บทที่ 5

สรุปผลการวิจัยและข้อเสนอแนะ

5.1 สรุปผลการวิจัย

จากข้อกำหนดของฟังก์ชันในเบื้องต้นทั้งหมดและด้วยเงื่อนไขของการทนทานต่อการสเกลทำให้เราได้เงื่อนไขมาประการหนึ่งนั่นก็คือฟังก์ชันที่มีลักษณะที่ต้องการจะต้องอยู่ในรูปแบบ

$$f(x) = \frac{1}{x^t}; t > 0$$

และจากการวิเคราะห์ต่อไปโดยเงื่อนไขการมีประโยชน์ของข้อมูลรวมกับข้อกำหนดที่ได้จากขั้นตอนที่ผ่านมาเราก็ได้รูปแบบของฟังก์ชันที่น่าสนใจมา 3 รูปแบบหลักๆ ได้แก่

1. $f(x) = \frac{1}{x^t}; t \geq n-1$ เป็นผลลัพธ์ที่ได้จากการพิจารณาเปรียบเทียบความมีประโยชน์ของข้อมูลที่อยู่บนขอบของไฮเปอร์สเฟียร์ซึ่งแทนรูปทรงที่เล็กกว่าซึ่งอยู่ภายในกับข้อมูลที่อยู่บนขอบของไฮเปอร์สเฟียร์ที่อยู่รอบนอก

2. $f(x) = \frac{1}{x^{n-1}} e^{-tx}; t > 0$ เป็นผลจากการพิจารณาเปรียบเทียบความมีประโยชน์ของข้อมูลที่อยู่บนในบนไฮเปอร์สเฟียร์ที่มีความหนาค่าหนึ่งซึ่งเป็นค่าคงที่หรือสามารถมองได้ว่าเป็นข้อมูลที่อยู่บนช่วงระหว่างไฮเปอร์สเฟียร์ชั้นในกับไฮเปอร์สเฟียร์ชั้นนอกซึ่งกำหนดความแตกต่างระหว่างรัศมีของไฮเปอร์สเฟียร์ทั้ง 2 เป็นค่าคงที่ แล้วเปรียบเทียบกับข้อมูลส่วนที่อยู่นอกไฮเปอร์สเฟียร์ชั้นนอกทั้งหมด แต่ฟังก์ชันที่ได้ในรูปแบบนี้จะมีลักษณะที่ไม่ตรงกับเงื่อนไขที่ได้จากขั้นตอนนั่นคือฟังก์ชันในรูปแบบนี้จะไม่ทนต่อการสเกล

3. $f(x) = \frac{1}{x^{tn}}; t \geq 1$ เป็นผลจากการพิจารณาเปรียบเทียบความมีประโยชน์ของข้อมูลที่อยู่บนในบนไฮเปอร์สเฟียร์ที่มีความหนาความหนาเป็นอัตราส่วนกับรัศมีด้วยค่าคงหนึ่งค่าหนึ่งหรือสามารถมองได้ว่าเป็นข้อมูลที่อยู่บนช่วงระหว่างไฮเปอร์สเฟียร์ชั้นในกับไฮเปอร์สเฟียร์ชั้นนอกซึ่งกำหนดอัตราส่วนระหว่างรัศมีของไฮเปอร์สเฟียร์ทั้ง 2 เป็นค่าคงที่ แล้วเปรียบเทียบกับข้อมูลส่วนที่อยู่นอกไฮเปอร์สเฟียร์ชั้นนอกทั้งหมด

จากการวิเคราะห์ต่อไปโดยพิจารณาเกี่ยวกับการประมาณให้ข้อมูลมีการกระจายตัวแบบสม่ำเสมอนั้นเราได้เสนอวิธีการประมาณการกระจายตัวแบบสม่ำเสมอนี้โดยการให้น้ำหนักแก่ข้อมูลสอนแต่ละตัว ตามขนาดของบริเวณโดยรอบที่ข้อมูลสอนแต่ละตัวครอบคลุม เราได้ทำการเสนอฟังก์ชันสำหรับใช้ประมาณขนาดของข้อมูลสำหรับข้อมูลสอนแต่ละตัวโดยพิจารณาจากระยะห่างระหว่างข้อมูลสอนตัวนั้นกับข้อมูลสอนตัวอื่นที่อยู่ใกล้ๆ 3 รูปแบบดังต่อไปนี้

$$h_1(d_i) = (\prod_{j=1}^{m} d_{ij})^{\frac{n}{m}} = (\text{ ค่าเฉลี่ยเรขาคณิตของระยะทาง })^n$$

$$h_2(d_i) = \frac{\sum_{j=1}^{m} d_{ij}^{\ n}}{m} = \text{ค่าเฉลี่ยเลขคณิตของ (ระยะทาง}^n\text{)}$$

$$h_3(d_i) = \left(\frac{\sum_{j=1}^{m} d_{ij}}{m} \right)^n = (\text{ ค่าเฉลี่ยเลขคณิตของระยะทาง })^n$$

โดยฟังก์ชัน $h(d)$ จะถูกนำไปคูณกับค่าจากฟังก์ชันถ่วงน้ำหนัก $f(x)$ ขณะที่ทำการเปรียบเทียบข้อมูลที่ต้องการจำแนกประเภทกับข้อมูลสอนตัวนั้น แล้วนอกจากนี้เราก็ได้ทำการพิสูจน์ด้วยว่าฟังก์ชันที่ได้เป็นผลลัพธ์จากการคูณฟังก์ชัน $f(x)$ ซึ่งมีคุณสมบัติในการทนทานต่อการสเกลกับฟังก์ชันที่ใช้เพื่อการประมาณการกระจายตัวแบบสม่ำเสมอเหล่านี้จะเป็นฟังก์ชันที่ยังคงมีคุณสมบัติในการทนทานต่อการสเกลอยู่

นอกจากนี้ด้วยวิธีการแบบเดียวกับการคำนวณค่า $h(d)$ นี้เองเราสามารถทำการแปลงฟังก์ชันในรูปแบบที่ 2 ให้มีคุณสมบัติในการทนทานต่อการสเกลได้โดยกำหนดค่าปรับแต่งโดยจากสมการ $f(x) = \frac{1}{x^{n-1}} e^{-tx}; t > 0$ เราจะกำหนดให้ $k = c / \sqrt[n]{h(d)}$ เมื่อ c เป็นค่าคงตัวค่าหนึ่งซึ่งจะทำให้ผลจากการสเกลที่เกิดกับ x ในนิพจน์ e^{-tx} ถูกยกเลิกไป และนอกจากนี้เรายังได้เสนอให้ทำการประมาณการกระจายตัวแบบสม่ำเสมอของฟังก์ชันรูปแบบนี้โดยการใช้ค่า $\sqrt[n]{h(d)}$ ของข้อมูลสอนที่กำลังพิจารณาแทนที่จะใช้ค่าที่เฉลี่ยของข้อมูลทั้งหมด

หลังจากนั้นเราได้ทำการทดลองจำแนกประเภทชุดข้อมูลต่างๆ โดยแยกเป็นกรณีที่ใช้ต่างๆ ได้ดังต่อไปนี้

1. อัลกอริทึมเคเนียเรสท์เนเบอร์และอัลกอริทึมเนียเรสท์เนเบอร์แบบถ่วงน้ำหนักซึ่งใช้ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักพื้นฐานเพื่อที่จะใช้เป็นข้อมูลสำหรับเปรียบเทียบ

2. อัลกอริทึมเนียเรสท์เนเบอร์แบบถ่วงน้ำหนักที่ใช้ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักในรูปแบบแรก

3. ใช้ฟังก์ชัน $h(d)$ ทั้ง 3 รูปแบบกับคูณฟังก์ชันในรูปแบบแรก

4. อัลกอริทึมเนียเรสท์เนเบอร์แบบถ่วงน้ำหนักที่ใช้ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักในรูปแบบที่ 2 ซึ่งใช้ค่าเฉลี่ยของ $h(d)$

5. อัลกอริทึมเนียเรสท์เนเบอร์แบบถ่วงน้ำหนักที่ใช้ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักในรูปแบบที่ 2 ซึ่งใช้ค่า $h(d)$ ของข้อมูลแต่ละตัว

6. อัลกอริทึมเนียเรสท์เนเบอร์แบบถ่วงน้ำหนักที่ใช้ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักในรูปแบบที่ 3

หลังจากการทดลองทั้งหมดเราสามารถทำการสรุปผลที่โดยคร่าวๆ ได้ดังต่อไปนี้

1. ผลที่ได้จากการทดลองใช้ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักในรูปแบบแรกคือ $f(x) = \frac{1}{x^t}$ เมื่อ $t \geq n-1$ ให้ผลดีเหนือกว่าผลที่ได้จากตัวเปรียบเทียบตามที่คาดการณ์ไว้ โดยค่า t ที่เหมาะสมน่าจะอยู่ในช่วง $[n-1, n+1]$

2. หลังจากที่ได้ทดลองใช้ฟังก์ชัน $h(d)$ ทั้ง 3 รูปแบบกับฟังก์ชันในรูปแบบแรกปรากฏว่าผลที่ได้โดยปรากฏว่าสำหรับฟังก์ชัน $h(d)$ ทั้ง 3 รูปแบบผลการทดลองส่วนใหญ่จะแย่ลงเล็กน้อยเมื่อใช้จำนวนข้อมูลโดยรอบในการคำนวณค่า $h(d)$ น้อยๆ แต่ก็ยังคงอยู่ในระดับที่เหนือกว่าผลที่ได้จากตัวเปรียบเทียบ และค่าความถูกต้องก็จะค่อยๆ เพิ่มขึ้นเมื่อทำการเพิ่มจำนวนข้อมูลที่ใช้ในการคำนวณค่า $h(d)$ จนกระทั่งเหนือกว่าฟังก์ชันในรูปแบบแรกเมื่อใช้จำนวนข้อมูลในการคำนวณค่า $h(d)$ ประมาณ 20 แล้วก็จะลดลงเมื่อใช้จำนวนข้อมูลในการคำนวณมากเกินไป และผลที่ได้จาก $h_1(d)$ และ $h_3(d)$ มีค่าใกล้เคียงกันมาก ขณะที่ผลลัพธ์ที่ได้จาก $h_2(d)$ จะเหนือกว่าผลที่ได้จากอีก 2 ฟังก์ชัน โดยค่า k ที่เหมาะสมน่าจะอยู่ในช่วง $[n-1, n+1]$ เช่นเดียวกับฟังก์ชันในรูปแบบแรก โดยค่าที่เหมาะที่สุดน่าจะเป็น $k = n$ และใช้ฟังก์ชัน $h_2(d)$ โดยอาศัยจำนวนข้อมูลที่ใช้คำนวณค่า $h_2(d)$ 20-80 ตัว

3. ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองใช้ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักในรูปแบบที่ 2 ซึ่งใช้ค่าเฉลี่ยของ $h(d)$ คือ $f(x) = \frac{1}{x^{n-1}} \exp(-cx / \sqrt[n]{\overline{h(d)}}); c > 0$ ออกมาดีกว่าผลจากการใช้ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักในรูปแบบแรกพอสมควร โดยค่า c ที่เหมาะสมน่าจะอยู่ในช่วง $[0.1, 0.5]$ เมื่อใช้ข้อมูลโดยรอบในการคำนวณ 3-10 ตัว

4. ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองใช้ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักในรูปแบบที่ 2 ซึ่งใช้ค่า $h(d)$ ของข้อมูลแต่ละตัวคือ $f(x) = \frac{1}{x^{n-1}} \exp(-cx / \sqrt[n]{h(d)}); c > 0$ ออกมาใกล้เคียงกับผลลัพธ์ที่ได้ของกรณีที่ใช้ค่าเฉลี่ยของ $h(d)$ โดยผลลัพธ์ที่ได้จะออกมาดีกว่าเพียงเล็กน้อย โดยค่า c ที่เหมาะสมน่าจะอยู่ในช่วง $[0.1, 0.5]$ เมื่อใช้ข้อมูลโดยรอบในการคำนวณ 3-10 ตัว เช่นกัน

5. ผลลัพธ์ที่ได้จากการทดลองใช้ฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักในรูปแบบที่ 3 คือฟังก์ชัน $f(x)=\frac{1}{x^{tn}};t\geq 1$ นั้นผลที่ออกมาปรากฏว่าค่าที่ให้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุดในการทดลองคือ $t=1$ และเมื่อเปลี่ยนค่า t ความแม่นยำที่ได้ก็จะลดลง และหากแทนค่า $t=1$ ลงในฟังก์ชันนี้ก็จะได้ว่า $f(x)=\frac{1}{x^{n}}$ ซึ่งตรงกับฟังก์ชันรูปแบบแรกเมื่อมีค่าปรับแต่ง $t=n$

โดยสรุปแล้วจากการพิสูจน์และการทดลองที่ได้กระทำขึ้น เราสามารถสรุปได้ว่าเราจะมีรูปแบบของฟังก์ชันที่น่าสนใจและน่าจะได้ผลดีในทางปฏิบัติดังต่อไปนี้ในบรรดาฟังก์ชันทั้งหมดที่เราได้เสนอมามีอยู่ 2 รูปแบบดังต่อไปนี้

1. $f(x)=\frac{1}{x^{t}};t\in[n-1,n+1]$

2. $f(x)=\frac{1}{x^{n-1}}\exp(-cx/\sqrt[n]{h(d)});c\in[0.1,0.5],k\in[3,10]$

นอกจากนี้ เราได้ทำการเสนอวิธีการปรับปรุงความแม่นยำโดยอาศัยการคูณฟังก์ชัน $h_2(d_i)=\frac{\sum_{j=1}^{m}d_{ij}{}^{n}}{m}$ = ค่าเฉลี่ยเลขคณิตของ (ระยะทาง ^{n}) เข้าไปกับฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักใดๆ โดยใช้จำนวนข้อมูลในการคำนวณค่า $h_2(d)$ 20-80 ตัว

และท้ายที่สุด เราก็ได้ทำการเสนอฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักที่ปรับปรุงขึ้นโดยจากฟังก์ชันในรูปแบบที่ 2 โดยอาศัยหลักเดียวกันกับการปรับปรุงความแม่นยำโดยการคูณฟังก์ชัน $h(d)$ ซึ่งก็คือ $f(x)=\frac{1}{x^{n-1}}\exp(-cx/\sqrt[n]{h(d)});c\in[0.1,0.5];k\in[3,10]$

ซึ่งผลที่ได้จากการทดลองใช้ฟังก์ชันแต่ละตัวก็เป็นดังในผลการทดลองที่ได้แสดงมาแล้ว

5.2 ข้อเสนอแนะ

แม้ว่าเราจะได้ทำกระบวนการในการค้นหาลักษณะของฟังก์ชันที่มีความเหมาะสมนั้นและได้ทำการทดลองเพื่อทดสอบประสิทธิภาพและค้นหาค่าปรับแต่งที่เหมาะสม แต่ถึงกระนั้นค่าปรับแต่งที่เหมาะสมที่แท้จริงของฟังก์ชันต่างๆสำหรับชุดข้อมูลแต่ละชุดย่อมมีลักษณะแตกต่างกันไปตามลักษณะจำเพาะของข้อมูลในชุดนั้นๆ โดยจะสังเกตว่าในผลการทดลองนั้นไม่มีการปรับแต่งใดที่สามารถให้ผลลัพธ์ที่ยอดเยี่ยมที่สุดสำหรับทุกชุดข้อมูล นั่นก็คือเราสามารถที่จะคาดหวังได้เพียงว่าถ้าใช้ค่าปรับแต่งที่ให้ผลดีในการทดลองเมื่อนำผลลัพธ์มาเฉลี่ยกันมาใช้กับชุดข้อมูลใดๆ ก็น่าจะได้ผลลัพธ์ที่ดีเช่นกัน ด้วยเหตุนี้จึงน่าจะมีวิธีการในการหาค่าปรับแต่งที่เหมาะสมโดยอาจจะพิจารณาลักษณะของชุดข้อมูลได้อีก เช่น วิธีการใช้ค่า $h(d)$ สำหรับฟังก์ชันถ่วงน้ำหนักรูปแบบที่

2 ที่ได้นำเสนอไปในวิทยานิพนธ์ฉบับนี้ การค้นหาวิธีการกำหนดค่าปรับแต่งที่เหมาะสมนี้จึงน่าจะเป็นแนวทางให้สามารถทำการศึกษาวิจัยต่อไปได้