

การจำแนกกลุ่มตัวแปรด้วยเทคนิค Factor Analysis

มุกดา อาลีมีนทร์

Factor Analysis หรือ การวิเคราะห์ปัจจัย หรือบางครั้งเรียกว่าการวิเคราะห์ตัวประกอบ เป็นวิธีการทางสถิติที่พยายามจัดกลุ่มตัวแปรที่มีความเกี่ยวข้องสัมพันธ์กันให้อยู่ในกลุ่มเดียวกัน ทำให้การศึกษาเกี่ยวกับตัวแปรมีภาพลักษณ์ที่เด่นชัด โดยลดจำนวนตัวแปรให้น้อยลง และทราบค่าน้ำหนักของตัวประกอบในตัวแปรแต่ละตัว ลักษณะเด่นของตัวแปรและการจัดกลุ่มตัวแปร ซึ่งเกิดจากความสัมพันธ์ระหว่างกันของตัวแปร ทำให้ทราบโครงสร้างแบบแผนของข้อมูลและปัจจัยร่วมของตัวแปรตลอดจน ค่าน้ำหนักแต่ละตัวประกอบที่ได้จากค่าของตัวแปรด้วย

วัตถุประสงค์ของเทคนิค Factor Analysis

วัตถุประสงค์ในการวิเคราะห์องค์ประกอบมี 2 ประการคือ

1. เพื่อสำรวจหรือค้นหาตัวแปรแฝงที่ซ่อนอยู่ใต้ตัวแปรที่สังเกตหรือวัดได้ เรียกว่า การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ (Exploratory factor analysis)
2. เพื่อพิสูจน์ ตรวจสอบหรือยืนยันทฤษฎีที่ผู้เฝ้าค้นพบ เรียกว่า การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory factor analysis)

ประโยชน์ของเทคนิค Factor Analysis

1. เพื่อลดจำนวนตัวแปร โดยการรวมตัวแปรหลาย ๆ ตัวให้อยู่ในปัจจัยเดียวกัน ปัจจัยที่ได้ถือว่าเป็นตัวแปรใหม่ ที่สามารถหาค่าข้อมูลของปัจจัยที่สร้างขึ้นได้ เรียกว่า Factor Score จึงสามารถนำปัจจัยดังกล่าวไปเป็นตัวแปรสำหรับการวิเคราะห์ทางสถิติต่อไป เช่น

การวิเคราะห์ความถดถอย และสหสัมพันธ์ (Regression and Correlation Analysis)

การวิเคราะห์ความแปรปรวน (ANOVA)

การทดสอบสมมติฐาน t-test, Z-test

การวิเคราะห์จำแนกกลุ่ม (Discriminant Analysis) เป็นต้น

2. ใช้ในการแก้ปัญหการที่ตัวแปรอิสระของเทคนิคการวิเคราะห์ความถดถอยมีความสัมพันธ์ (Multicollinearity)

3. ทำให้เห็นโครงสร้างความสัมพันธ์ของตัวแปรที่ศึกษา เนื่องจากเทคนิค Factor Analysis จะหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (correlation) ของตัวแปรที่ละคู่แล้วรวมตัวแปรที่สัมพันธ์กันมากไว้ในปัจจัยเดียวกัน จึงสามารถวิเคราะห์ถึงโครงสร้างที่แสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรต่าง ๆ ที่อยู่ในปัจจัยเดียวกันได้

4. ทำให้อธิบายความหมายของแต่ละปัจจัยได้ ตามความหมายของตัวแปรต่าง ๆ ที่อยู่ในปัจจัยนั้น ทำให้สามารถนำไปใช้ในด้านกรวางแผนได้

ขั้นตอนการวิเคราะห์ของเทคนิค Factor Analysis

การนำเทคนิค Factor Analysis ไปวิเคราะห์ข้อมูลเพื่อจัดกลุ่ม หรือจำแนกกลุ่มตัวแปรแบ่งเป็น 4 ขั้นตอน ดังนี้

ขั้นที่ 1 การสร้างเมทริกซ์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรทุกคู่ (Correlation matrix)

ในขั้นแรกนี้จะมีการพิจารณาความสัมพันธ์ของตัวแปรทุกคู่โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์

1. ถ้าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรคู่ใดมีค่าใกล้ +1 หรือ -1 แสดงว่าตัวแปรคู่นั้นมีความสัมพันธ์กันมากควรอยู่ใน Factor เดียวกัน
2. ถ้าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรคู่ใดมีค่าใกล้ศูนย์ แสดงว่าตัวแปรคู่นั้นไม่มีความสัมพันธ์กันหรือสัมพันธ์กันน้อยมากควรอยู่คนละ Factor
3. ถ้าตัวแปรที่ไม่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรอื่น ๆ หรือมีความสัมพันธ์กับตัวแปรอื่น ๆ ที่เหลือน้อยมาก ควรตัดตัวแปรนั้นออกจากการวิเคราะห์

ขั้นที่ 2 การสกัดปัจจัย (Factor Extraction)

วัตถุประสงค์ของการสกัดปัจจัย คือการหาจำนวน Factor ที่สามารถใช้แทนตัวแปรทั้งหมดทุกตัวได้ วิธีการสกัดปัจจัยมีหลายวิธี ในที่นี้จะกล่าวถึงวิธี Principal Component Analysis : PCA ซึ่งเป็นวิธีที่นิยมมากที่สุด

Principal Component Analysis หรือในที่นี้เรียกย่อๆ ว่า PCA เป็นเทคนิคที่มีวัตถุประสงค์ที่จะนำรายละเอียดของตัวแปรที่มีจำนวนตัวแปรมาก ๆ มาไว้ในปัจจัยที่มีเพียงไม่กี่ปัจจัยโดยจะพิจารณาจากรายละเอียดทั้งหมดจากแต่ละตัวแปร

ในการวิเคราะห์ PCA จะสร้าง Linear combination ของตัวแปร โดยที่

Factor ที่ 1 จะเป็น Linear combination แรกและมีรายละเอียดจากตัวแปรมากที่สุด หรือกล่าวได้ว่ามีค่าแปรปรวนสูงสุด

Factor ที่ 2 ก็เป็น Linear combination ของตัวแปรเช่นกัน และสามารถนำรายละเอียดที่เหลืออยู่มากที่สุดจากตัวแปร โดยที่ Factor ที่ 2 จะต้องตั้งฉาก (Orthogonal) กับ Factor แรก หรือกล่าวได้ว่า Factor ที่ 2 ไม่มีความสัมพันธ์กับ Factor ที่ 1 ซึ่งเป็นการแก้ปัญหาการเกิด Multicollinearity

Factor ที่ 3 เป็น Linear combination ของตัวแปรเช่นกัน ไม่มีความสัมพันธ์กับ Factor ที่ 1 และ 2 และสามารถนำ Information ที่เหลือจากตัวแปรได้มากที่สุด

...

ในการทำงานเดียวกัน การสร้าง Factor ที่ 4, 5, ... ก็ใช้หลักเกณฑ์ดังกล่าวข้างต้น

ในขั้นที่ 2 นี้จะทำให้สามารถประมาณค่า Factor Loading ได้ แล้วใช้ Factor Loading ในการพิจารณาว่ามีตัวแปรใดบ้างที่ควรอยู่ใน Factor เดียวกัน ในแต่ละ Factor ให้พิจารณาค่า Factor Loading ของแต่ละตัวแปร ถ้า Factor Loading ของตัวแปรใดมีค่ามาก (เข้าสู่ +1 หรือ -1) ควรจัดตัวแปรนั้นอยู่ใน Factor นั้น ในบางกรณีค่า Factor loading มีค่ากลาง ๆ ทำให้ไม่แน่ใจว่าควรจัดตัวแปรไว้ใน Factor ไດ ก็ควรจะทำการหมุนแกน ดังจะได้กล่าวต่อไปในขั้นที่ 3

ขั้นที่ 3 การหมุนแกนปัจจัย (Factor Rotation)

ดังได้กล่าวแล้วในขั้นที่ 2 ว่ากรณีค่า Factor loading มีค่ากลาง ๆ ทำให้ไม่สามารถจัดตัวแปรว่าควรอยู่ใน Factor ไດ ได้นั้น จะต้องทำการหมุนแกน ดังนั้นวัตถุประสงค์ของการหมุนแกนปัจจัยคือ เพื่อให้ค่า Factor loading ของตัวแปร มีค่ามากขึ้นหรือลดลงจนกระทั่งทำให้ทราบว่าตัวแปรนั้นควรอยู่ใน Factor ไດ หรือไม่ควรรอยู่ใน Factor ไດ

วิธีหมุนแกนปัจจัย

วิธีการหมุนแกนปัจจัยมี 2 วิธีใหญ่ ๆ คือ

1. Orthogonal Rotation

เป็นการหมุนแกนปัจจัยไปแล้วยังคงทำให้ Factor ตั้งฉากกัน หรือเป็นอิสระกันแต่ทำให้ค่า Factor loading เพิ่มขึ้นหรือลดลง

2. Oblique Rotation

เป็นการหมุนแกนปัจจัยไปในลักษณะที่ Factor ไม่ตั้งฉากกัน หรือ Factor ไม่เป็นอิสระกันนั่นเอง

ขั้นที่ 4 การคำนวณค่า Factor Score

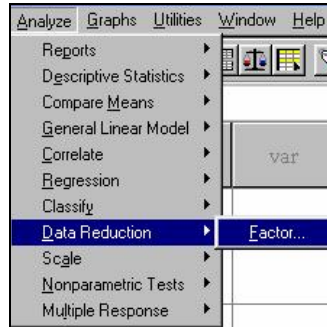
เมื่อสามารถจัดตัวแปรที่มีอยู่จำนวนมากเหลือเป็นกลุ่มตัวแปรไม่กี่กลุ่ม สามารถคำนวณหาค่า Factor score ของแต่ละ case ได้ เช่น ถ้ามี 2 Factor ก็สามารคำนวณหาค่า Factor score ของทั้ง 2 Factor ได้ และถือว่าทั้ง 2 Factor เป็นตัวแปรใหม่ ที่นำไปวิเคราะห์ต่อไปได้

เงื่อนไขของเทคนิค Factor Analysis

1. Factor (F) และ error (e) ในสมการจะต้องเป็นอิสระกัน
2. ตัวแปรควรเป็นตัวแปรเชิงปริมาณ และกรณีที่มีตัวแปรเชิงกลุ่มผสมอยู่ด้วย จะต้องเปลี่ยนตัวแปรเชิงกลุ่มให้อยู่ในรูปตัวแปรเทียม (Dummy variable)
3. ความสัมพันธ์ระหว่าง Factor และตัวแปรอยู่ในรูปเชิงเส้น (Linear) เท่านั้น
4. สำหรับเทคนิค Principal component analysis ตัวแปรแต่ละตัว หรือข้อมูลไม่จำเป็นต้องมีการแจกแจงแบบปกติ แต่ถ้าตัวแปรบางตัวมีการแจกแจงเบ้ค่อนข้างมาก และมีค่าผิดปกติ (Outlier) ผลลัพธ์ที่ได้อาจจะไม่ถูกต้อง
5. จำนวนข้อมูล (case) ควรมากกว่าจำนวนตัวแปร ซึ่งมักมีคำถามว่าควรมากกว่ากี่เท่า บางครั้งจะพบว่าต้องการให้จำนวนข้อ (case) มากกว่าจำนวนตัวแปรอย่างน้อย 10 เท่า

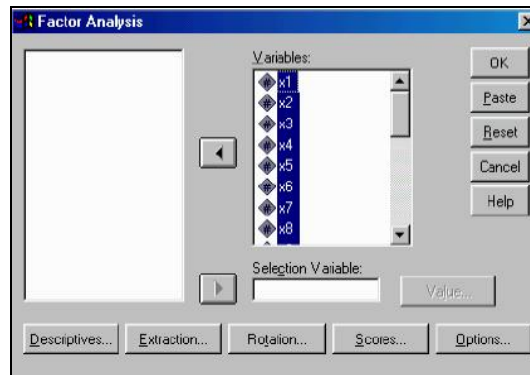
คำสั่งของ SPSS for Windows สำหรับเทคนิค Factor Analysis

Analyze ⇔ Data Reduction ⇔ Factor ...



ภาพประกอบ 1

จะปรากฏหน้าต่าง

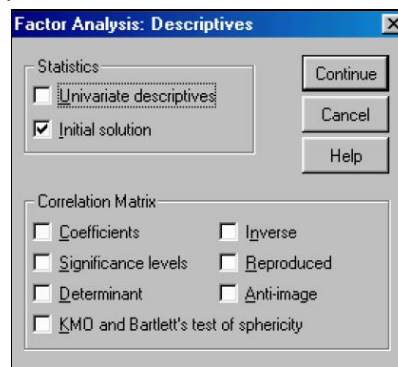


ภาพประกอบ 2

ภาพประกอบ 2 ประกอบด้วย

Variables ตัวแปรที่อยู่ใน box นี้ควรเป็นชนิดตัวเลข โดยต้องเลือกตัวแปรใส่ใน box ของ Variables อย่างน้อย 2 ตัว

เลือกปุ่ม **Descriptives ...** จะปรากฏหน้าต่าง



ภาพประกอบ 3

ภาพประกอบ 3 มี 2 ส่วนดังนี้

ส่วนที่ 1 : Statistics ซึ่งผู้ใช้สามารถเลือกทางเลือกต่าง ๆ ได้ดังนี้

Univariate descriptive จะแสดงจำนวนข้อมูล , ค่าเฉลี่ย และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปรแต่ละตัว

Initial solution จะแสดงค่า initial communalities, eigenvalue และ percentage of variance explained

ส่วนที่ 2 : **Correlation Matrix** ซึ่งมีทางเลือกต่อไปนี้

Coefficients จะให้ค่าเมทริกซ์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรทุกคู่

Significance levels เมื่อเลือกทางเลือกนี้ ผลลัพธ์จะแสดงค่า one-tailed significance level ของการทดสอบค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรแต่ละคู่

Determinant จะแสดงค่า determinant ของเมทริกซ์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์

KMO and Bartlett's test of sphericity ถ้าเลือกทางเลือกนี้ผลลัพธ์จะแสดงค่า KMO และ Bartlett's test ซึ่งมีความหมายดังนี้

KMO (Kaiser-Meyer-Olkin) ซึ่งเป็นค่าที่ใช้วัดความเหมาะสมของข้อมูลตัวอย่างที่จะนำมาวิเคราะห์โดยเทคนิค Factor Analysis โดยที่

$$KMO = \frac{\sum r_i^2}{\sum r_i^2 + \sum (\text{partial correlation})^2}$$

r = ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ซึ่งทำให้ค่า $0 \leq KMO \leq 1$

ถ้าค่า KMO มีค่าน้อย (เข้าสู่ศูนย์) แสดงว่าเทคนิค Factor Analysis ไม่เหมาะสมกับข้อมูลที่มีอยู่

ถ้าค่า KMO มีค่ามาก (เข้าสู่หนึ่ง) แสดงว่าเทคนิค Factor Analysis เหมาะสมกับข้อมูลที่มีอยู่

โดยทั่วไปถ้าค่า $KMO < .5$ จะถือว่า ข้อมูลที่มีอยู่ไม่เหมาะสมที่จะใช้เทคนิค Factor Analysis

Bartlett's Test of sphericity เป็นค่าสถิติที่ใช้ทดสอบสมมติฐาน

H_0 : Correlation matrix เป็น Identity matrix หรือ

H_1 : ตัวแปรต่าง ๆ ไม่มีความสัมพันธ์กัน

ดังนั้นถ้ายอมรับ H_0 แสดงว่าตัวแปรไม่มีความสัมพันธ์กัน จึงไม่ควรใช้ Factor

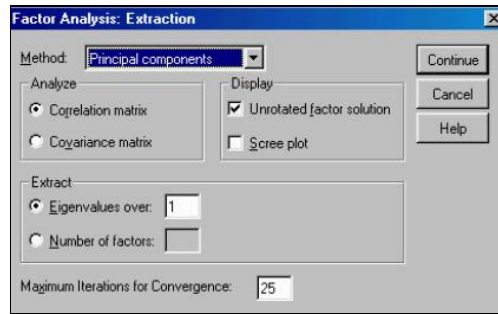
Analysis

Inverse จะแสดงค่า inverse ของ Correlation matrix

Reproduced แสดง Matrix ของ reproduced correlations และค่า residual

Anti-image จะแสดง anti-image covariance และ correlation matrix

เลือกปุ่ม **Extraction ...** จะปรากฏหน้าต่าง



ภาพประกอบ 4

ภาพประกอบ 4 ประกอบด้วย 5 ส่วนดังนี้

ส่วนที่ 1 : Method เป็นการให้เลือกรวิธีการสกัดปัจจัย ซึ่งแบ่งออกเป็น 2 วิธีใหญ่ ๆ คือ

1. Principal Component Analysis (PCA)

เป็นวิธีการสกัดปัจจัยที่ได้รับความนิยมมากที่สุด

2. Common Factor Analysis (CFA)

เป็นเทคนิคที่มีวัตถุประสงค์เหมือนเทคนิค PCA คือจะสร้าง Factor เพื่อลดจำนวนตัวแปร แต่หลักเกณฑ์ของ CFA จะพยายามทำให้ค่าแปรปรวนเฉพาะส่วนของ common factor มากที่สุด โดยไม่พิจารณาถึงค่า Unique Factor

เทคนิค CFA มีเทคนิคย่อย 6 เทคนิคดังนี้

2.1 Unweighted Least Square

เป็นเทคนิคที่มีวัตถุประสงค์ เพื่อสกัดปัจจัย โดยจะต้องกำหนดจำนวนปัจจัยไว้แน่นอนก่อน แล้วหา Factor pattern matrix ที่ทำให้ผลบวกกำลังสองของระยะห่างระหว่างเมตริกซ์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่คำนวณได้จากข้อมูล กับเมตริกซ์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่สร้างขึ้นใหม่ให้มีค่าน้อยที่สุด

2.2 Generalized Least Square

มีหลักเกณฑ์เหมือนวิธี Unweighted Least Square แต่จะมีการถ่วงน้ำหนักค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ ด้วยค่าผกผันของ Uniques ของตัวแปรนั้น นั่นคือจะให้น้ำหนักแก่ตัวแปรที่มีค่า Unique สูงน้อยกว่าตัวแปรที่มีค่า unique ต่ำ

2.3 Maximum Likelihood Method

วิธีนี้จะสกัดปัจจัยโดยการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ทำให้ เมตริกซ์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่คำนวณได้ มีค่าใกล้กับเมตริกซ์ที่ได้จากข้อมูล โดยมีเงื่อนไขว่า ข้อมูลตัวอย่างนั้น (ตัวแปร) ต้องมีการแจกแจงแบบ Multivariate Normal

2.4 Alpha Method

2.5 Image Factoring

ส่วนที่ 2 : Display ผู้ใช้สามารถเลือก

Unrotate factor solution เมื่อต้องการให้แสดงผลลัพธ์ของ Factor โดยไม่มีการหมุนแกนปัจจัย โดยผลลัพธ์จะแสดงค่า communalities, eigenvalues

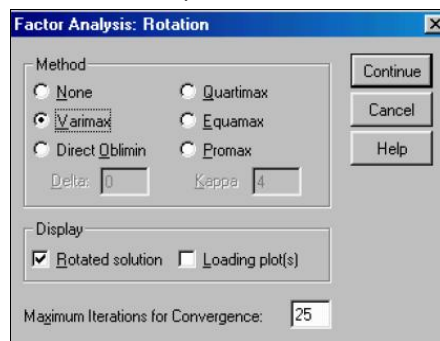
Scree plot แสดงกราฟค่า eigenvalues โดยเรียงลำดับจากมากไปน้อย โดยใช้ Factor ที่หมุนแกนปัจจัยแล้ว

ส่วนที่ 3 : Extract ผู้ใช้ต้องเลือกทางเลือกใดทางเลือกหนึ่งจากทางเลือกต่อไปนี้

Eigenvalues over : โดยผู้ใช้ระบุค่า eigenvalues ที่ต้องการให้แสดงเมื่อมากกว่าที่กำหนด โปรแกรม SPSS จะกำหนดเป็น 1 ตัวเลขที่ใส่ใน box ดังกล่าวจะต้องมีค่าระหว่าง ศูนย์ กับ จำนวนตัวแปรที่นำมาวิเคราะห์

Number of factors : ให้ใส่เลขจำนวนเต็มบวก ซึ่งหมายถึง จำนวน Factor ที่ต้องการ

ส่วนที่ 4 : Maximum Iterations for Convergence เป็นการกำหนดจำนวนรอบสูงสุดของการสกัดปัจจัย โดยโปรแกรม SPSS กำหนดเป็น 25 รอบ ผู้ใช้สามารถเปลี่ยนได้ โดยระบุเป็นเลขจำนวนเต็มบวก เลือกปุ่ม **Rotation ...** จะปรากฏหน้าต่าง



ภาพประกอบ 5

ภาพประกอบ 5 ประกอบด้วย 3 ส่วนดังนี้

ส่วนที่ 1 : Method เมื่อสกัดปัจจัยได้แล้ว จะต้องมีการจัดตัวแปรแต่ละตัวว่าควรอยู่ในปัจจัยใด โดยพิจารณาจากค่า Factor loading นั่นคือ ถ้าค่า Factor loading ของตัวแปรหนึ่งมีค่ามาก (เข้าสู่ ± 1) ในปัจจัยหนึ่ง และมีค่าน้อย (เข้าสู่ ศูนย์) ในปัจจัยอื่น ๆ จะจัดตัวแปรนั้นอยู่ในปัจจัยที่ทำให้ค่า Factor loading มาก แต่ถ้าค่า Factor loading มีค่ากลาง ๆ ไม่ชัดเจนว่าควรจัดตัวแปรอยู่ใน Factor ใดก็ต้องการหมุนแกนปัจจัย เพื่อเปลี่ยนเมตริกซ์ ทำให้ค่า Factor loading มีค่ามากสำหรับปัจจัยใดปัจจัยหนึ่งเท่านั้น จึงสามารถจัดตัวแปรต่าง ๆ ว่าควรอยู่ในปัจจัยใด วิธีการหมุนแกนปัจจัยมี 2 วิธีใหญ่ ๆ คือ

Orthogonal Rotation

เป็นการหมุนแกนปัจจัยที่ยังคงทำให้ปัจจัยยังคงตั้งฉากกัน หรือปัจจัยต่าง ๆ ยังคงเป็นอิสระกัน โดยมีวิธีย่อยหลายวิธีดังนี้

1.1 Varimax เป็นเทคนิคที่ทำให้มีจำนวนตัวแปรที่น้อยที่สุด มีค่า Factor loading มากในแต่ละปัจจัย จึงเป็นวิธีที่นิยมใช้มากที่สุด

1.2 Quartimax เป็นวิธีที่หมุนแกนปัจจัย โดยจะพยายามทำให้มีจำนวนปัจจัยน้อยที่สุด ในการอธิบายตัวแปรแต่ละตัว

1.3 Equamax เป็นเทคนิคที่ใช้เกณฑ์ทั้งของ Varimax และ Quartimax

Oblique Rotation

เป็นการหมุนแกนที่ เมื่อหมุนแล้วปัจจัยอาจจะไม่ตั้งฉากกัน หรือปัจจัย ไม่เป็นอิสระกัน โดยใน SPSS เรียกเป็น Direct Oblimin และ Promax

☞ ผู้ใช้จะต้องเลือกทางเลือกใดทางเลือกหนึ่งเพียงทางเลือกเดียว ถ้าเลือก None แสดงว่าไม่ต้องการให้มีการหมุนแกนปัจจัย

ส่วนที่ 2 : **Display** ผู้ใช้สามารถเลือกที่จะแสดงค่าต่าง ๆ ดังนี้

Rotated solution

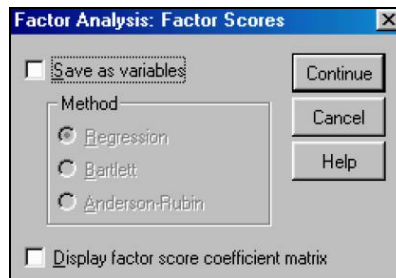
ถ้าเลือก Orthogonal Rotation (Varimax , Quartimax หรือ Equamax) จะแสดง pattern matrix

ถ้าเลือก Directed Oblimin หรือ Promax จะแสดงเมตริกซ์ pattern , Structure และ Factor correlation

Loading plot(s) จะแสดงกราฟของปัจจัยต่าง ๆ ใน 3 dimension ของ 3 Factor แรก แต่ถ้ามี 2 Factor จะแสดงกราฟ 2 dimension

ส่วนที่ 3 : **Maximum Iteration for Convergence** เป็นการกำหนดจำนวนรอบสูงสุดของการหมุนแกนปัจจัยเพื่อให้ค่า Factor loading ชัดเจนขึ้น โปรแกรม SPSS กำหนด default เป็น 25 รอบ ผู้ใช้สามารถกำหนดเลขจำนวนเต็มบวก

เลือกปุ่ม Scores ... จะปรากฏหน้าต่าง



ภาพประกอบ 6

ภาพประกอบ 6 เป็นการบันทึก Factor Score โดยมี 2 ทางเลือกคือ

Save as variables

เมื่อเลือกทางเลือกนี้จะเป็นการ save Factor score ในรูปของตัวแปรโดยที่ 1 Factor ถือเป็น 1 ตัวแปร โดยตารางผลลัพธ์จะแสดงชื่อ และ label ของตัวแปรใหม่ โดยผู้ใช้จะต้องเลือกวิธีการคำนวณ Factor score โดยมีวิธีการคำนวณให้เลือก 3 วิธี ซึ่งผู้ใช้ต้องเลือกเพียงทางเลือกเดียว

Regression ใช้เทคนิค regression ในการหาค่า Factor score

$$F_i = b_{i1}Z_1 + b_{i2}Z_2 + \dots + b_{ip}Z_p$$

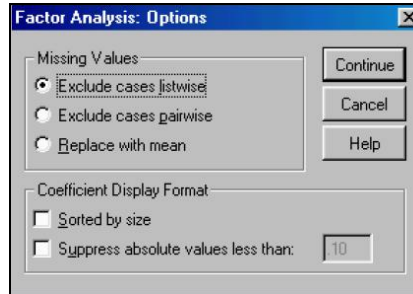
โดยวิธีนี้ให้ค่าแปรปรวนเท่ากับ (สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างค่า Factor score ที่ประมาณได้ กับค่า Factor score จริง)² ส่วนใหญ่นิยมใช้วิธีนี้

Bartlett

Anderson-Rubin

Display factor score coefficient matrix จะแสดงเมตริกซ์ค่าสัมประสิทธิ์ของ Factor score และ Covariance matrix ของ Factor score

เลือกปุ่ม **Options ...** จะปรากฏหน้าต่าง



ภาพประกอบ 7

ภาพประกอบ 7 ประกอบด้วย 3 ส่วนดังนี้

ส่วนที่ 1 : Missing ผู้ใช้ต้องเลือกเพียงทางเลือกเดียวจาก

Exclude case listwise จะวิเคราะห์เฉพาะ case ที่มีค่าของทุกตัวแปร

Exclude case pairwise จะไม่รวม case ที่มี missing ของตัวแปรคู่ใดคู่หนึ่ง

Replace with mean แทนค่า missing value ด้วยค่าเฉลี่ยของตัวแปรนั้น ๆ และใช้ทุก case ในการวิเคราะห์ปัจจัย

ส่วนที่ 2 : Coefficient Display Format ผู้ใช้สามารถเลือกที่จะแสดงค่าสัมประสิทธิ์

Sorted by size จะแสดงค่า Factor loading เรียงตามลำดับ โดยตัวแปรที่มีค่า Factor loading สูง ๆ ในปัจจัยเดียวกัน จะอยู่ด้วยกัน

Suppress absolute values less than จะไม่แสดงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ หรือ Factor loading ที่มีค่าน้อยกว่าที่ระบุ โดยค่าที่จะระบุมีค่า 0 ถึง 1

ตัวอย่างการใช้ SPSS for windows ในการจำแนกกลุ่มตัวแปรด้วย Factor Analysis

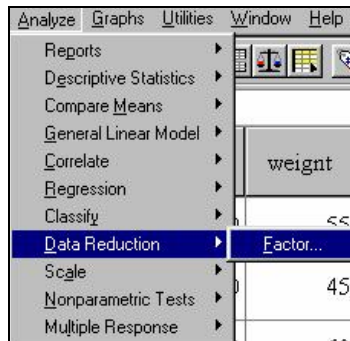
ตัวอย่าง สมมติว่าผู้วิจัยต้องการศึกษาพฤติกรรมของผู้ทานอาหารในร้าน KFC โดยสนใจที่จะศึกษาตัวแปรต่อไปนี้ว่าสามารถจัดกลุ่มตัวแปรได้อย่างไร

NO	เลขที่	AGE	อายุ
INCOME	รายได้/รายรับต่อเดือน	EXPENSE	ค่าใช้จ่ายทั้งหมดต่อเดือน
WEIGHT	น้ำหนักลูกค้า	FREQUENT	จำนวนครั้งที่ซื้อต่อเดือน
NOR_PIEC	จำนวนชิ้นที่ซื้อปกติ	MAX_PIEC	จำนวนชิ้นที่เคยซื้อมากที่สุด
NOR_TIME	ระยะเวลาที่อยู่ในร้านโดยเฉลี่ย	MAX_TIME	ระยะเวลาที่เคยอยู่ในร้านนานที่สุด
TOTAL_EX	จำนวนเงินที่ใช้โดยเฉลี่ยต่อครั้ง		

ข้อมูลสมมติมีดังนี้

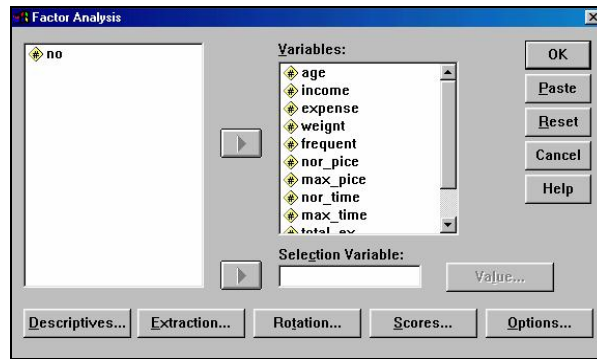
NO	AGE	INCOME	EXPENSE	WEIGHT	FREQUENT	NOR_PIEC	MAX_PIEC	NOR_TIME	MAX_TIME	TOTAL_EX
01	25	8500	7000	55	10	2	5	20	45	120
02	17	5000	4500	45	8	2	4	15	30	80
03	40	15000	10000	60	12	3	5	17	50	150
04	20	9000	8000	50	13	2	4	18	28	140
05	22	60000	3000	35	5	2	2	20	40	80
06	21	7500	6000	47	8	3	3	25	30	100
07	13	3000	2500	39	12	2	3	30	50	90
08	19	4500	4000	50	20	2	2	30	30	100
09	23	6000	4500	38	9	3	4	25	40	140
10	28	12000	8000	70	9	3	5	20	45	180
11	19	8500	7000	40	7	2	2	15	25	100
12	19	5000	4500	40	10	2	4	15	25	90
13	40	15000	10000	60	12	3	5	17	50	150
14	20	6000	3000	30	5	2	2	10	20	90
15	19	5000	3000	45	11	3	4	20	40	100
16	21	7000	6000	50	10	3	4	10	60	120
17	17	8000	7000	30	3	1	2	10	15	80
18	18	4500	4000	50	9	2	3	10	30	110
19	22	6900	4500	40	8	2	4	20	40	110
20	28	13000	8000	60	9	3	5	20	45	180

Analyze ⇨ Data Reduction ⇨ Factor ...



ภาพประกอบ 8

จะปรากฏหน้าต่าง



ภาพประกอบ 9

จากภาพประกอบ 9

เลือกตัวแปรทุกตัวยกเว้น no ใส่ใน box ของ Variables

เลือกปุ่ม Descriptives ...

ในส่วนของ Statistics เลือก

- Univariate descriptives
- Initial solution

ในส่วนของ Correlation เลือก

- Coefficients
- KMO and Bartlett's test of sphericity

เลือกปุ่ม Extraction ...

ในส่วนของ Method เลือกวิธี Principal Components

ในส่วนของ Display เลือก

- Unrotated factor solution
- Scree plot

เลือกปุ่ม Rotation ...

ในส่วนของ Method เลือก Vartimax

ในส่วนของ Display เลือก

- Rotated solution
- Loading plot (s)

เลือกปุ่ม Scores ...

เลือก Save as Variables

ในส่วนของ Method เลือก Regression

เลือกปุ่ม Option ...

ในส่วนของ Coefficient Display Format เลือก

- Sorted by Size

Suppress absolute values less than และใส่ 0.2 ลงใน box
จะได้ผลลัพธ์ดังต่อไปนี้

Factor Analysis

ตารางที่ 1 Descriptive Atistics

	Mean	Std. Deviation	Analysis N
AGE	22.55	6.947	20
INCOME	7770.00	3482.301	20
EXPENSE	5725.00	2314.002	20
WEIGHT	46.70	10.653	20
FREQUENT	9.50	3.561	20
NOR_PRICE	2.35	.587	20
MAX_PRICE	3.60	1.142	20
NOR_TIME	18.35	6.037	20
MAX_TIME	36.90	11.702	20
TOTAL_EX	115.50	31.368	20

ความหมายของผลลัพธ์ตารางที่ 1 Descriptive Atistics

จากข้อมูลตัวอย่าง 20 ราย แสดงค่าเฉลี่ย และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปรทั้ง 10 ตัว เช่น ตัวแปร AGE หรือ อายุเฉลี่ยของผู้ทานอาหารในร้าน KFC เป็น 22.55 ค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเป็น 6.947

ตารางที่ 2 Correlation Matrix

	AGE	INCOME	EXPENSE	WEIGHT	FREQUENT	NOR_PRICE	MAX_PRICE	NOR_TIME	MAX_TIME	TOTAL_EX
Correlation AGE	1.000	.298	.763	.655	.165	.523	.633	-.039	.497	.698
INCOME	.298	1.000	.927	.672	.021	.466	.591	-.142	.354	.769
EXPENSE	.763	.927	1.000	.664	.094	.326	.563	-.187	.246	.696
WEIGHT	.655	.672	.664	1.000	.476	.615	.746	.140	.566	.812
FREQUENT	.165	.021	.094	.476	1.000	.264	.246	.552	.320	.261
NOR_PRICE	.523	.466	.326	.615	.264	1.000	.612	.231	.664	.662
MAX_PRICE	.633	.591	.563	.746	.246	.612	1.000	.044	.631	.740
NOR_TIME	-.039	-.142	-.187	.140	.552	.231	.044	1.000	.269	.106
MAX_TIME	.497	.354	.246	.566	.320	.664	.631	.269	1.000	.521
TOTAL_EX	.698	.769	.696	.812	.261	.662	.740	.106	.521	1.000

ความหมายของผลลัพธ์ตารางที่ 2 Correlation Matrix

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตารางที่ 2 เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของ Pearson (Pearson Correlation) จะพบว่าตัวแปร INCOME และ EXPENSE มีความสัมพันธ์กันมากที่สุด (มากกว่าตัวแปรคู่อื่น ๆ) โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ .927 ดังนั้นตัวแปร INCOME และ EXPENSE ควรอยู่ใน Factor เดียวกัน

ตารางที่ 3 KMO and Bartlett's Test

KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.724
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	151.461
	df	45
	Sig.	.000

ความหมายของผลลัพธ์ตารางที่ 3 KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin ใช้วัดความเหมาะสมของข้อมูล ในการใช้เทคนิค Factor Analysis ในที่นี้ได้ค่าเป็น .724 ซึ่งมากกว่า .5 และเข้าสู่ 1 จึงพอสรุปได้ว่า ข้อมูลที่มีอยู่เหมาะสมที่จะใช้เทคนิค Factor Analysis

Bartlett's Test of Sphericity ใช้ทดสอบสมมติฐาน

H_0 : ตัวแปรต่าง ๆ (AGE, INCOME, ..., TOTAL_EX) ไม่มีความสัมพันธ์กัน

H_1 : ตัวแปรต่าง ๆ (AGE, INCOME, ..., TOTAL_EX) มีความสัมพันธ์กัน

สถิติทดสอบ จะมีการแจกแจงโดยประมาณแบบ Chi-Square = 151.461 ได้ค่า Significance = .000 ซึ่งน้อยกว่า .05 จึงปฏิเสธ H_0 นั่นคือตัวแปร AGE, INCOME, ..., TOTAL_EX มีความสัมพันธ์กัน จึงต้องใช้ Factor Analysis วิเคราะห์ต่อไป

ตารางที่ 4 Communalities

Communalities		
	Initial	Extraction
AGE	1.000	.804
INCOME	1.000	.912
EXPENSE	1.000	.817
WEIGHT	1.000	.807
FREQUENT	1.000	.628
NOR_PICE	1.000	.627
MAX_PICE	1.000	.702
NOR_TIME	1.000	.703
MAX_TIME	1.000	.602
TOTAL_EX	1.000	.814

Extraction Method: Principal Component Analysis.

ความหมายของผลลัพธ์ตารางที่ 4 Communalities

จากตาราง 4 จะพบว่าสำหรับแต่ละตัวแปร จะมีค่า initial communalities และ Extraction communalities

Communalities เป็นค่าสัดส่วนของค่าแปรปรวนของตัวแปรที่สามารถอธิบายได้โดย **Common Factor** (Factor ทั้งหมด : F_1, F_2, \dots, F_m) หรือคือค่า **(Multiple Correlation)²** ของตัวแปรกับ **Factors**

$$\text{โดยที่ } 0 \leq \text{communality} \leq 1$$

ถ้า $\text{communality} = 0$ แสดงว่า **Common Factor** ไม่สามารถอธิบายความผันแปร (ค่าแปรปรวน) ของตัวแปร แต่ถ้าวัดค่า $\text{communality} = 1$ แสดงว่า **Common Factor** สามารถอธิบายความผันแปรได้ทั้งหมด

Initial Communality จากวิธี **Principal Component** จะกำหนดให้ **Initial communality** ของตัวแปรทุกตัวเป็น 1

Extraction Communality เป็นค่า communality ของตัวแปรหลังจากที่ได้สกัดปัจจัยแล้ว จะพบว่าค่า **Extraction communality** ของตัวแปร **NOR_PICE** มีค่าต่ำสุด = .627 แต่ก็ยังไม่ต่ำมาก น่าจะสามารถจัดอยู่ใน **Factor** ใด **Factor** หนึ่งได้ชัดเจน

ตารางที่ 5 Total Variance Explained

Total Variance Explained									
① Component	② Initial Eigenvalues			③ Extraction Sums of Squared Loadings			④ Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	5.538	55.376	55.376	5.538	55.376	55.376	5.193	51.926	51.926
2	1.878	18.779	74.154	1.878	18.779	74.154	2.223	22.229	74.154
3	.848	8.484	82.648						
4	.519	5.194	87.842						
5	.378	3.778	91.620						
6	.338	3.376	94.996						
7	.220	2.203	97.199						
8	.139	1.392	98.591						
9	.124	1.244	99.835						
10	1.647E-02	.165	100.000						

Extraction Method: Principal Component Analysis.

ความหมายของผลลัพธ์ตารางที่ 5 Total Variance Explained

ตารางที่ 5 แสดงค่าสถิติสำหรับแต่ละ Factor ทั้งก่อนและหลังการสกัดปัจจัย โดยวิธี Principle Component ในการสกัดปัจจัย ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

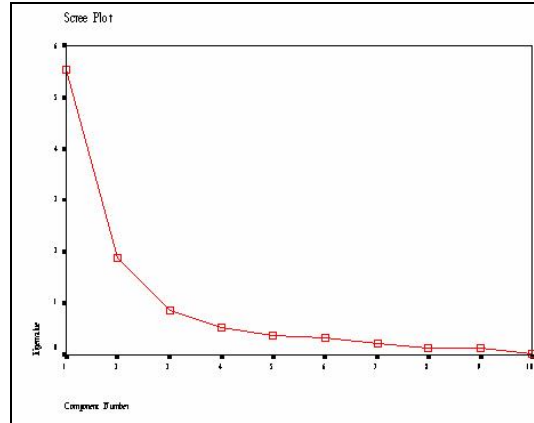
ผลลัพธ์	ความหมาย
①	Component หมายถึง Factor หรือปัจจัย โดยทั่วไปจะสกัดให้มีจำนวนปัจจัย = จำนวนตัวแปร ในตัวอย่างนี้มี 10 ตัวแปร จึงมี 10 ปัจจัยหรือ 10 Component
②	<p>Total</p> <p>Eigenvalues หมายถึง ค่าความผันแปร หรือความแปรปรวนทั้งหมดในตัวแปรเดิมที่สามารถอธิบายได้โดย Factor หรือ Eigenvalue คือ ผลบวกค่าของ Factor loading ยกกำลังสอง ของแต่ละตัวแปรใน Factor หนึ่งๆ</p> <p>ดังนั้นจะไม่พิจารณา Factor ที่มีค่า Eigenvalue น้อยกว่า 1 จะพบว่ามีเพียง Factor หรือ Component ที่ 1 และ 2 เท่านั้นที่มีค่า Eigenvalue มากกว่า 1 จึงควรมีเพียง 2 Factor เท่านั้น</p>
	<p>% of Variance</p> <p>หมายถึง เปอร์เซนต์ที่แต่ละ Factor สามารถอธิบายความผันแปรได้</p> <p>เนื่องจากเดิมมีตัวแปร 10 ตัว และจากตารางที่ 4 จะพบว่าแต่ละตัวมีค่า Community เริ่มต้นเป็น 1 เสมอ จึงมีความผันแปรทั้งหมด = 10 เช่น</p> <ul style="list-style-type: none"> - % of Variance ของ Factor ที่ 1 = $(5.538/10)*100 = 55.38\%$ <p>หมายถึง Factor ที่ 1 สามารถอธิบายความผันแปรทั้งหมดได้ 55.38 %</p>

ผลลัพธ์	ความหมาย
②	<ul style="list-style-type: none"> - % of Variance ของ Factor ที่ 2 = $(1.878/10)*100 = 18.78\%$ หมายถึง Factor ที่ 2 สามารถอธิบายความผันแปรของข้อมูลได้ 18.78 % - % of Variance ของ Factor ที่ 3 = $(.849/10)*100 = 8.49\%$ หมายถึง Factor ที่ 3 สามารถอธิบายความผันแปรของข้อมูลได้ 8.49 % - ... - % of Variance ของ Factor ที่ 10 = $(.01647/10)*100 = .1647\%$ หมายถึง Factor ที่ 9 สามารถอธิบายความผันแปรของข้อมูลได้ .1647 %
	<p style="text-align: center;">Comulative %</p> <p>หมายถึง ผลบวกสะสมของ % of Variance</p> <ul style="list-style-type: none"> - % of Cumulative ของ 2 Factor แรก = $55.38 + 18.78 = 74.16$ หมายถึง Factor ที่ 1-2 อธิบายค่าแปรปรวนของตัวแปรทั้ง 10 ตัวได้ 74.16 %
③	<p style="text-align: center;">Extraction Sums of Squared Loadings</p> <p>โดยวิธี Principal component ค่า Initial Eigenvalue ใน ② และค่า Extraction Sums of Squared Loadings จะเท่ากัน และจะแสดงเฉพาะ Factor ที่มีค่า Eigenvalue มากกว่า 1</p>
④	<p style="text-align: center;">Rotation Sums of Squared Loadings</p> <p>จะให้ค่า Eigenvalue, % of Variance และ Cumulative % ของ Factor ต่างๆ เมื่อทำการหมุนแกนปัจจัยไปในลักษณะที่ปัจจัยต่างๆ ยังคงตั้งฉากกัน หรือเป็นอิสระกัน ในตัวอย่างนี้เลือกวิธี Varimax เป็นวิธีหมุนแกนปัจจัย</p> <p>จะพบว่าค่า Eigenvalue, % of Variance ของ Factor ที่ 1 เมื่อหมุนแกน น้อยกว่าเมื่อยังไม่ได้หมุนแกนใน ② หรือ ③ ในขณะที่ของ Factor ที่ 2 มีค่ามากกว่าของ Factor ที่ 1 แต่ Cumulative ของทั้ง 2 Factor ยังคงเท่าเดิม</p>

สรุปผลลัพธ์ตารางที่ 5

1. จะพบว่าควรมี Factor เพียง 2 Factor เนื่องจาก เฉพาะ 2 Factor แรกเท่านั้นที่มีค่า Eigenvalue มากกว่า 1
2. Factor ที่สำคัญที่สุดคือ Factor ที่ 1 เนื่องจากอธิบายหรือดึงความแปรปรวนของข้อมูลได้มากที่สุด ในตัวอย่างนี้ได้ถึง 55.38 % ส่วน Factor ที่ 2 จะสำคัญรองลงมา
3. โปรแกรม SPSS จะกำหนดให้หาค่าใน ② และ ③ เฉพาะ Factor ที่มีค่า Eigenvalues เกิน 1 ถ้าตัวแปรทุกตัว (10 ตัว) เป็นอิสระกัน จะมี 10 Factor หรือ 10 Component โดยที่แต่ละตัวมีค่าแปรปรวน =

4. ในทางปฏิบัติเมื่อใช้ข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงมักจะพบว่าไม่มีบาง Factor ที่มีค่า Eigenvalue ใกล้เคียง 1 ทำให้ผู้วิเคราะห์ต้องตัดสินใจว่าควรมีกี่ Factor



ภาพประกอบ 11 : Scree Plot

ความหมายของผลลัพธ์รูปที่ 11 : Scree Plot

Scree Plot เป็นกราฟที่พล็อตค่า Eigenvalue ของแต่ละ Factor โดยเรียงจากมากไปน้อยใช้ในการพิจารณาว่าควรมีกี่ Factor โดยพิจารณาจากค่า Eigenvalue ที่ลดลงอย่างรวดเร็ว ในที่นี้อาจจะพิจารณาว่ามี 2 Factor เนื่องจากค่า Eigenvalue ของ Factor ทั้งสองมี Eigenvalue มากกว่า 1

ตารางที่ 6 Component Matrix^a

	Component	
	1	2
TOTAL_EX	.902	
WEIGHT	.890	
AGE	.865	-.234
INCOME	.852	-.431
MAX_FICE	.837	
EXPENSE	.785	-.448
NOB_FICE	.745	.270
MAX_TIME	.674	.383
NOB_TIME		.231
FREQUENT	.347	.713

Extraction Method: Principal Component Analysis.
a. 2 components extracted.

ความหมายของผลลัพธ์ตารางที่ 6 : Component Matrix

- ค่าในตารางที่ 6 เป็นสัมประสิทธิ์ หรือที่เรียกกันว่า Factor loading เป็นค่าที่แสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรกับ Factor ทั้ง 2 Factor โดยที่ยังไม่มีการหมุนแกนปัจจัย ในตัวอย่างนี้ในเทคนิค Principal Component Analysis ซึ่งทำให้ Factor ตั้งฉากกัน หรือเป็นอิสระกัน ซึ่งทำให้ค่า Factor loading เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรกับ Factor

- ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร INCOME กับ Factor ที่ 1 เป็น .902 ในขณะที่ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร INCOME กับ Factor ที่ 2 มีค่าน้อยกว่า .2 จึงไม่แสดงค่า จึงสามารถสรุปได้ว่า ตัวแปร INCOME สัมพันธ์กับ Factor ที่ 1 มาก จึงควรจัดตัวแปร ABSORB ให้อยู่ใน Factor ที่ 1 สรุปการจัดตัวแปรว่าควรอยู่ใน Factor ไດ

การพิจารณาว่าตัวแปรใดควรอยู่ใน Factor ไດนั้นจะพิจารณาจากค่า Factor loading ถ้าค่า Factor loading ของตัวแปรใน Factor ไດมีค่ามาก (เข้าสู่ +1 หรือ -1) และของ Factor อื่นๆ มีค่า Factor loading ต่ำ (เข้าสู่ศูนย์) จะจัดตัวแปรให้อยู่ใน Factor ที่มีค่า Factor loading สูง แต่ถ้าค่า Factor loading ใน Factor ต่างๆ แตกต่างกันไม่ชัดเจน ทำให้ไม่สามารถจัดตัวแปรได้ ควรทำการหมุนแกนปัจจัย โดยในที่นี้เลือกหมุนแบบยังคงให้ Factor ทั้ง 2 ตั้งฉากกัน หรือเป็นอิสระกันได้ผลลัพธ์ในตารางที่ 7 **ตารางที่ 7 Rotation**

Component Matrix^a

Rotated Component Matrix ^a		
	Component	
	1	2
INCOME	.943	
AGE	.885	
EXPENSE	.885	
TOTAL_EX	.866	.253
WEIGHT	.809	.391
MAX_PIEC	.783	.298
NOR_PIEC	.626	.486
NOR_TIME		.825
FREQUENT		.785
MAX_TIME	.524	.572

Extraction Method: Principal Component Analysis.
 Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.
^a. Rotation converged in 3 iterations.

ความหมายของผลลัพธ์ตารางที่ 7 :Rotation Component Matrix

ค่าในตารางที่ 7 เป็นค่า Factor loading เมื่อมีการหมุนแกนปัจจัยโดยวิธี Varimax จะพบว่าค่า Factor loading เปลี่ยนแปลงไปเมื่อเทียบกับค่า Factor loading เมื่อยังไม่มี การหมุนแกนแล้วทำให้ค่า Factor loading ของบาง Factor มีค่ามากเมื่อเทียบกับของ Factor อื่นๆ ในที่นี้ควรจัดให้

Factor ที่ 1 ประกอบด้วยตัวแปร 7 ตัวแปรคือ INCOME, AGE, EXPENSE, MAX_PIEC, NOR_PIEC, TOTAL_EX, WEIGHT

Factor ที่ 2 ประกอบด้วยตัวแปร 3 ตัวแปรคือ FREQUENT, MAX_TIME, NOR_TIME

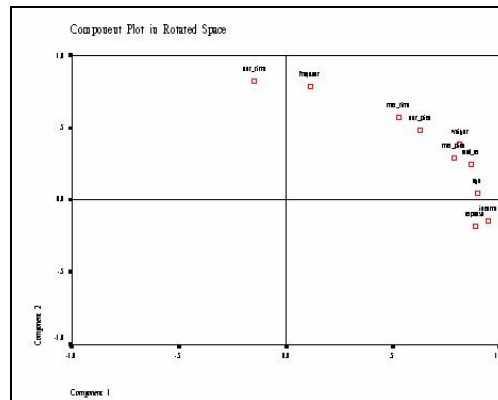
และจากผลลัพธ์ ④ ในตาราง ที่ 5 สรุปได้ว่า Factor ทั้ง 2 อธิบายความแปรปรวนของตัวแปร ได้ 74.154 % Factor ที่ 1 อธิบายได้ 51.926% และ Factor ที่ 2 ได้ 22.229 %

ตารางที่ 8 : Component Transformation Matrix

Component Transformation Matrix		
Component	1	2
1	.952	.307
2	-.307	.952

Extraction Method: Principal Component Analysis.
Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

ความหมายของผลลัพธ์ตารางที่ 8 Component Transformation Matrix ตารางที่ 8 เป็นค่า Rotation matrix ที่ใช้ในการหมุนแกนปัจจัยเพื่อเปลี่ยนค่า loading factor ใน ตารางที่ 6 เป็นค่า Factor loading ใหม่ในตารางที่ 7 โดยการหมุนแกนใช้วิธี Varimax



ภาพประกอบ 12 : Component Plot in Rotated Space

ความหมายของภาพประกอบที่ 12 : Component Plot in Rotated Space

รูปที่ 12 แสดงค่า Factor loading ของแต่ละ Factor ถ้า Factor สามารถแทนตัวแปรต่างๆ ได้ดี ตัวแปรจะต้องอยู่ที่ปลายแกน (มีค่า Factor loading มาก) ถ้ามีตัวแปรอยู่ใกล้จุด Intersection (จุด (0,0,0)) แสดงว่าตัวแปรเหล่านั้นไม่สัมพันธ์กับ Factor ใดเลย

ในที่นี้ตัวแปรทั้ง 10 ตัวอยู่ที่ปลายแกน จึงจัดตัวแปรให้อยู่ใน Factor ต่างๆ ได้ หรือตัวแปรที่อยู่ใน Factor เดียวกันมีความสัมพันธ์กันมาก

การคำนวณหา Factor Score

จากตัวแปร 10 ตัวสามารถจัดให้เหลือเพียง 2 Factor เท่ากับเป็นการลดตัวแปรจาก 10 ตัว เหลือ 2 ตัวแปร นั่นคือถือว่า Factor เป็นตัวแปรใหม่ โปรแกรม SPSS จะคำนวณค่าตัวแปร หรือ Factor ทั้ง 2 ให้ โดยชื่อว่า fac1_1 และ fac2_1 โดยชื่อ

fac1_1 มีความหมายดังนี้ 1 ตัวแรก หมายถึง Factor ที่ 1 และเลข 1 ตัวที่ 2 หมายถึงการ

วิเคราะห์ครั้งที่ 1

fac2_1 หมายถึง Factor ที่ 2 ของการวิเคราะห์ครั้งที่ 1
 เนื่องจากผู้ใช้อาจจะทำการวิเคราะห์หลายครั้งต่อเนื่องกัน จึงต้องมีหมายเลขแสดงครั้งที่ทำการวิเคราะห์ต่อท้าย

สำหรับค่า Factor score ได้จากสมการ

$$F_{ik} = W_{i1}Z_{1k} + W_{i2}Z_{2k} + \dots + W_{ip}Z_{pk} \quad ; k = 1, 2, \dots, n$$

$$i = 1, 2, \dots, m$$

โดยที่ Z_{jk} เป็นค่าตัวแปรตัวที่ j ที่ Standardized แล้วของ case ที่ k

n = จำนวนข้อมูล, m = จำนวน Factor

W_{ij} = ค่าสัมประสิทธิ์ หรือ loading factor ของตัวแปรที่ j ใน Factor ที่ i

F_{ik} = Factor score ของ Factor ที่ i ของ case ที่ k

สำหรับค่า Factor score ของ Factor 1-3 แสดงในรูปที่ 13

max_time	total_ex	fac1_1	fac2_1
45	120	.46690	.23831
30	80	-.57803	-.38648
50	150	1.95149	.02015
28	140	.28629	-.06096
40	80	-.88340	-.36025
30	100	-.22387	.32719
50	90	-1.39726	1.68504
30	100	-1.15848	1.95830
40	140	-.15835	.81682
45	180	1.50546	.38242
25	100	-.28820	-1.13133
25	90	-.59048	-.33287
50	150	1.95149	.02015

ภาพประกอบ 13 : แสดงค่าของตัวแปร fac1_1 และ fac2_1

การนำ Factor score ไปใช้

- เนื่องจากแต่ละตัว Factor เป็นตัวแปรตัวหนึ่ง จึงสามารถนำ fac1_1 และ fac2_1 ไปทำการวิเคราะห์ข้อมูลต่อไป เช่น ทดสอบสมมติฐาน
 - ใช้ค่า Factor score ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพ เช่น ถ้าต้องการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของพนักงานในบริษัท ซึ่งมี 100 คน ถือว่า พนักงาน 1 คน เป็น 1 case ตัวแปร หรือข้อมูลของพนักงานแต่ละคน อาจประกอบด้วย อายุ, เพศ, ระดับการศึกษา, ระยะเวลาที่ทำงานกับบริษัท, ผลงาน เช่น ยอดขาย ถ้าเป็นพนักงานขาย, รายได้ ฯลฯ
- 2.1 ทำการ Standardized ตัวแปรทุกตัว เนื่องจากตัวแปรมีหน่วยต่างกัน

- 2.2 ใช้คำสั่ง **Analyze** ⇔ **Data Reduction** ⇔ **Factor Analysis ...** แล้วเลือกวิธีสกัดปัจจัยเป็นวิธี Principal Component และ Rotation เป็น Orthogonal
- 2.3 คำนวณค่า Factor score
- 2.4 เปรียบเทียบ Factor score ของ Factor ที่ 1 case ใด หรือพนักงานคนใดมีค่า Factor score เป็นบวกมากที่สุด แสดงว่ามีประสิทธิภาพดีที่สุด
- 2.5 ให้เรียงลำดับค่า Factor score ของ Factor ที่ 1 จากค่ามากไปน้อย จะเป็นการเรียงลำดับพนักงานตามประสิทธิภาพ

บรรณานุกรม

กัลยา วานิชย์บัญชา. 2546. การวิเคราะห์สถิติขั้นสูงด้วย SPSS for Windows. พิมพ์ครั้งที่ 3. กรุงเทพฯ : ธรรมสาร.

บุญชม ศรีสะอาด. 2543. การวิจัยทางการวัดผลและประเมินผล. กรุงเทพฯ : สุวีริยาสาส์น.

วิรัช วรรณรัตน์. 2538. “การวิเคราะห์ตัวประกอบ (Factor analysis)”, วารสารการวัดผลการศึกษา. 48 (มกราคม-เมษายน 2538), 37-42.

ศิริชัย พงษ์วิชัย. 2544. การวิเคราะห์ข้อมูลทางสถิติด้วยคอมพิวเตอร์. พิมพ์ครั้งที่ 11. กรุงเทพฯ : จุฬาลงกรณ์มหาวิทยาลัย.

ศุชาติ ประสิทธิ์รัฐสินธุ์. 2540. เทคนิคการวิเคราะห์ตัวแปรหลายตัวสำหรับการวิจัยทางสังคมศาสตร์และพฤติกรรมศาสตร์. พิมพ์ครั้งที่ 4. กรุงเทพฯ : เลียงเชียง.

WWW.Watpon.com การใช้ SPSS เพื่อการวิเคราะห์ข้อมูล.

WWW.Watpon.com การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงซ้อน.