าแบบจำลอง MLR" เนื่องจาก SAR สามารถอธิบายความแปรปรวนได้สูงถึงร้อยละ 92.71 ซึ่งสูงกว่า MLR ที่ร้อยละ 87 บ่งชี้ว่าปัจจัยเชิงพื้นที่ที่เพิ่มเข้ามามีอำนาจในการอธิบายข้อมูลสูงถึงร้อยละ 5.71 ค่าความคลาดเคลื่อนเฉลี่ย (RMSE) ลดลงจาก 12,466.69 ใน MLR เหลือ 9,408.15 ใน SAR แสดงถึงความแม่นยำในการพยากรณ์ที่เพิ่มขึ้น ค่าสัมประสิทธิ์ ρ = 0.52045 ที่มีนัยสำคัญทางสถิติ เป็นการยืนยันทางสถิติว่า ราคาที่ดินในอำเภอเมืองเชียงใหม่เกิดการพึ่งพิงเชิงพื้นที่อย่างรุนแรง ซึ่งหมายถึงราคาที่ดินแปลงหนึ่งได้รับอิทธิพลจากราคาเฉลี่ยของแปลงที่ดินที่อยู่ใกล้เคียง การละเลยปัจจัยนี้ (การใช้ MLR) จะนำไปสู่ปัญหาความคลาดเคลื่อนที่มีความสัมพันธ์กันเชิงพื้นที่ (Spatially Autocorrelated Errors) และทำให้ค่าสัมประสิทธิ์ของตัวแปรอิสระอื่น ๆ ใน MLR เกิดความบิดเบือน (Bias) ได้

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright© by Naresuan University
All rights reserved

ผลการวิจัยครั้งนี้มีความสอดคล้องอย่างสมบูรณ์กับแนวคิดการวิเคราะห์เชิงพื้นที่ของอสังหาริมทรัพย์ (เพ็ญนิภา และ กัมปนาท, 2567) ซึ่งระบุว่าข้อมูลทางภูมิศาสตร์มักมีปัญหา Spatial Autocorrelation และการใช้แบบจำลองเชิงพื้นที่ (เช่น SAR, SEM) เป็นสิ่งจำเป็นในการแก้ไขปัญหานี้ งานวิจัยในเขตเมืองอื่น ๆ ที่ใช้ SAR มักจะพบค่า ρ ที่มีนัยสำคัญเช่นกัน แสดงให้เห็นว่าการพึ่งพิงเชิงพื้นที่เป็นลักษณะทั่วไปของตลาดอสังหาริมทรัพย์ในเขตเมือง SAR ไม่ได้แค่แก้ไขปัญหาความคลาดเคลื่อน แต่ยังเปิดเผยกลไกการส่งผ่านผลกระทบ SAR เปิดเผย Total Effect ของมูลค่าถนนที่สูง

ถึง 1.0005 และมีผลกระทบทางอ้อม (Spillover) ที่มีขนาดใหญ่มาก ซึ่งเป็นสิ่งที่ MLR ไม่สามารถประเมินได้ ผลลัพธ์นี้สอดคล้องกับงานวิจัยที่ศึกษาผลกระทบของการก่อสร้างโครงสร้างพื้นฐานต่อมูลค่าที่ดิน ซึ่งมักพบว่ามูลค่าที่ดินเพิ่มขึ้นในพื้นที่ที่ได้รับผลกระทบโดยตรงและแผ่ขยายไปยังพื้นที่โดยรอบตามลำดับ ความแตกต่างที่สำคัญคือการที่งานวิจัยนี้พิสูจน์ได้ว่า แบบจำลอง MLR ไม่เพียงพอสำหรับการวิเคราะห์อสังหาริมทรัพย์ในพื้นที่อำเภอเมืองเชียงใหม่ ผลลัพธ์นี้แตกต่างจากงานวิจัย (เพ็ญนิภา และ กัมปนาท, 2567) เพียง MLR โดยไม่ได้ตรวจสอบปัญหาเชิงพื้นที่ ซึ่งอาจทำให้มีการประเมินอิทธิพลของตัวแปรอิสระอย่างบิดเบือนไปจากความเป็นจริง (เช่น การประเมินค่าสัมประสิทธิ์ที่สูงหรือต่ำเกินจริง)

งานวิจัยเพ็ญนิภา คำภู่ ใช้วิธีการวิเคราะห์หลักคือ การถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression: MLR) ด้วยวิธีการถดถอยแบบเป็นขั้นตอน (Stepwise Regression) แบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดในงานวิจัยนี้ประกอบด้วย 2 ปัจจัยหลัก ที่มีนัยสำคัญ ได้แก่ มูลค่าถนน (ความสัมพันธ์เชิงบวก) และ เนื้อที่แปลงที่ดิน (ความสัมพันธ์เชิงลบ) ความแตกต่างของแบบจำลองการถดถอยเชิงเส้นพหุคูณ (Multiple Linear Regression: MLR) ที่ใช้ในงานวิจัยเพ็ญนิภา สามารถสรุปได้ดังนี้ งานวิจัยเพ็ญนิภา มีวัตถุประสงค์ของการใช้ MLR เป็นเครื่องมือหลักในการวิเคราะห์เพื่อ ค้นหาชุดปัจจัย ที่มีอิทธิพลต่อราคาซื้อขายที่ดินมากที่สุด ใช้ 2 ปัจจัยหลัก ที่มีนัยสำคัญที่สุดจากการวิเคราะห์แบบ Stepwise Regression ได้แก่ 1) มูลค่าถนน และ 2) เนื้อที่แปลงที่ดิน แบบจำลองสามารถอธิบายความแปรปรวนของราคาที่ดินได้ไม่ค่อยดีนักจากปัจจัยที่ใช้ แม้จะมีประสิทธิภาพระดับหนึ่ง แต่ค่า R^2 ที่ยังไม่สูงมากนักและวิธีการ MLR ที่มีข้อจำกัดเรื่องการจัดการกับความสัมพันธ์เชิงพื้นที่เป็นเหตุผลที่นำไปสู่การพัฒนาในงานวิจัยที่สอง ผู้วิจัยได้ประยุกต์ใช้วิจัยเพ็ญนิภา เพื่อนำมาทำการวิจัยเปรียบเทียบประสิทธิภาพของแบบจำลองเดิม (MLR) กับเทคนิคที่สูงขึ้นคือ แบบจำลองการถดถอยอัตโนมัติเชิงพื้นที่ (Spatial Autoregression: SAR) ซึ่งออกแบบมาเพื่อจัดการกับปัญหาความสัมพันธ์เชิงพื้นที่ที่ถูกระบุว่าเป็นจุดอ่อนในงานวิจัยเดิม ผู้วิจัยใช้ 2 ปัจจัยหลัก ที่มีนัยสำคัญที่สุดจากการวิเคราะห์แบบ Stepwise Regression (เพ็ญนิภา) ได้แก่ 1) มูลค่าถนน และ 2) เนื้อที่แปลงที่ดิน ในการสร้าง MLR ใช้เพื่อยืนยันว่ายังมีวิธีการทางสถิติที่เหมาะสมและแม่นยำกว่าสำหรับปัญหาการประเมินราคาที่ดินในเขตเมือง

ลิขสิทธิ์มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

งานวิจัยนี้สอดคล้องอย่างสมบูรณ์กับแนวคิดการวิเคราะห์เชิงพื้นที่ของอสังหาริมทรัพย์ที่ระบุว่าข้อมูลทางภูมิศาสตร์มักมีปัญหา Spatial Autocorrelation และการใช้แบบจำลองเชิงพื้นที่ (เช่น SAR) เป็นสิ่งจำเป็นในการแก้ไขปัญหานี้ ผลการวิจัยเชิงประจักษ์ของผู้วิจัยที่พบว่า SAR ให้ค่า R^2สูงกว่า (จากร้อยละ 87 เป็น 93) และ RMSE ต่ำกว่า (จาก 12,466.69 เป็น 9,408.15) จึงเป็นหลักฐานที่พิสูจน์ว่า SAR สามารถยกระดับความแม่นยำของการประเมินราคาที่ดินในเขตเมืองเชียงใหม่ได้จริง ซึ่งสอดคล้องกับข้อเสนอเชิงทฤษฎีของ Amouzay & El Ghini (2024) ที่ยืนยันว่า การเพิกเฉยต่อ spatial effects ในข้อมูลจะนำไปสู่ estimation bias and inefficiency และตรงกับผลการวิเคราะห์ของผู้วิจัยในบริบทการประเมินราคาที่ดิน โดยชี้ให้เห็นว่าการประยุกต์ใช้ SAR ในข้อมูลเชิงพื้นที่ของไทยนั้นมีประสิทธิภาพสูง ทั้งในมุมของการวิเคราะห์ทางสถิติและการตีความเชิงภูมิศาสตร์ SAR จึงไม่เพียงแต่แก้ไขปัญหาความคลาดเคลื่อน แต่ยังเปิดเผย Total Effect ของมูลค่าถนนที่สูงถึง 1.0005 และผลกระทบทางอ้อม (Spillover) ซึ่งเป็นกลไกสำคัญที่ MLR ไม่สามารถประเมินได้

ผลการวิเคราะห์ของผู้วิจัยเป็นแนวทางสำคัญในการนำไปประยุกต์ใช้ในการปรับปรุงเกณฑ์ราคาประเมินของกรมธนารักษ์หรือหน่วยงานภาครัฐที่เกี่ยวข้อง โดยเฉพาะอย่างยิ่งการนำ ค่า λ และหลักการของ SAR ไปใช้ในการคำนวณราคาประเมินให้สอดคล้องกับราคาตลาดมากขึ้น เนื่องจาก SAR สะท้อนถึง "ราคาเพื่อนบ้าน" ซึ่งเป็นกลไกที่ผู้ซื้อผู้ขายในตลาดใช้ในการตัดสินใจ สำหรับภาครัฐ ข้อมูลเชิงพื้นที่จาก SAR จะช่วยให้สามารถวางแผนพัฒนาพื้นที่และกำหนดนโยบายภาษีที่ดินได้อย่างมีประสิทธิภาพมากขึ้น โดยเฉพาะการประเมินมูลค่าผลกระทบจากการพัฒนาโครงสร้างพื้นฐานใหม่ ๆ ที่ส่งผลต่อพื้นที่ข้างเคียง สำหรับภาคเอกชน นักลงทุนในอสังหาริมทรัพย์สามารถใช้แบบจำลอง SAR ที่แม่นยำนี้ในการประเมินความเสี่ยงและศักยภาพของทำเลที่ตั้งอย่างน่าเชื่อถือ การที่ราคาของแปลงที่อยู่ใกล้เคียงมีผลต่อราคาที่ดินอย่างมีนัยสำคัญ เป็นการยืนยันว่าการใช้แบบจำลองเชิงพื้นที่จะช่วยให้การประเมินมูลค่าทรัพย์สินสอดคล้องกับสภาพเศรษฐกิจและพื้นที่จริงมากขึ้น

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร

5.3 ข้อเสนอแนะ

ข้อเสนอแนะที่ได้จากการวิจัยครั้งนี้แบ่งออกเป็น 2 ส่วนหลัก ได้แก่ ข้อเสนอแนะสำหรับการนำผลการวิจัยไปใช้ประโยชน์ในทางปฏิบัติ และข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต เพื่อให้เกิดการต่อยอดองค์ความรู้และยกระดับมาตรฐานการประเมินราคาที่ดินต่อไป

Copyright by Naresuan University
All rights reserved

5.3.1 ข้อเสนอแนะสำหรับการนำผลการวิจัยไปใช้ประโยชน์ในทางปฏิบัติ

1) การปรับปรุงเกณฑ์ราคาประเมินของหน่วยงานภาครัฐ

เสนอให้หน่วยงานภาครัฐที่เกี่ยวข้องกับการประเมินราคาทรัพย์สิน โดยเฉพาะกรมธนารักษ์ พิจารณานำเอาหลักการและผลการวิเคราะห์จากแบบจำลอง SAR (Spatial

Autoregression) ไปประยุกต์ใช้ในการทบทวนและกำหนดราคาประเมินที่ดินในพื้นที่อำเภอเมืองเชียงใหม่ ควรมีการกำหนดให้ ค่าสัมประสิทธิ์การพึ่งพิงเชิงพื้นที่ (ρ) เป็นปัจจัยสำคัญ ในการคำนวณราคาประเมิน โดยนำค่า ρ = 0.52045 ที่ค้นพบไปกำหนดเป็นน้ำหนักเชิงพื้นที่ในการพิจารณาราคาของแปลงที่ดินข้างเคียง เพื่อให้ราคาประเมินมีความใกล้เคียงกับกลไกตลาดและสะท้อนความเป็นธรรมของมูลค่าทรัพย์สินมากขึ้น

2) การพัฒนาเครื่องมือประเมินมูลค่าอัตโนมัติ (Automated Valuation Model: AVM)

ควรมีการพัฒนาเครื่องมือหรือแพลตฟอร์มการประเมินราคาที่ดินเบื้องต้นแบบอัตโนมัติ (AVM) โดยใช้แบบจำลอง SAR ที่สร้างขึ้นด้วยภาษา Python และเชื่อมโยงเข้ากับระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์ (GIS) เครื่องมือนี้จะช่วยให้ผู้ประเมินราคาหรือผู้ใช้งานทั่วไปสามารถประเมินมูลค่าที่ดินรายแปลงได้อย่างรวดเร็ว แม่นยำ และเป็นมาตรฐานเดียวกัน โดยคำนึงถึงอิทธิพลของปัจจัยเชิงพื้นที่ ซึ่งช่วยลดความคลาดเคลื่อนที่เกิดจากดุลยพินิจของบุคคล

3) การวิเคราะห์ผลกระทบการพัฒนาเชิงพื้นที่

ควรนำแบบจำลอง SAR ไปใช้เป็นเครื่องมือในการวิเคราะห์ ผลกระทบทางอ้อม (Indirect Effect) ของโครงการพัฒนาโครงสร้างพื้นฐานขนาดใหญ่ เช่น การตัดถนนใหม่ การสร้างระบบขนส่งมวลชน หรือการสร้างสถานที่สำคัญของรัฐ ต่อราคาที่ดินในพื้นที่โดยรอบได้อย่างถูกต้องแม่นยำ ซึ่งเป็นประโยชน์ในการวางแผนผังเมืองและการกำหนดค่าชดเชยการเวนคืนที่เป็นธรรม

5..3.2 ข้อเสนอแนะสำหรับการวิจัยในอนาคต

1) การเพิ่มตัวแปรอิสระด้านทำเลที่ตั้งและสิ่งอำนวยความสะดวก

งานวิจัยต่อไปควรพิจารณาเพิ่มตัวแปรด้านทำเลที่ตั้ง (Location Factors) และสิ่งอำนวยความสะดวก (Amenities) ที่มีนัยสำคัญต่อราคาที่ดิน เช่น ระยะห่างจากโรงพยาบาล ห้างสรรพสินค้า สถานีขนส่งสาธารณะ และ ข้อจำกัดการใช้ประโยชน์ที่ดินตามผังเมือง (Zoning) เข้าไปในแบบจำลอง เพื่อเพิ่มความสามารถในการอธิบายความแปรปรวนของราคาให้สูงขึ้นไปอีก

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

2) การเปรียบเทียบกับแบบจำลองเชิงพื้นที่ประเภทอื่น

ควรมีการศึกษาเปรียบเทียบประสิทธิภาพของ SAR กับแบบจำลองเชิงพื้นที่ประเภทอื่น ๆ เช่น Spatial Error Model (SEM) ซึ่งแก้ไขปัญหาความคลาดเคลื่อนที่มีความสัมพันธ์กัน หรือ Geographically Weighted Regression (GWR) ซึ่งเป็นแบบจำลองที่มีค่าสัมประสิทธิ์แปรผันไปตามพื้นที่ เพื่อค้นหาแบบจำลองที่เหมาะสมที่สุดสำหรับโครงสร้างข้อมูลราคาที่ดินในพื้นที่ศึกษา

3) การขยายผลการวิจัยไปยังพื้นที่อื่น

ควรขยายขอบเขตการวิจัยไปยังพื้นที่อื่น ๆ ที่มีลักษณะเศรษฐกิจและภูมิประเทศที่แตกต่างกัน เช่น พื้นที่ชานเมือง หรือพื้นที่เศรษฐกิจพิเศษอื่น ๆ เพื่อยืนยันความสากลของปัญหา Spatial Autocorrelation และความเหมาะสมในการใช้แบบจำลอง SAR ในการประเมินราคาที่ดินของประเทศไทยโดยรวม

4) การใช้แบบจำลองอื่นเพิ่ม

การวิจัยครั้งนี้อาจมีแบบจำลองอื่นที่สามารถนำมาวิเคราะห์และได้ผลการศึกษาที่มีประสิทธิภาพเพิ่มมากขึ้น ยกตัวอย่างงานวิจัยของ Radosław ที่บอกว่า HSAR ดีกว่า SAR แบบธรรมดา และสามารถอธิบายถึงปัจจัยปัญหาที่พบได้ดีกว่า

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

บรรณานุกรม

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

บรรณานุกรม

เพ็ญนิภา คำภู่ และ กัมปนาท ปิยะธำรงชัย. (2567). *การประยุกต์ใช้ระบบสารสนเทศภูมิศาสตร์เพื่อพัฒนาแบบจำลอง การประเมินราคาที่ดิน กรณีศึกษา อำเภอเมืองเชียงใหม่ จังหวัดเชียงใหม่*.

ธีรโชติ สมบูรณ์พาณิชกิจ และ ปรีดา พิชยาพันธ์. (2564). *การประเมินผลกระทบของทางต่างระดับต่อราคาที่ดินในเมืองเชียงใหม่.* การประชุมวิชาการวิศวกรรมโยธาแห่งชาติ ครั้งที่ 26, 23–25 มิถุนายน, การประชุมรูปแบบออนไลน์.

อมรภัค รักษาศรี. (2563). *ปัจจัยที่มีอิทธิพลต่อการประเมินราคาที่ดิน ในพื้นที่เขตจตุจักร กรุงเทพมหานคร* [การศึกษาค้นคว้าอิสระปริญญาเศรษฐศาสตรมหาบัณฑิต, มหาวิทยาลัยสุโขทัยธรรมาธิราช].

Amouzay, H., & El Ghini, A. (2024). *A systematic review of key spatial econometric models: Concepts, estimation methods, and applications*. Munich Personal RePEc Archive (MPRA Paper No. 123222). University Library of Munich, Germany. https://mpra.ub.uni-muenchen.de/123222/

Cellmer, R., Kobylińska, K., & Bełej, M. (2019). Application of Hierarchical Spatial Autoregressive Models to Develop Land Value Maps in Urbanized Areas. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, *8*(4), 195. doi:10.3390/ijgi8040195

Danlin Yu, Yehua Dennis Wei and Changshan Wu. (2007). *Modeling spatial dimensions of housing prices in Milwaukee, WI*.

LeSage, J., & Pace, R. K. (2009). *Introduction to spatial econometrics*. Chapman & Hall/CRC Taylor & Francis Group.

Rüttenauer, T. (2019). *Spatial Regression Models: A Systematic Comparison of Different Model Specifications using Monte Carlo Experiments*. Sociological Methods and Research, Forthcoming.

Monson. M. (2009). Valuation using hedonic pricing models. *Cornell Real Estate Review*, 62–73.

Sriwuttisap, Y., Sungklinhom, D., Tongleamnak, S., & Tangchoopong, T. (2024). *Land Price Prediction with Machine Learning in Mueang Khon Kaen District*. Journal of Computer and Creative Technology, 2(2), 71-86. https://doi.org/10.14456/jcct.2024.8

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

Yu, D., Wei, Y.D., and Wu, C. (2007). Modeling spatial dimensions of housing prices in Milwaukee, WI. *Environment and Planning B*. https://doi.org/10.1068/b3211

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ประวัติผู้วิจัย

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

ประวัติผู้วิจัย

ชื่อ – ชื่อสกุล ยุวดี ใจอินถา

วัน เดือน ปี เกิด 07 กันยายน 2547

ที่อยู่ปัจจุบัน 36/1 หมู่ 10 ตำบลเสริมซ้าย อำเภอเสริมงาม จังหวัดลำปาง 52210

ประวัติการศึกษา

พ.ศ. 2565-ปัจจุบัน ระดับปริญญาตรี หลักสูตรวิทยาศาสตรบัณฑิต สาขาภูมิศาสตร์ มหาวิทยาลัยนเรศวร 99 หมู่ 9 ถนนพิษณุโลก-นครสวรรค์ ตำบลท่าโพธิ์ อำเภอเมืองพิษณุโลก จังหวัดพิษณุโลก 65000 เกรดเฉลี่ย 3.39

พ.ศ. 2562-2564 ระดับมัธยมศึกษาตอนปลาย (วิทย์-คณิต) โรงเรียนเสริมงามวิทยาคม 134 ตำบลทุ่งงาม อำเภอเสริมงาม จังหวัดลำปาง 52210

พ.ศ. 2559-2561 ระดับมัธยมศึกษาตอนต้น (วิทย์-คณิต) โรงเรียนเสริมงามวิทยาคม 134 ตำบลทุ่งงาม อำเภอเสริมงาม จังหวัดลำปาง 52210

กิจกรรมที่เข้าร่วม

1) ผู้ช่วยสอน (Teacher Assistant - TA) รายวิชาแอนโทรโปซีน 2 ภาคการศึกษา [2/2567-1/2568] และรายวิชาปรัชญาของเศรษฐกิจพอเพียงเพื่อความยั่งยืน 1 ภาคการศึกษา [1/2568]

2) ผู้จัดการโครงการ ทีม Earth wise ในโครงการเรียนรู้และฝึกประสบการณ์นิสิต รุ่นที่ 1: โครงการนี้มุ่งเน้นการพัฒนาโมเดลธุรกิจด้านส่งเสริมชุมชนและตลาดสร้างสรรค์

3) ฝ่ายห้องครัว โครงการการพัฒนาทักษะการเรียนรู้ตลอดชีวิต (ค่ายสานสัมพันธ์พี่น้องประจำปี 2565-2567: กิจกรรมจัดขึ้น ณ อุทยานแห่งชาติภูหินร่องกล้า

4) โครงการสานสัมพันธ์เกษตร ประจำปีการศึกษา 2565 และ 2567

5) กิจกรรมแสดงความยินดีพี่บัณฑิตในงานพิธีพระราชทานปริญญาบัตร ประจำปีการศึกษา 2565

6) การแข่งขันประกวดนวัตกรรม ปี 2568

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved

รางวัลที่ได้รับ

1) ได้รับเกียรติบัตรด้านการเรียนผลการเรียนดี ประจำปีการศึกษา 2566 สาขาภูมิศาสตร์ ภาควิชาทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม มหาวิทยาลัยนเรศวร

2) ได้รับเกียรติบัตรด้านการเรียนผลการเรียนดี ประจำปีการศึกษา 2567 สาขาภูมิศาสตร์ ภาควิชาทรัพยากรธรรมชาติและสิ่งแวดล้อม มหาวิทยาลัยนเรศวร

3) ได้รับเกียรติบัตรนิสิตผลการเรียนดี ประจำปีการศึกษา 2567 โดย มหาวิทยาลัยนเรศวร

4) ได้รับเกียรติบัตรนิสิตผลการเรียนดีเด่น ประจำปีการศึกษา 2567 โดย มหาวิทยาลัยนเรศวร

5) ได้รับใบประกาศเกียรติคุณ จากการประกวดโมเดลธุรกิจ ภายใต้โครงการเรียนรู้และฝึกประสบการณ์นิสิต รุ่นที่ 1

6) ได้รับรางวัล ชมเชย ในการประกวดนวัตกรรมและโครงงาน ด้านการเกษตร 2568 หัวข้อ “นวัตกรรมเกษตร สร้างสรรค์เพื่อความยั่งยืน”

ลิขสิทธิ์ มหาวิทยาลัยนเรศวร
Copyright by Naresuan University
All rights reserved