

การเปรียบเทียบรูปแบบฟังก์ชันสมาชิกแบบแซดและแบบบรรจงซึ่กขวา สำหรับการวิเคราะห์จำแนกประเภทฟัชชีแบบโรบัส

A Comparison on Membership Functions between Z-Shape and Simi-Right Bell Shape in Robust Fuzzy Discriminant Analysis.

ชุติมา ห้องสวัสดิ์ และแสงหล้า ชัยมงคล

ภาควิชาคอมพิวเตอร์และสถิติ คณะวิทยาศาสตร์และเทคโนโลยี
มหาวิทยาลัยธรรมศาสตร์ ศูนย์รังสิต ปทุมธานี 12121

บทคัดย่อ

วัตถุประสงค์ของการวิจัยครั้งนี้ คือ เปรียบเทียบความคลุมเครื่องของการจำแนกกลุ่มสำหรับการวิเคราะห์จำแนกประเภทฟัชชีแบบโรบัสที่มีการใช้ฟังก์ชันสมาชิกแบบแซดและแบบบรรจงซึ่กขวา โดยที่ความคลุมเครื่องในการจำแนกกลุ่มจะพิจารณาจากค่าอิเนินโตรีปีแบ่งส่วน การศึกษาจะใช้การจำลองข้อมูลแบบมอนติคาร์โลในกรณีที่ข้อมูลประกอบด้วยประชากร 2 กลุ่มและ 3 กลุ่ม โดยที่ในแต่ละกลุ่มจะกำหนดให้มีขนาดตัวอย่างเท่ากัน 10 และ 30 มีตัวแปรอิสระเป็น 3 และ 10 แต่ละกลุ่มกำหนดให้มีข้อมูลผิดปกติจำนวน 1 และ 3 ค่า การวิเคราะห์จะใช้ขั้นตอนวิธีเจนเนติกโดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูป MATLAB ในแต่ละกรณีจะทำซ้ำ 100 ครั้งและคำนวณค่าเฉลี่ยของค่าอิเนินโตรีปีแบ่งส่วน เพื่อใช้ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของรูปแบบฟังก์ชันสมาชิกที่ใช้ ผลการศึกษาพบว่า รูปแบบฟังก์ชันสมาชิกแบบบรรจงซึ่กขวาให้ค่าเฉลี่ยอิเนินโตรีปีแบ่งส่วนต่ำกว่าฟังก์ชันสมาชิกแบบแซดในทุกกรณี ยกเว้นในกรณีที่จำนวนตัวอย่างเป็น 10 และมีจำนวนค่าผิดปกติในแต่ละกลุ่มเพียง 1 ค่า สรุปได้ว่า ฟังก์ชันสมาชิกแบบบรรจงซึ่กขวาจึงเป็นรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์จำแนกประเภทฟัชชีแบบโรบัสมากกว่าฟังก์ชันสมาชิกแบบแซด

คำสำคัญ : การวิเคราะห์จำแนกประเภทฟัชชีแบบโรบัส ฟังก์ชันภาวะสมาชิก ขั้นตอนวิธีเจนเนติก อิเนินโตรีปีแบ่งส่วน

Abstract

The objective of this research is to compare on the fuzziness of group classification in robust fuzzy discriminant analysis which uses the membership functions between Z-shape and Semi-Right bell shape. The classification fuzziness is measured by partition entropy. The data are generated by using Monte Carlo simulation. We arbitrarily define that the data contain of 2 and 3 groups and the sample size in each group are 10 and 30. There are 3 and 10 independent variables and there are 1 and 3 outliers in each group. The genetic algorithm implemented by MATLAB software is used with 100 runs for each condition. Then we calculate the mean of the partition entropy which is used to determine the efficiency of the membership function. The finding of this study is the semi-right bell shape membership function produces a lower mean

of partition entropy for every condition than the Z-shape membership function does, except for the case that the sample size is 10 and the outlier is 1. Thus, we conclude that the semi-right bell shape is more suitable for the membership function in the robust fuzzy discriminant analysis than the Z-shape.

Keywords: Robust Fuzzy Discriminant Analysis, Membership Function , Genetic Algorithm , Partition Entropy

1. คำนำ

การวิเคราะห์จำแนกประเภทมีวัตถุประสงค์เพื่อจัดกลุ่มให้กับหน่วยสังเกต โดยพิจารณาจากตัวแปรอื่นๆ ที่มีผลกับการแบ่งกลุ่ม หรือที่เรียกว่าตัวแปรอิสระ ตัวแปรอิสระเหล่านี้ โดยทั่วไปจะเป็นตัวแปรเชิงปริมาณ วิธีการจัดกลุ่มนั่นว่ายังคงต้องใช้วิธีการคร่าวๆ เป็นสูงสุด (Maximum Likelihood methods) ฟังก์ชันระยะห่าง (Distance function) หรือ ฟังก์ชันจำแนกประเภทเชิงเส้น (Linear classification function) โดยมีข้อกำหนดว่าหน่วยสังเกตใดๆ จะต้องอยู่ในกลุ่มใดกลุ่มหนึ่งเทียงกับกลุ่มเดียวกันนั้น แต่ในบางสถานการณ์ หน่วยสังเกตบางหน่วยอาจไม่สามารถบุกกลุ่มได้อย่างแน่นอน ดังนั้นจึงได้นำแนวความคิดของฟืชซีเซตมาใช้กับการวิเคราะห์จำแนกประเภท ที่เรียกว่าการวิเคราะห์จำแนกประเภทฟืชซี [3] ซึ่งวิธีการนี้มีแนวคิดว่า หน่วยสังเกตใดๆ สามารถเป็นสมาชิกของกลุ่มพร้อมกัน ได้ด้วยระดับความเป็นสมาชิกที่แตกต่างกันในแต่ละกลุ่ม ในปี ก.ศ. 2004 Chang-Chun Lin and An-Pin Chen [3] ได้นำขั้นตอนวิธีเขียนแทนติกมาเขียนในการหาระดับความเป็นสมาชิกในแต่ละกลุ่มของการวิเคราะห์จำแนกประเภทฟืชซี โดยการใช้ระยะห่างมาตราโนบิสเป็นเกณฑ์ในการวิเคราะห์ ในการผิดที่หน่วยสังเกตใดที่มีค่าระดับความเป็นสมาชิกของทุกกลุ่มเป็นศูนย์ แสดงว่า หน่วยสังเกตนั้นไม่ได้เป็นสมาชิกของกลุ่มใดๆ จึงถือว่า หน่วยนั้น เป็นหน่วยที่ผิดปกติ หรือเรียกว่าค่าผิดปกติ (Outlier)

ในการผิดที่มีค่าผิดปกติการใช้ระยะห่างมาตราโนบิสในการคำนวณระดับความเป็นสมาชิกของแต่ละกลุ่ม อาจมีความคลาดเคลื่อน จึงมีผู้นำแนวคิดเกี่ยวกับตัว

ประมาณค่าแบบโรมบัสนาประยุกต์ใช้กับการคำนวณระยะห่างมาตราโนบิส [7] โดยใช้ค่าเฉลี่ยและเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมแบบโรมบัสแทนค่าเฉลี่ยและเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมแบบเดิม [2] วิธี FAST-MCD [5] เป็นวิธีประมาณค่าแบบโรมบัสที่มีประสิทธิภาพสูงและใช้เวลาในการคำนวณน้อย และเป็นวิธีที่นิยมใช้กันอย่างแพร่หลายในปัจจุบัน วิธีการคำนวณของ FAST-MCD จะเกี่ยวข้องกับตัวสถิติอันดับ ค่าเดียวร่วมแนวต์และใช้เทคนิคการเลือกข้อนext (Selection iteration) กับเทคนิคการขยายซ้อน (Nested extensions) โดยจะเลือกกลุ่มประชากรของหน่วยสังเกตที่ให้ค่าเดียวร่วมแนวต์ของความแปรปรวนร่วมต่ำสุด หลังจากนั้นจะคำนวณค่าเฉลี่ยและเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมจากกลุ่มประชากรที่เลือกได้ และเรียกค่าเหล่านี้ว่า ค่าเฉลี่ยและเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมแบบโรมบัสตามลำดับ

รูปแบบฟังก์ชันสมาชิกฟืชซีเซตมีหลากหลายรูปแบบ [1] เช่น ฟืชซีเซตแบบสี่เหลี่ยมคงที่ ฟืชซีเซตแบบสามเหลี่ยม ฟืชซีเซตแบบอสและฟืชซีเซตแบบรัศมี เป็นต้น การใช้รูปแบบที่ต่างกันอาจจะทำให้ได้ผลลัพธ์ที่แตกต่าง มีผู้ศึกษาอิทธิพลของรูปแบบฟังก์ชันสมาชิกฟืชซีในระบบฟืชซีต่างๆ ด้วยอย่างเช่น ในปี ก.ศ. 2001 Sanya Mitaib and Bart Kosko [4] ได้ศึกษาผลกระทบของรูปแบบฟังก์ชันสมาชิกฟืชซีเซตที่มีต่อการคำนวณการระบบฟืชซีในการประมาณฟังก์ชันต่อเนื่องทางวิศวกรรมพบว่าฟังก์ชันสมาชิกฟืชซีเซตแต่ละแบบมีประสิทธิภาพแตกต่างกันขึ้นอยู่กับขอบเขตที่ต้องการศึกษาหรือเป้าหมายที่กำหนด เพื่อวิเคราะห์ปัญหาที่สนใจให้ได้ผลลัพธ์ที่ดีที่สุด อย่างไรก็ตามยังไม่มีผู้ทำการศึกษาอิทธิพลของรูปแบบฟังก์ชันสมาชิกฟืชซีในการวิเคราะห์

จำแนกประเภทฟืชซี ดังนั้นงานวิจัยนี้ ผู้วิจัยจึงสนใจที่จะเปรียบเทียบรูปแบบฟังก์ชันสามารถแบบแซด (Z-shape) และแบบระฆังซีกขวา (Semi-right bell shape) ที่ใช้ในการวิเคราะห์จำแนกประเภทฟืชซีแบบโรบัส โดยมีวัตถุประสงค์ที่จะเลือกรูปแบบฟังก์ชันสามารถที่ให้ค่าเอ็นโทรปีแบ่งส่วน (Partition Entropy) หรือให้ค่าความคลุมเครือในการแบ่งกลุ่มน้อยที่สุด

2. ทฤษฎีที่เกี่ยวข้อง

2.1 ขั้นตอนวิธีเจนเนติก (Genetic Algorithm)

ขั้นตอนวิธีเจนเนติกเป็นวิธีการค้นหาคำตอบโดยมีพื้นฐานมาจากกระบวนการคัดเลือกทางธรรมชาติ (Natural Selection) ที่ฮอลล์เดนเดนเบก์และคณะ (Holland et al.) ได้พัฒนาขึ้นโดยมีวัตถุประสงค์เพื่อประยุกต์ใช้กับปัญหาการหาคำตอบที่ดีที่สุด (Optimization problem) วิธีนี้เป็นวิธีการที่สามารถใช้แก้ปัญหาที่คลุมเครือได้และคำตอบที่ได้จะเป็นคำตอบที่ใกล้เคียงคำตอบที่ดีที่สุดโดยใช้เวลาและค่าใช้จ่ายในการหาคำตอบไม่นานกัก ขั้นตอนวิธีเจนเนติกประกอบด้วยขั้นตอนการคำนินการเบื้องต้น 6 ขั้นตอน [6] ดังนี้

- 1) การเข้ารหัสและสร้างประชากรเริ่มต้น (Initialization) เป็นการเข้ารหัสหรือแปลงค่าพารามิเตอร์ให้อยู่ในรูปของสตริงที่มีความยาวแน่นอน ซึ่งวิธีการเข้ารหัสนี้ขึ้นอยู่กับรูปแบบของปัญหาแต่ละปัญหา
- 2) การประเมินค่า (Evaluation) จะประเมินค่าความเหมาะสม (Fitness value) จากค่าฟังก์ชันเป้าหมาย (Objective function) ที่ขึ้นอยู่กับชนิดของปัญหาในการผนึกการวิเคราะห์จำแนกประเภทฟืชซีฟังก์ชันเป้าหมาย คือ ผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสองในการจำแนกประเภท
- 3) การคำนินการรีไประคัดชั้น (Reproduction) คือกระบวนการที่สตริงแต่ละตัว ทำการเลียนแบบฟังก์ชันเป้าหมาย เพื่อหาค่าความเหมาะสมซึ่งสตริง

ที่มีความเหมาะสมกว่าจะมีความน่าจะเป็นสูงที่จะนำไปใช้ในการสร้างสุกหulan ในรุ่นต่อไป

- 4) การคำนินการคอลสโตร์ (Crossover) คือ การขับคู่สามารถในเมทัลติ้งพูล(Mating Pool) และทำการไขว้สลับค่าที่อยู่หลังตำแหน่งที่เลือกไว้จากการสุ่ม
- 5) การคำนินการมิวตชั่น (Mutation) คือ การเปลี่ยนแปลงค่าแต่ละตำแหน่งในสตริงแบบสุ่ม
- 6) การตรวจสอบเงื่อนไข (Termination test) เพื่อใช้เป็นจุดสิ้นสุดกระบวนการ

2.2 การวิเคราะห์จำแนกประเภทฟืชซีแบบโรบัส

(Fuzzy Robust Discriminant Analysis)

การวิเคราะห์จำแนกประเภทฟืชซีแบบโรบัสเป็นการจำแนกประเภทที่พิจารณาจากระดับความเป็นสามารถในแต่ละกลุ่ม โดยการประยุกต์ใช้ตัวประมาณค่าแบบโรบัสในการคำนวณระยะห่างมาชาลาโนบิส นั่นคือ ใช้ค่าเฉลี่ยและเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมแบบโรบัสที่คำนวณจากวิธี FAST-MCD แทนค่าเฉลี่ยและเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมแบบเดิม ซึ่งการวิเคราะห์จำแนกประเภทฟืชซีแบบโรบัสประกอบด้วยขั้นตอนดังต่อไปนี้

1) คำนวณหาระยะห่างมาชาลาโนบิส

1.1) คำนวณหาค่าเฉลี่ยและเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมแบบโรบัส โดยวิธี FAST-MCD ซึ่งมีแนวคิดพื้นฐานที่เกี่ยวข้องกับสถิติคำดับและคีเทอร์มิเนนต์ โดยใช้เทคนิคการเลือกช้อนและการขยายช้อนในโดยมีวัตถุประสงค์ คือ หาหน่วยสังเกต h ค่า จำก ทั้งหมด n ค่าที่มีเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วมที่ให้ค่าดีเทอร์มิเนนต์ของความแปรปรวนร่วมด้วยสุด แล้วนำหน่วยสังเกต h ค่านั้นมาคำนวณหาค่าเฉลี่ยและเมทริกซ์ความแปรปรวนร่วม

1.2) คำนวณหาระยะห่างมาชาลาโนบิสจากสมการ

$$D_{ij}^2 = (\underline{x}_j - \underline{c}_i)' G (\underline{x}_j - \underline{c}_i)$$

เมื่อ D_{ij}^2 แทน กำลังสองของระยะห่างในกลุ่มที่ i หน่วยที่ j

\underline{x}_j แทน เวกเตอร์ขนาด (px1) ของตัวแปรอิสระ p

ตัวแปรของ หน่วยที่ j

C_i แทน เวคเตอร์ขนาด (px1) ของค่าเฉลี่ยของตัว
แปร p ตัวของกลุ่มที่ i

G แทน เมทริกซ์พันธุ์ของเมทริกซ์ความแปร-
ปรวนร่วมของทุกกลุ่มขนาด(pxp)ที่มี
คุณสมบัติสมมาตร(Symmetric) และ
เป็นบวก แน่นอน (Positive Definite)

โดยที่ i แทน ค่าของกลุ่ม ซึ่ง $i = 1, 2, 3, \dots, m$ และ
m เป็นจำนวนกลุ่มทั้งหมด
j แทน หน่วยสังเกต ซึ่ง $j = 1, 2, 3, \dots, n$ และ n
เป็นจำนวนหน่วยสังเกตทั้งหมด

เมื่อค่า C_i และ G เป็นเวคเตอร์ค่าเฉลี่ยและเมทริกซ์ความ
แปรปรวนร่วมแบบโบร็บส

2) ใช้ขั้นตอนวิธีเจนเนติกในการคำนวณหา
ข้อมูลความคลุมเครือของฟังก์ชันสมาชิกโดยพิจารณา
จากค่าผลรวมของความคลาดเคลื่อนกำลังสองในการ
จำแนกประเภท

$$E_i = \sum_{j=1}^n (\mu_i(D_{ij}) - y_{ij})^2$$

โดยจะเลือกของบนเขตความคลุมเครือที่ให้ค่าผลรวมของ
ความคลาดเคลื่อนกำลังสองในการจำแนกประเภทต่ำสุดมา
ใช้ในการคำนวณระดับความเป็นสมาชิกต่อไป

3) คำนวณค่าระดับความเป็นสมาชิกของหน่วย
สังเกตทุกค่าในแต่ละกลุ่ม ($\mu_i(D_{ij})$) จะพิจารณาระดับ
ความเป็นสมาชิกของหน่วยสังเกตแต่ละค่า เพื่อจัดหน่วย
สังเกตไปยังกลุ่มของประชากร โดยจะจัดให้หน่วยสังเกต
อยู่ในกลุ่มที่ k ถ้า $\mu_k(D_{ij}) > \mu_i(D_{ij})$ เมื่อ $i = 1, 2, \dots, m$
และ $i \neq k$ เมื่อ m แทน จำนวนกลุ่มทั้งหมด แต่ถ้า
 $\mu_i(D_{ij}) = 0$ ทุกค่า i และหน่วยสังเกตนั้นจะถูก
กำหนดให้เป็นค่าพิดปกติ

2.3 รูปแบบฟังก์ชันสมาชิก (Membership Function)

รูปแบบฟังก์ชันสมาชิกมีหลายรูปแบบ [4] ในที่นี้
จะเสนอเฉพาะรูปแบบที่เกี่ยวข้องกับการวิจัย โดย
กำหนดให้ D_{ij} แทน รากที่สองของระยะห่างมาตรฐาน

บิส a, b และ c คือ ค่าของเขตของฟังก์ชันสมาชิกที่หาได้
จากขั้นตอนวิธีเจนเนติก โดยค่าระดับความเป็นสมาชิก
($\mu_i(D_{ij})$) ของรูปแบบฟังก์ชันสมาชิกรูปแบบต่างๆ
สามารถเขียนได้ดังสมการข้างล่าง ดังต่อไปนี้

1.) รูปแบบฟังก์ชันสมาชิกแบบแซด

$$\mu_i(D_{ij}) = \begin{cases} 1 & ; D_{ij} \leq a \\ (b - D_{ij}) / (b - a) & ; a < D_{ij} \leq b \\ 0 & ; D_{ij} > b \end{cases}$$

2.) รูปแบบฟังก์ชันสมาชิกแบบเอส

$$\mu_i(D_{ij}) = \begin{cases} 0 & ; D_{ij} \leq a \\ 2[(D_{ij} - a) / (c - a)]^2 & ; a < D_{ij} \leq b \\ 1 - 2[(D_{ij} - a) / (c - a)]^2 & ; b < D_{ij} \leq c \\ 1 & ; D_{ij} > c \end{cases}$$

3.) รูปแบบฟังก์ชันสมาชิกแบบยะัง

$$\mu_i(D_{ij}) = \begin{cases} S(D_{ij}; c - b, c - b/2, c) & ; D_{ij} \leq c \\ 1 - S(D_{ij}; c, c + b/2, c + b) & ; D_{ij} > c \end{cases}$$

เมื่อ S () คือ รูปแบบฟังก์ชันสมาชิกแบบเอส

4.) รูปแบบฟังก์ชันสมาชิกแบบยะังชีกขวา
ค่า $\mu_i(D_{ij})$ ของฟังก์ชันสมาชิกแบบยะังชีกขวาจะถูกกำหนดโดยผู้วิจัย โดยการใช้ค่า $\mu_i(D_{ij})$ ของ
รูปแบบฟังก์ชันสมาชิกแบบเอสแทนใน $\mu_i(D_{ij})$ ของ
รูปแบบฟังก์ชันสมาชิกแบบยะัง ดังนั้น ค่า $\mu_i(D_{ij})$
ของรูปแบบฟังก์ชันสมาชิกแบบยะังชีกขวาสามารถเขียน
ได้ดังนี้

$$\mu_i(D_{ij}) = \begin{cases} 1 & ; D_{ij} \leq a \\ 1 - 2[(D_{ij} - a) / (c - a)]^2 & ; a < D_{ij} \leq b \\ 2[(D_{ij} - a) / (c - a)]^2 & ; b < D_{ij} \leq c \\ 0 & ; D_{ij} > c \end{cases}$$

3. วิธีดำเนินการวิจัย

3.1 จำลองข้อมูล (Simulation Data) ใช้เทคนิคตอนตัวการ์โลในการจำลองข้อมูล โดยใช้โปรแกรมสำเร็จรูป MATLAB โดยที่ในแต่ละกรณีจะทำการจำลองข้อมูลจำนวน 100 ชุด โดยกำหนดเงื่อนไขของการศึกษาดังต่อไปนี้

- 1.) กลุ่มของประชากรเป็น 2 และ 3 กลุ่ม
- 2.) ขนาดตัวอย่างในแต่ละกลุ่มเท่ากับ 10 และ 30
- 3.) จำนวนตัวแปรอิสระเป็น 3 และ 10 ตัว而已
- 4.) กรณีที่มีประชากร 2 กลุ่มเวกเตอร์ค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระของประชากรกลุ่มที่ 1 และ 2 มีค่าเท่ากับ 5 และ 10 ตามลำดับ กรณีที่มีประชากร 3 กลุ่ม เวกเตอร์ค่าเฉลี่ยของตัวแปรอิสระของประชากรกลุ่มที่ 1, 2 และ 3 มีค่าเท่ากับ 5, 10 และ 15 ตามลำดับ
- 5.) อาศัยพัธรระหว่างตัวแปรอิสระของแต่ละกลุ่มมีค่าเท่ากับ 0.1
- 6.) ค่าพิเศษมีจำนวนเท่ากับ 1 และ 3 ค่า
- 7.) ค่าพิเศษมีเวกเตอร์ค่าเฉลี่ยเป็น 5 เท่าของค่าปกติ

3.2 คำนวณค่า D_{ij}^2 โดยใช้วิธี FAST-MCD [5]

3.3 ใช้ขั้นตอนวิธีเจนเนติกคำนวณหาขอบเขตความคุณเครื่องของฟังก์ชันสามารถที่อยู่ในรูปฟิชชีเซต โดยพิจารณาจากค่าพิเศษของความคลาดเคลื่อนกำลังสองในการจำแนกประเภทหรือฟังก์ชันเป้าหมาย

3.4 เลือกขอบเขตของฟังก์ชันสามารถที่ให้ค่าพิเศษของความคลาดเคลื่อนกำลังสองในการจำแนกประเภทหรือฟังก์ชันเป้าหมายต่ำสุดมาเพื่อใช้ในการคำนวณหาระดับความเป็นสามารถหรือโอกาสที่หน่วยสังเกตจะเป็นสามารถในแต่ละกลุ่ม

3.5 คำนวณค่าอิเนินโตร皮เปร่งส่วน

$$H(\tilde{U}, m) = -\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^m \mu_{ij} \ln(\mu_{ij})$$

โดยที่ $H(\tilde{U}, m)$ แทน ค่าอิเนินโตร皮เปร่งส่วน

μ_{ij} แทน ระดับความน่าจะเป็นที่หน่วยสังเกตที่ j จะอยู่ในกลุ่มที่ i

m แทน จำนวนกลุ่ม

n แทน จำนวนหน่วยสังเกตทั้งหมด

3.6 เปรียบเทียบค่าอิเนินโตร皮เปร่งส่วน โดยที่รูปแบบฟังก์ชันสามารถที่ให้ค่าอิเนินโตร皮เปร่งส่วนต่ำกว่าจะเป็นรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์จำแนกประเภทฟิชชีเซตโรมบ์สามากกว่า เมื่อจากเป็นรูปแบบที่มีความคุณเครื่องในการจำแนกประเภทน้อยกว่า

4. ผลการวิจัย

จากการที่ 1 สามารถสรุปผลได้ดังต่อไปนี้

- 1.) ในกรณีที่ขนาดตัวอย่างในแต่ละกลุ่มนิยนาคเท่ากับ 10 และแต่ละกลุ่มนิคิดปกติ 1 ค่าเฉลี่ยของอิเนินโตร皮เปร่งส่วนของฟังก์ชันสามารถแบบบรรจังซึ่งจะมีค่าสูงกว่าค่าเฉลี่ยของอิเนินโตร皮เปร่งส่วนของฟังก์ชันสามารถแบบแซด
- 2.) ในกรณีที่ขนาดตัวอย่างในแต่ละกลุ่มนิยนาคเท่ากับ 30 ค่าเฉลี่ยของอิเนินโตร皮เปร่งส่วนของฟังก์ชันสามารถแบบบรรจังซึ่งจะมีค่าต่ำกว่าค่าเฉลี่ยของอิเนินโตร皮เปร่งส่วนของฟังก์ชันสามารถแบบแซดในทุกกรณี ยกเว้นในกรณีที่จำนวนกลุ่มของประชากร และจำนวนตัวแปรอิสระเป็น 3 และมีค่าพิเศษในแต่ละกลุ่มเท่ากับ 1
- 3.) ในกรณีที่ขนาดตัวอย่างในแต่ละกลุ่มเป็น 10 และมีจำนวนตัวแปรอิสระ 10 ตัว ค่าเฉลี่ยอิเนินโตร皮เปร่งส่วนของฟังก์ชันสามารถแบบแซด และแบบบรรจังซึ่งจะมีค่าสูงกว่ากรณีอื่นๆ ไม่ว่าจะมีค่าพิเศษ 1 หรือ 3 ค่า

5. สรุปผลการวิจัย

ฟังก์ชันสามารถแบบบรรจังซึ่งจะให้ค่าเฉลี่ยของอิเนินโตร皮เปร่งส่วนต่ำกว่าฟังก์ชันสามารถแบบแซดในทุกกรณี ยกเว้นในกรณีที่มีจำนวนตัวอย่างและค่าพิเศษในแต่ละกลุ่มน้อย โดยที่จำนวนกลุ่มของประชากร ไม่มีผลต่อ

ค่าเฉลี่ยของอัตราปีแบ่งส่วน นอกจากนี้ยังสามารถสรุปได้ว่า ค่าเฉลี่ยของอัตราปีแบ่งส่วนจะมีค่ามาก ถ้ามีจำนวนตัวแปรอิสระมากแต่มีขนาดตัวอย่างในแต่ละกลุ่มน้อย ทั้งนี้เป็นเพราะขนาดตัวอย่าง และจำนวนตัวแปรอิสระไม่มีความสมดุลกัน โดยทั่วไปขนาดตัวอย่างในแต่ละกลุ่มควรจะแบร์เพนตามจำนวนตัวแปรอิสระ

สรุปได้ว่า รูปแบบฟังก์ชันสามาชิกแบบระบรังชีกข่าวให้ค่าเฉลี่ยอัตราปีแบ่งส่วนต่ำกว่า ฟังก์ชันสามาชิกแบบแซดเกื่อนทุกกรณีที่ศึกษา นั่นคือ ฟังก์ชันสามาชิกแบบระบรังชีกข่าวจะเป็นรูปแบบที่เหมาะสมสำหรับการวิเคราะห์จำแนกประเภทฟื้นฟูแบบรอบสามากกว่าฟังก์ชันสามาชิกแบบแซด

ตารางที่ 1 ค่าเฉลี่ยของอัตราปีแบ่งส่วนของรูปแบบฟังก์ชันสามาชิกแบบแซดและแบบระบรังชีกข่าว

| จำนวนกลุ่ม | จำนวนตัวแปรอิสระ | ขนาดตัวอย่างในแต่ละกลุ่ม | จำนวนค่าผิดปกติในแต่ละกลุ่ม | ค่าเฉลี่ยอัตราปีแบ่งส่วน | |
|------------|------------------|--------------------------|-----------------------------|--------------------------|---------------------------------|
| | | | | ฟังก์ชันสามาชิกแบบแซด | ฟังก์ชันสามาชิกแบบระบรังชีกข่าว |
| 2 | 3 | 10 | 1 | 0.00770 | 0.01080 |
| | | | 3 | 0.00460 | 0.00013 |
| | | 30 | 1 | 0.00760 | 0.00370 |
| | | | 3 | 0.00600 | 0.00510 |
| | | 10 | 1 | 0.01630 | 0.01070 |
| | | | 3 | 0.01710 | 0.01340 |
| | | | 1 | 0.00360 | 0.00340 |
| | | | 3 | 0.00670 | 0.00340 |
| | | 30 | 1 | 0.00370 | 0.00470 |
| | | | 3 | 0.00190 | 0.00045 |
| 3 | 10 | 10 | 1 | 0.00410 | 0.00610 |
| | | | 3 | 0.00570 | 0.00320 |
| | | 30 | 1 | 0.01660 | 0.01940 |
| | | | 3 | 0.01840 | 0.01550 |
| | | 10 | 1 | 0.00860 | 0.00650 |
| | | | 3 | 0.00380 | 0.00250 |
| | | | 1 | 0.00410 | 0.00610 |
| | | | 3 | 0.00570 | 0.00320 |
| | | | 1 | 0.01660 | 0.01940 |

6.เอกสารอ้างอิง

- [1] Chi, Z.; Yan, H., and Pham, T., Fuzzy Algorithms: With Applications to Image Processing and Pattern Recognition., NJ: World Scientific, 225 p, 1996.
- [2] Hubert, M., and Van Driessen, K., Fast and Robust Discriminant Analysis, Computational Statistic & Data Analysis. Vol. 45 ; pp. 301-320, 2004
- [3] Lin, C. C., and Chen, A. P., Fuzzy Discriminant Analysis with Outlier Detection by Genetic Algorithm, Computers & Operations. Vol. 31 ; pp. 877-888, 2004.
- [4] Mitaim, S., and Kosko, B., The Shape of Fuzzy Sets in Adaptive Function Approximation, IEEE Transactions on Fuzzy System. Vol. 9 ; pp. 637-656, 2001.
- [5] Rousseeuw, P. J. and Van Driessen, K., A Fast Algorithm for the Minimum Covariance Determinant Estimator, Technometrics. Vol. 41 ; pp.212-223, 1999.
- [6] Sakawa, M., Genetic Algorithms and Fuzzy Multiobjective Optimization., Boston: Kluwer, 288 p, 2002.
- [7] Santos-Pereira, C. M., and Pires, A. M., Detection of Outliers in Multivariate Data: A method based on Clustering and Robust Estimators, Downloadable from <http://citeseer.ist.psu.edu/545222.html>. [2006,Nov.30]