# Social Network Analysis of International E-road Network

# การวิเคราะห์เครือข่ายทางสังคมของเครือข่ายถนนระหว่างเมืองในทวีปยุโรป

พิชญ์พงศ์ พูลผล

ภาควิชาวิทยาการคอมพิวเตอร์, คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยศรีนครินทรวิโรฒ ประสานมิตร

peachapong.poolpol@g.swu.ac.th

บทคัดย่อ - เครือข่ายถนนที่เชื่อมต่อกันส่งผลให้การเดินทาง ระหว่างเมืองเชื่อมถึงกัน การวิเคราะห์เครือข่ายทางสังคมของ เครือข่ายถนนระหว่างเมืองในทวีปยุโรปด้วยเครื่องมือ Neo4j ทำ ให้เห็นภาพรวมของข้อมูล การทำ Visualization ผลการวัดหา Centrality รวมทั้งการใช้อัลกอริทึมในการค้นหาชุมชน โดยพบว่า เครือข่ายถนนระหว่างเมืองในทวีปยุโรปนี้ประกอบด้วย 1174 Nodes และ 1417 Edges โดยมาตรวัดของ Centrality แต่ละ แบบได้ผลที่แตกต่างกัน รวมทั้งอัลกอริทึมที่แตกต่างกันในการ ค้นหาชุมชน ก็ได้ผลที่แตกต่างกัน รวมทั้งอัลกอริทึมที่อจำกัดของการใช้ อัลกอริทึมที่อาจยังพัฒนาไม่เต็มที่ รวมถึงข้อจำกัดของข้อมูลที่ขาด การถ่วงน้ำหนัก ทำให้อาจไม่สะท้อนภาพความเป็นจริงของ เครือข่ายถนนในชีวิตจริง

คำสำคัญ - การวิเคราะห์เครือข่ายทางสังคม, การค้นหา ชุมชน, Centrality, Neo4j

## I. บทนำ

การวิเคราะห์เครือข่ายทางสังคมเป็นกระบวนการในการ วิเคราะห์เครือข่ายผ่านการใช้ทฤษฎีกราฟและการทำ Visualization โดยประกอบด้วยโครงสร้างหลักคือ Node ซึ่งมีข้อมูลต่าง ๆ บรรจุอยู่ ภายใน เชื่อมต่อกันด้วย Edge ซึ่งทำหน้าที่เชื่อมต่อหรือแสดง ความสัมพันธ์ระหว่าง Node โดยการวิเคราะห์เครือข่ายทางสังคม สามารถใช้ได้ในงานที่หลากหลาย ทำให้เห็นปฏิสัมพันธ์ของข้อมูล รวมทั้งการส่งต่อข้อมูลไปยังที่ต่าง ๆ เช่น การศึกษาเรื่องนักการเมือง ที่มีอิทธิพล การตรวจจับการโกง การค้นหาผู้ติดเชื้อจากโรคติดเชื้อ ไวรัสโคโรนา 2019 เป็นต้น

การขนส่งและการเดินทาง เป็นอีกหนึ่งบริบทที่สามารถใช้การ วิเคราะห์เครือข่ายทางสังคมในการค้นหาหรือสืบค้นข้อมูลต่าง ๆ เช่น การเดินทางโดยรถสาธารณะ ว่าตัวเลือกได้เป็นตัวเลือกที่เหมาะสม การเดินทางโดยเครื่องบิน สามารถศึกษาหาเส้นทางที่ดีที่สุด ที่ใช้ ระยะเวลาการเดินทางและการอคอยน้อยที่สุด หรือการศึกษาเกี่ยวกับ โครงข่ายของถนนในประเทศ หรือในทวีปต่าง ๆ เพื่อค้นหาการ เชื่อมโยงระหว่างแยก หรือการเชื่อมโยงระหว่างเมืองต่าง ๆ อีกทั้งยัง สามารถใช้การค้นหาชุมชนว่า เมืองที่อยู่รวมกันอย่างหนาแน่นมันจะมี โครงข่ายถนนที่เชื่อมต่อกันมากด้วยเช่นกัน

ในบทความนี้จะศึกษาเกี่ยวกับเครือข่ายถนนนานาชาติ ระหว่างเมืองในทวีปยุโรป โดยจะศึกษาข้อมูลทั่วไป การวัด ความสำคัญของเครือข่ายถนนในทวีปยุโรปโดยใช้ Centrality และ ตัวอย่างการค้นหาชุมชน โดยใช้เครื่องมือหลักในการวิเคราะห์คือ Neo4j

# II. งานวิจัยที่เกี่ยวข้อง

A. US Road Network [1]

การศึกษาเครือข่ายของถนนในสหรัฐอเมริกาโดยใช้การ วิเคราะห์เครือข่ายสังคม เป็นการศึกษาเครือข่ายของถนนใน 3 รัฐ ได้แก่ California, Pennsylvania และ Texas โดยในการศึกษานี้จะ เน้นไปที่การจัดกลุ่มของเครือข่ายถนนในการสร้างชุมชน เครือข่าย ถนนในการศึกษานี้เป็นเครือข่ายขนาดใหญ่ ประกอบด้วย Nodes ประมาณ 1-2 ล้านและ Edges ประมาณ 1.5-2.7 ล้าน ซึ่งถือว่าเป็น ข้อมูลขนาดใหญ่ โดย Node แสดงถึงแยก และ Edge แสดงถึงถนนที่ เชื่อมแยกต่าง ๆ ซึ่งพบว่าเครือข่ายถนนของทั้ง 3 รัฐมีลักษณะ โครงสร้างที่คล้ายคลึงกัน คือ ถนนส่วนใหญ่กระจุกตัวอยู่ในเมืองอย่าง หนาแน่น โดย Node ที่มี Degree สูงที่สุดคือ 24 โดยการศึกษานี้ใช้

เครื่องมือในการวิเคราะห์คือ GraphX, Spark Streaming, Tableau และ MLib มีการจัดกลุ่มโดยใช้อัลกอริทึม k-means โดยให้ k เท่ากับ 3 และ 4

# B. Centrality

# 1. Degree centrality [2]

Degree centrality เป็นอัลกอริทึมที่ ง่ายที่สุดในการวัด centrality เป็นการวัดที่ตรงไปตรงมา โดยการหา Node จากจำนวน ความสัมพันธ์ที่เข้าหรือออกจาก Node นั้น ซึ่งเปรียบเสมือนการหา Node ที่มีความนิยมสูงที่สุด ในที่นี้จะเป็นการค้นหาเมืองที่มีจำนวน ถนนเชื่อมออกไปยังเมืองอื่น ๆ มากที่สุด

# 2. Betweenness centrality [3]

Betweenness centrality เป็นอัลกอริทึมที่ใช้ในการค้นหา Node ที่ทำหน้าที่เป็นผู้มีอิทธิพลในการเดินทางของข้อมูล เปรียบเสมือนเป็นเมืองทางผ่านหรือเป็นสะพานเชื่อม โดยการวัดว่า เส้นทางที่สั้นที่สุด หรือ Shortest path จาก Node หนึ่งไปยัง Node อื่น ๆ หรือในที่นี้ก็เป็นการวัดเส้นทางที่สั้นที่สุดเมืองหนึ่ง ๆ ไปยังเมือง อื่น ว่าจะต้องผ่านเมืองใดมากที่สุด อาจเปรียบได้ว่าเป็นเมืองที่มีการ นำข้อมูลไปยังเมืองอื่น ๆ มากที่สุด

## 3. Closeness centrality [4]

Closeness centrality เป็นอัลกอริทีมในการวัดหา Node ที่ สามารถแพร่กระจายข้อมูลไปได้อย่างมีประสิทธิภาพมากที่สุด เป็น การวัดหาค่าเฉลี่ยของความไกลหรือระยะทางไปยัง Node อื่น ๆ โดย Node ที่มีค่าสูงหมายถึงมี่ระยะทางสั้นที่สุดเพื่อไปยัง Node อื่น ๆ ใน ที่นี้จึงเป็นการวัดว่าเมืองที่อยู่ใกล้กับเมืองอื่นมากที่สุด คือ เมืองใด แสดงว่าจากเมืองนั้นสามารถเข้าถึงได้ไวที่สุด

# 4. Eigenvector centrality [5]

Eigenvector centrality เป็นการวัดที่สนใจคุณภาพของ Node ว่ามีความสำคัญหรือมีอิทธิพลมากเพียงใด โดยจะพิจารณา Node ข้างเคียงด้วยว่ามีการเชื่อมต่อกับ Node ที่เหลืออื่น ๆ อย่างไรบ้าง สำหรับในข้อมูลนี้จึงเป็นการดูคุณภาพของเมืองมีการพิจารณาถนนที่ เชื่อมโยงจากเมืองข้างเคียงด้วย

### 5. PageRank centrality [6]

PageRank centrality เป็นอัลกอริทึมที่ใช้วัดความสำคัญของ แต่ละ Node ภายในกราฟ โดยอาศัยจำนวนของความสัมพันธ์ที่เข้า มายัง Node นั้น โดยมีการให้คะแนนตามจำนวนความสัมพันธ์ที่เข้า มา โดยเป็น Centrality ที่ใช้ในการวัดสำหรับกราฟแบบมีทิศทาง ซึ่ง เป็นเครื่องมือของ Google ทั้งนี้ในการศึกษานี้จะไม่มีการคำนวณ PageRank centrality เนื่องจากว่าเป็นกราฟแบบไม่มีทิศทาง

# III. ระเบียบวิธีการวิจัย

# A. ข้อมูล

การศึกษานี้ใช้ข้อมูลเปิด เป็นข้อมูลเครือข่ายถนนนานาชาติที่ เชื่อมต่อระหว่างเมืองในทวีปยุโรป [7] ชื่อ Euroroad จาก <a href="http://konect.cc/networks/subelj\_euroroad/">http://konect.cc/networks/subelj\_euroroad/</a> โดยมี Node เป็น ชื่อของเมืองต่าง ๆ ในทวีปยุโรป และ Edge หรือเส้นเชื่อมเป็นถนนที่ เชื่อมระหว่างเมือง โดยกราฟในบทความนี้เป็นกราฟแบบไม่มีทิศทาง และไม่มีการถ่วงน้ำหนัก (Undirected unweighted graph)

# B. เครื่องมือที่ใช้

การศึกษานี้จะใช้การวิเคราะห์เครือข่ายทางสังคมผ่านเครื่องมือ Neo4j เป็นหลัก โดยใช้คำสั่ง Cypher Query Language (CQL) ใน การส่งคำสั่ง ร่วมกับใช้ Graph Data Science Library ในการ วิเคราะห์หา Centrality และการค้นหาชุมชน โดยอัลกอริทึมที่ใช้หา Centrality ประกอบด้วย Degree centrality, Betweenness centrality, Closeness centrality และ Eigenvector centrality และอัลกอริทึมที่ใช้ค้นหาชุมชนประกอบด้วย Louvain Method, Weakly Connected Components, Label Propagation, Triangle count และ Local clustering coefficient ทั้งนี้อัลกอริทึม สำหรับการค้นหาชุมชนยังมีอีกหลายชนิด แต่ผู้วิจัยเลือกใช้เฉพาะ อัลกอริทึมชนิด Production-quality เนื่องจากมีการทดสอบแล้วว่ามี ความคงที่สูง

### IV. ผลการศึกษา

# A. ข้อมูลทั่วไป

การนำเข้าข้อมูลจะนำเข้าผ่านไฟล์ชนิด csv จำนวน 2 ไฟล์ ประกอบด้วยไฟล์ที่เป็น Node และ Edge list โดยมี Node เพียง ชนิดเดียว ดังภาพที่ 1 คือ ชื่อของเมือง ซึ่งกราฟนี้จะประกอบด้วย 1174 Nodes และ 1417 Edges และแสดงแผนภาพของการเชื่อมโยง ของเครือข่ายถนน ดังภาพที่ 2



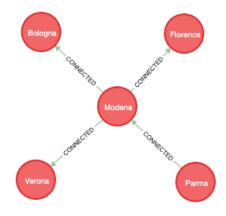
ภาพที่ 1 แสดงลักษณะของ Node และ relationship



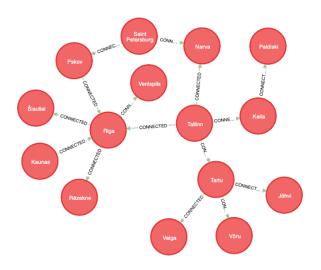
ภาพที่ 2 ตัวอย่างแผนภาพของการเชื่อมโยงของเครือข่ายถนนระหว่างเมือง ในทวีปยุโรป

แสดงตัวอย่าง Adjacent node ที่อยู่ติดกัน เช่นเมือง Modena มี Adjacent nodes คือเมือง Bologna, เมือง Florence, เมือง Verona, เมือง Pama โดยเมือง Modena มีจำนวน Degree เท่ากับ 4 ดังภาพที่ 3

แสดงตัวอย่างการเดินทางจากเมืองหนึ่งไปยังเมืองใกล้เคียง โดย หากต้องการเดินทางจากเมือง Tallinn เพื่อไปเที่ยว 2 เมืองใกล้เคียง ทางถนน สามารถเดินทางไปเที่ยวยังเมืองต่าง ๆ ได้ดังภาพที่ 4



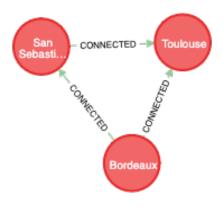
ภาพที่ 3 แสดงการเชื่อมต่อของถนนจากเมือง Modena ไปยังเมืองต่าง ๆ



ภาพที่ 4 แสดงตัวอย่างการเดินทางจากเมือง Tallinn ไปยัง 2 เมืองข้างเคียง

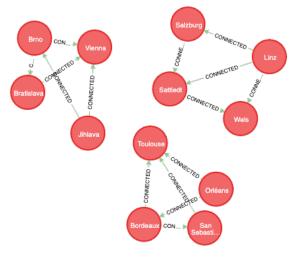
ในตัวอย่างข้อมูลชุดนี้จะไม่มีข้อมูลของ Parallel edge ซึ่ง หมายถึง Edge 2 เส้นเชื่อมที่มี Node คู่เดียวกันและ self-loop ซึ่ง หมายถึง Edge ที่มี Node เป็นตัวเดียวกัน เนื่องจากเป็นข้อมูลจริง ของถนนที่ถูกกำหนดว่าเป็นถนนเชื่อมต่อระหว่างเมือง จึงจัดว่า โครงข่ายของถนนนี้เป็น Simple graph

แสดงตัวอย่างของ Simple cycle ที่เป็น Triad ระหว่างเมือง San Sebastian, Bordeaux และ Toulouse ดังภาพที่ 5



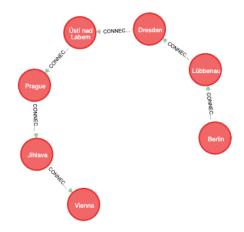
ภาพที่ 5 แสดงตัวอย่างของ Simple cycle

จากการสำรวจข้อมูลเพื่อหา Complete graph หรือกราฟที่มี Edge เชื่อมไปยังทุก Node ในกราฟนั้น พบว่าไม่มี complete graph หากพิจารณาตั้งแต่ 4 เมืองขึ้นไป โดยในข้อมูลชุดนี้ มีเพียงกราฟที่มี ลักษณะใกล้เคียงกับ Complete graph สำหรับ 4 เมือง ดังภาพที่ 6



ภาพที่ 6 แสดงตัวอย่างใกล้เคียง Complete graph ระหว่าง 4 เมือง

การสำรวจเพื่อดู Reachability หรือการเข้าถึง Node อื่น ๆ จาก Node หนึ่ง โดยแสดงตัวอย่างในการค้นหาว่าเมือง Berlin สามารถเดินทางไปยังเมือง Vienna ได้ด้วยเส้นทางที่สั้นที่สุด คือต้อง เดินทางจากเมือง Berlin ผ่านเมือง Lubbenau ผ่านเมือง Dresden ผ่านเมือง Usti nad Labem ผ่านเมือง Prague และผ่านเมือง Jihlava เพื่อไปยังเมือง Vienna ดังภาพที่ 7



ภาพที่ 7 แสดงตัวอย่างการเดินทางจากเมือง Berlin ไปยังเมือง Vienna ด้วยการผ่านเมืองที่น้อยที่สด

#### B. Centrality

## 1. Degree centrality

พบว่าเมืองที่มี Degree centrality สูงที่สุดได้แก่เมือง Moscow คือมีถนนเชื่อมออกจำนวน 10 สาย โดยแสดง 10 ลำดับของเมืองที่มี Degree centrality สูงสุด หรือหมายถึงเมืองที่มีถนนเชื่อมต่อไปยัง เมืองข้างเคียงมากที่สุด แสดงดังตารางที่ 1 และแสดงเมืองที่เชื่อมต่อ กับเมือง Moscow ดังภาพที่ 8

ตารางที่ 1 แสดง 10 ลำดับของเมืองที่มี Degree centrality สูงที่สุด

เมือง	Degree centrality
1. Moscow	10
2. Paris, Liège, Munich, Berlin,	8
Budapest	
3. Metz, Prague, Bratislava, Warsaw,	7
Vienna	



ภาพที่ 8 แสดงการเชื่อมต่อของเมืองต่าง ๆ กับเมือง Moscow ที่มี Degree centrality สูงสุด

# 2. Betweenness centrality

พบว่าเมืองที่มี Betweenness centrality สูงที่สุดคือเมือง Brest รองลงมาคือเมือง Moscow และเมือง 10 ลำดับแรกที่มีค่า Betweenness centrality สูงที่สุด แสดงดังตารางที่ 2

ตารางที่ 2 แสดง 10 ลำดับของเมืองที่มี Betweenness centrality สูงที่สุด

 เมือง	Betweenness centrality
1. Brest	147,644.87
2. Moscow	146,078.27
3. Saint Petersburg	134,358.41
4. Le Mans	120,368.00
5. Rennes	119,855.24
6. Minsk	119,155.66
7. Warsaw	110,015.70
8. Smolensk	107,544.26
9. Vyborg	105,952.67
10. Vaalimaa	105,160.33

### 3. Closeness centrality

พบว่ามีจำนวน 27 เมืองที่มีค่า closeness centrality สูงสุดคือ เท่ากับ 1 ได้แก่เมือง Porto-Vecchio, Sassari, Å, Svolvær, Førde, Usharal, Druzhba, Trosna, Glukhkov, Courtney, Troyes, Memmingen, Füssen, Krasnodar, Djoubga, Digoin, Chalonsur-Saône, Lugoj, Ilia, Spezzano Albanese, Sybaris, Sant'Eufemia Lamezia, Catanzaro, Alcamo, Trapani, Eleusina และ Thebes

## 4. Eigenvector centrality

พบว่าเมืองที่มี Eigenvector centrality สูงสุดได้แก่เมือง Paris และเมือง 10 ลำดับแรกที่มีค่า Eigenvector centrality สูงที่สุด แสดงดังตารางที่ 3

ตารางที่ 3 แสดง 10 ลำดับของเมืองที่มี Eigenvector centrality สูงที่สุด

เมือง	Eigenvector centrality
1. Paris	17.37
2. Metz	14.52
3. Reims	13.23
4. Vienna	12.43
5. Bratislava	11.67
6. Brussels	11.47
7. Brno	11.00
8. Liège	10.50
9. Munich	10.30
10. Orléans	10.13

# C. การค้นหาชุมชน (Community detection)

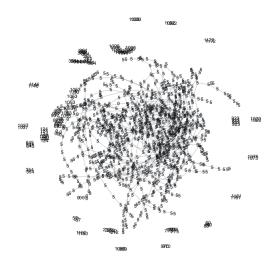
ในการศึกษานี้เลือกใช้อัลกอริทีมที่ใช้ค้นหาชุมชนทั้งหมด จำนวน 5 อัลกอริทีม ได้แก่ Louvain Method, Weakly Connected Components, Label Propagation, Triangle count และ Local clustering coefficient

### 1. Louvain Method [8]

Louvain Method เป็นอัลกอริทึมที่ในการค้นหาชุมชนขนาด ใหญ่ โดยทำการหาค่า Modularity score ที่มากที่สุดในแต่ละชุมชน โดยที่ค่า Modularity จะบอกคุณภาพของการจัดการ Node ใน ชุมชน เป็นการวัดว่าชุมชนอยู่กันหนาแน่นเพียงใด นั่นหมายถึงช่วง เมืองใดที่มีถนนเชื่อมโยงกันอย่างหนาแน่น พบว่าจาก Louvain method นี่สามารถค้นหาชุมชนได้จำนวน 45 ชุมชน โดยชุมชนที่มี ขนาดใหญ่ที่สุดพบว่า มีจำนวนเมืองในชุมชนนั้น 76 เมืองด้วยกัน โดย พบว่าไม่มี intermediate communities เลย ทั้งนี้เพราะว่า Louvain method เป็นอัลกอริทึม แบบการจัดกลุ่มเป็นลำดับขั้น (Hierarchical clustering) คือจะมีการจัดกลุ่มรวมกันเพิ่มขึ้นเรื่อย ๆ จนกว่าจะได้ Node ที่สมบูรณ์ ในบางกรณีอาจจะมีค่า intermediate communities ได้

# 2. Weakly Connected Components [9]

Weakly connected components (WCC) เป็นการค้นหาชุมชนที่เชื่อมต่อถึงกันสำหรับกราฟที่ไม่มีทิศทาง โดยพบว่าเครือข่ายถนนในทวีปยุโรปนี้ไม่เป็น connectedness คือทั้งเครือข่ายไม่ได้ เชื่อมต่อกันอย่างสมบูรณ์ เพราะสามารถแบ่งเป็น connected subgraph ทั้งหมดจำนวน 26 กราฟย่อย ซึ่งกราฟย่อยที่เป็น connected components ของเครือข่ายถนนนี้ที่มีจำนวน Node มากที่สุด มีทั้งสิ้น 1039 Nodes โดยแสดงชุมชนที่เชื่อมต่อกันดังภาพ ที่ 9



ภาพที่ 9 แสดงชุมชนที่ทำการค้นหาด้วยวิธี Weakly connected components

#### 3. Label Propagation [10]

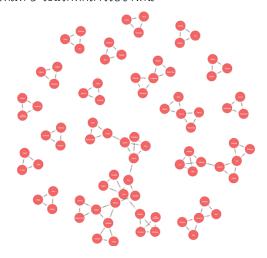
Label Propagation (LPA) เป็นอัลกอริทีมที่อาศัยโครงสร้าง ของเครือยข่ายเป็นตัวนำ โดยไม่สนใจข้อมูลอื่น ๆ ซึ่ง LPA ทำงานโดย การติดฉลากและเผยแพร่ Node ต่าง ๆ ไปตามโครงข่าย พบว่าได้ ชุมชนทั้งสิ้น 47 ชุมชน และชุมชนที่มีขนาดใหญ่สุด ประกอบด้วย 316 เมือง โดยเปรียบเทียบกับอัลกอริทึมอื่น ๆ ดังตารางที่ 4

ตารางที่ 4 เปรียบเทียบจำนวนชุมชนและจำนวนเมืองสูงที่สุดในแต่ละชุมชน ในแต่ละอัลกอริทึม

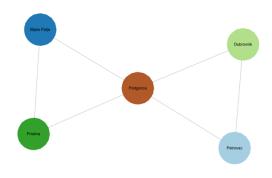
	จำนวนชุมชน	จำนวนเมืองสูงที่สุด
Louvain Method	45	76
WCC	26	1039
LPA	47	316

#### 4. Triangle count [11]

Triangle count เป็นอัลกอริทึมสำหรับนับจำนวนสามเหลี่ยม ของแต่ละ Node โดยสามเหลี่ยมจะประกอบไปด้วย Node จำนวน 3 Nodes โดยที่แต่ละ Node มีความสัมพันธ์เชื่อมกับ 2 Nodes ที่เหลือ ในทฤษฎีของกราฟอาจเรียนกว่า 3-clique ข้อดีของการใช้ triangle count ในฐานข้อมูลนี้คือ ทำให้ทราบได้ว่า มีเมือง 3 เมืองใดบ้างที่ สามารถเชื่อมหากันได้ ซึ่งจะแสดงว่าทั้ง 3 เมืองมีความเป็นกลุ่มก้อน และความสำคัญพอกัน ซึ่งพบว่ามี 70 เมืองที่มีการเชื่อมกันเป็น สามเหลี่ยม 1 รูป และอีก 13 เมืองที่มีการเชื่อมกันเป็นสามเหลี่ยม 2 รูป แสดงดังภาพที่ 10 ในขณะที่เมืองที่เหลืองอีก 1091 เมืองไม่มี ถนนเชื่อมต่อกันเป็นสามเหลี่ยม 2 รูป เช่น Podgorica ซึ่งแสดงใน ภาพที่ 11 ทั้งนี้อัลกอริทึม Triangle count มีความแตกต่างจาก อัลกอริทึมที่ 3 วิธีแรกที่กล่าวไปข้างต้น



ภาพที่ 10 แสดงเมืองที่มีการเชื่อมต่อกันเป็นสามเหลี่ยม



ภาพที่ 11 แสดงเมืองที่มีการเชื่อมต่อกันเป็นสามเหลี่ยมสองรูป

#### 5. Local clustering coefficient [11]

Local clustering coefficient เป็นอัลกอริทึมที่คำนวณค่าของ แต่ละ Node ในกราฟ คือความเป็นไปได้ที่ Node เพื่อนบ้านจะ เชื่อมต่อกัน ซึ่งอาศัยการคำนวณจากสามเหลี่ยมของ Node ที่เกิดขึ้น และ Degree ของ Node โดยใช้สูตรดังนี้

$$Cn = Tn \frac{2Tn}{dn(dn-1)} \tag{1}$$

 ${\it Cn}$  คือค่า coefficient ของ Node  ${\it n}$ 

Tn คือค่าของสามเหลี่ยม

dn คือค่าของ degree ของ Node

พบว่ามีจำนวน 4 เมืองที่มีค่า Local clustering coefficient สูงสุด เท่ากับ 1 ได้แก่เมือง Brindisi, Domokos, Vyšné Nemecké, Postojna และเมือง Spielfeld และอีก 22 เมือง มีค่า coefficient เท่ากับ 0.33

# V. สรุปผลการศึกษา

การวัดโดยการใช้ Centrality พบว่า มาตรวัดแต่ละชนิดใน การศึกษาโครงข่ายทางสังคมก็ได้ผลที่แตกต่างกัน เนื่องจาก ความสำคัญในการวัด และรูปแบบของอัลกอริทึมในการหาแตกต่าง กัน เช่นเดียวกับการค้นหาชุมชน อัลกอริทึมที่แตกต่างกัน ก็ได้ผลของ การค้นหาชุมชนที่แตกต่างกันด้วย

Neo4j เป็น Graph platform ที่ถูกพัฒนาเพื่องานกราฟ โดยเฉพาะการทำเป็นฐานข้อมูลกราฟ มีการทำ Visualization ที่ สวยงามสามารถทำ Graph analytics ได้เช่น การทำ Pathfinding and search การหา Centrality การค้นหาชุมชน (Community detection) การทำ Link Prediction และการหา Similarity โดยการ วิเคราะห์กราฟจะทำผ่าน Graph Data Science Library ซึ่งปัจจุบัน ยังมีข้อจำกัดบางประการในบางอัลกอริทึม ยังมีบางอัลกอริทึมที่ยัง พัฒนาไม่สมบูรณ์

ในส่วนของข้อจำกัดของเครือข่ายนี้คือ ไม่มีการถ่วงน้ำหนัก หมายถึงไม่ได้มีการบ่งบอกระยะทางของถนนจริง ๆ เป็นการบอก เพียงว่าเมืองต่าง ๆ มีการเชื่อมด้วยถนนอะไรบ้าง อาจส่งผลต่อการวัด ต่าง ๆ ที่ควรจะต้องมีการถ่วงน้ำหนักเข้ามาเกี่ยวข้อง โดยเฉพาะ ระยะทางระหว่างเมืองต่าง ๆ หรือการหา Shortest path เป็นต้น

# VI. เอกสารอ้างอิง

- [1] Mambou EN, Nlend S, Liu H, editors. Study of the US road network based on social network analysis. 2017 IEEE AFRICON; 2017 18-20 Sept. 2017.
- [2] Freeman LC. Centrality in social networks conceptual clarification. Social Networks. 1978;1(3):215-39.
- [3] Brandes U, Pich C. Centrality Estimation in Large Networks. International Journal of Bifurcation and Chaos. 2007;17(07):2303-18.
- [4] Borgatti SP. Centrality and network flow. Social Networks. 2005;27(1):55-71.
- [5] Bonacich P. Power and Centrality: A Family of Measures. American Journal of Sociology. 1987;92(5):1170-82.
- [6] Brin S, Page L. The anatomy of a large-scale hypertextual Web search engine. Computer Networks and ISDN Systems. 1998;30(1):107-17.
- [7] Šubelj L, Bajec M. Robust network community detection using balanced propagation. The European Physical Journal B. 2011;81.
- [8] Lu H, Halappanavar M, Kalyanaraman A, Choudhury S, editors. Parallel Heuristics for Scalable Community Detection. 2014 IEEE International Parallel &

- Distributed Processing Symposium Workshops; 2014 19-23 May 2014.
- [9] Monge AE, Elkan C, editors. An Efficient Domain-Independent Algorithm for Detecting Approximately Duplicate Database Records. DMKD; 1997.
- [10] Raghavan U, Albert R, Kumara S. Near linear time algorithm to detect community structures in large-scale networks. Physical review E, Statistical, nonlinear, and soft matter physics. 2007;76 3 Pt 2:036106.
- [11] Becchetti L, Boldi P, Castillo C, Gionis A. Efficient semistreaming algorithms for local triangle counting in massive graphs. Proceedings of the 14th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining; Las Vegas, Nevada, USA: Association for Computing Machinery; 2008. p. 16–24.