

การวิเคราะห์องค์ประกอบ

(Factor Analysis)

รสริน ศรีวิกานนท์

บทนำ

Factor Analysis หรือการวิเคราะห์ปัจจัย หรือบางครั้งเรียกว่า การวิเคราะห์องค์ประกอบ เป็นเทคนิคที่จะจับกลุ่มหรือรวมตัวแปรที่มีความสัมพันธ์ไว้ในกลุ่มหรือ Factor เดียวกัน ตัวแปรที่อยู่ใน Factor เดียวกันจะมีความสัมพันธ์กันมาก โดยความสัมพันธ์นั้นอาจจะเป็นในทิศทางบวก (ไปในทางเดียวกัน) หรือทิศทางลบ (ไปในทางตรงกันข้าม) ก็ได้ ส่วนตัวแปรที่อยู่คนละ Factor จะไม่มีความสัมพันธ์กัน หรือมีความสัมพันธ์กันน้อยมาก (กัลยา วานิชย์บัญชา ,2546)

การวิเคราะห์องค์ประกอบเป็นเทคนิคการวิเคราะห์ตัวแปรหลายตัว (Multivariate statistical technique) ที่ได้มีการนำไปใช้ในแทบทุกวงการวิชาการ ไม่ว่าจะเป็นในวงการสังคมศาสตร์ เช่น สังคมวิทยา รัฐศาสตร์ ประชากรศาสตร์ มานุษยวิทยาและ โบราณคดี จิตวิทยาสังคม หรือในวงการวิทยาศาสตร์ รวมถึงในวงการการศึกษา เป็นต้น

กระบวนการวิเคราะห์องค์ประกอบถือกำเนิดขึ้นมาในช่วงต้นศตวรรษที่ 20 โดย Spearman (1904) แต่การวิเคราะห์องค์ประกอบในสมัยนั้นยังเป็นวิธีการที่ยุ่งยาก ซับซ้อนและเสียเวลาในการวิเคราะห์ ดังนั้น การวิเคราะห์องค์ประกอบจึงยังไม่เป็นที่แพร่หลายในหมู่นักวิจัยสมัยนั้นจนกระทั่งคอมพิวเตอร์ได้ถือกำเนิดขึ้นมาและตามมาด้วยโปรแกรมคอมพิวเตอร์ที่จะช่วยเหลือในการวิเคราะห์องค์ประกอบ ดังนั้นการวิเคราะห์จึงได้แพร่หลายออกไปในหมู่นักวิจัยกันอย่างกว้างขวาง

Daniel (1988) ได้พูดถึงการวิเคราะห์องค์ประกอบไว้ว่า “การวิเคราะห์องค์ประกอบถูกออกแบบมาเพื่อใช้ตรวจสอบโครงสร้างของชุดตัวแปรและเพื่อใช้อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในรูปของจำนวนที่น้อยที่สุดของตัวแปรแฝงที่สังเกตไม่ได้ ซึ่งตัวแปรแฝงที่สังเกตไม่ได้เหล่านี้จะถูกเรียกว่า องค์ประกอบ ”

Joreskog และ Sorbom (1989) ได้อธิบายว่า “แนวคิดที่สำคัญภายใต้รูปแบบของการวิเคราะห์องค์ประกอบ คือ มีตัวแปรบางตัวที่ไม่สามารถสังเกตหรือวัดได้โดยตรง หรืออาจเรียกได้ว่าเป็นตัวแปรแฝงหรือองค์ประกอบ ตัวแปรที่ไม่สามารถสังเกตหรือวัดได้โดยตรงนั้น สามารถอ้างอิงได้ทางอ้อมจากข้อมูลของตัวแปรที่สังเกตได้ การวิเคราะห์องค์ประกอบเป็นกระบวนการทางสถิติสำหรับเปิดเผย (uncooering) ตัวแปรแฝงที่มีอยู่ โดยศึกษาผ่านความแปรปรวนระหว่างชุดของตัวแปรที่สังเกตได้”

ประโยชน์ของการวิเคราะห์องค์ประกอบ

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. ใช้ในการแก้ปัญหาการที่ตัวแปรอิสระของเทคนิคการวิเคราะห์ความถดถอยมีความสัมพันธ์ (Multicollinearity)

3. ทำให้เห็นโครงสร้างความสัมพันธ์ของตัวแปรที่ศึกษา เนื่องจากเทคนิค Factor Analysis จะหาค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Correlation) ของตัวแปรทีละคู่แล้วรวมตัวแปรที่สัมพันธ์กันกันมากไว้ในปัจจัยเดียวกัน จึงสามารถวิเคราะห์ถึงโครงสร้างที่แสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรต่าง ๆ ที่อยู่ในปัจจัยเดียวกันได้

4. ทำให้อธิบายความหมายของแต่ละปัจจัยได้ ตามความหมายของตัวแปรต่างๆที่อยู่ในปัจจัยนั้น ทำให้สามารถนำไปใช้ในด้านการวางแผนได้

จุดมุ่งหมายในการวิเคราะห์องค์ประกอบ

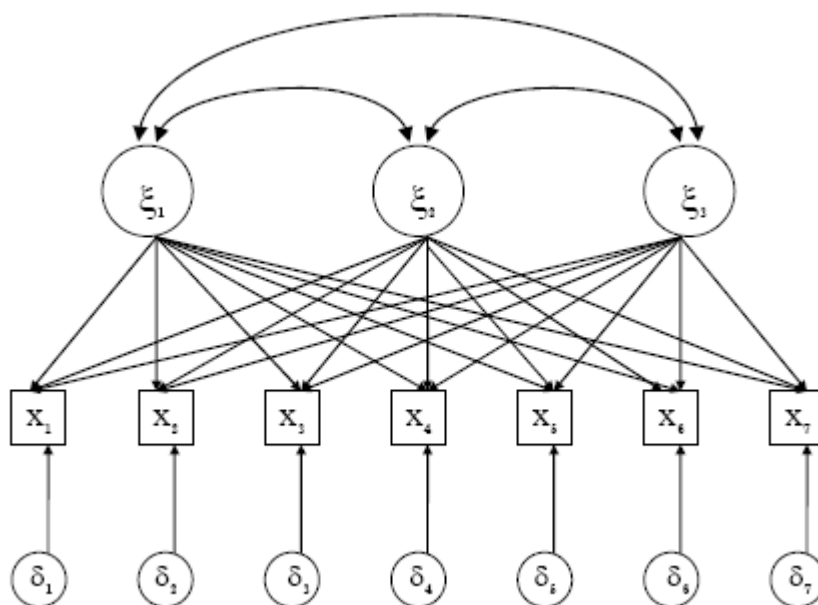
ในการวิเคราะห์องค์ประกอบมีจุดมุ่งหมาย 2 ประการคือ

1. เพื่อสำรวจหรือค้นหาตัวแปรแฝงที่ซ่อนอยู่ภายใต้ตัวแปรที่สังเกตหรือวัดได้ เรียกว่า การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ (Exploratory factor analysis)
2. เพื่อพิสูจน์ ตรวจสอบหรือยืนยันทฤษฎีที่ผู้อื่นค้นพบ เรียกว่า การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน (Confirmatory factor analysis)

การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ

การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจจะใช้ในการสำรวจข้อมูล กำหนดจำนวนองค์ประกอบ อธิบายความแปรปรวนร่วมระหว่างตัวแปรเมื่อผู้วิจัย ไม่มีหลักฐานอ้างอิงเพียงพอสำหรับเป็นกรอบของสมมติฐานเกี่ยวกับจำนวนขององค์ประกอบภายใต้ข้อมูลที่สอบวัดได้

การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจสามารถใช้ในการตอบคำถามที่เกี่ยวกับความเที่ยงตรงเชิงโครงสร้าง เช่น “แบบทดสอบที่นำไปสอบเก็บคะแนนมานี้ วัดอะไรบ้าง”



รูปภาพ 1 โมเดลการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ

รูปภาพ 1 แสดงให้เห็นรูปแบบการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ ในรูปนี้ตัวแปรในสี่เหลี่ยมคือตัวแปรที่สังเกตได้ และตัวแปรในวงกลมคือตัวแปรแฝงหรือองค์ประกอบ ลูกศรตรงชี้จากตัวแปรแฝงไปยังตัวแปรที่สังเกตได้ แสดงให้เห็นความเป็นสาเหตุของตัวแปรแฝงที่ส่งผลต่อตัวแปรที่สังเกตได้ เส้นโค้งระหว่างตัวแปรแฝง 2 ตัว แสดงให้เห็นถึงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝง

วงกลมด้านบนในรูปภาพ 1 แสดงตัวแปรแฝง ξ_1 , ξ_2 และ ξ_3 (ξ อ่านว่า ไซด์-xi) เส้นโค้งระหว่างตัวแปรแฝงแสดงให้เห็นความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแฝงแต่ละตัว ตัวแปรแฝงแต่ละตัวเป็นสาเหตุที่ส่งผลไปยังตัวแปรที่สังเกตได้แต่ละตัว ซึ่งอยู่ในกล่องสี่เหลี่ยมมีชื่อว่า $X_1 - X_7$ เป็นลูกศรชี้จาก ξ ถึง x ตัวแปรแฝงหรือองค์ประกอบ ξ เรียกว่า Common factors ในรูปภาพนี้ Common factors จะมีผลโดยตรงต่อตัวแปรที่สังเกตจะได้น้อยกว่า 1 ตัว วงกลมในด้านล่างของรูปมีชื่อว่า $\delta_1 - \delta_7$ นั้นเรียกว่า unique factors หรือตัวแปรความคลาดเคลื่อน unique factors 1 ตัวจะมีผลกระทบต่อตัวแปรที่สังเกตได้เพียงตัวเดียว ในรูปแบบการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ จะสมมติ unique factors 1 ตัวจะมีผลกระทบต่อตัวแปรที่สังเกตได้เพียงตัวเดียว ในรูปแบบการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ จะสมมติ unique factors ว่าไม่มีความสัมพันธ์ระหว่างกัน และไม่มีความสัมพันธ์กับ Common factors ดังจะเห็นได้ว่าไม่มีเส้นโค้งระหว่าง unique factors ด้วยกันและไม่มีเส้นโค้งระหว่าง unique factors กับ Common factors ดังในรูปภาพ 1

ข้อตกลงเบื้องต้น

1. Common factors ทุกตัวมีความสัมพันธ์กัน
2. ตัวแปรที่สังเกตได้ทั้งหมดจะต้องเป็นผลทางตรงจาก Common factors ทุกตัว
3. unique factors แต่ละตัวจะต้องไม่มีความสัมพันธ์กัน
4. ตัวแปรที่สังเกตได้ทุกตัวจะต้องเป็นผลทางตรงจาก unique factors
5. Common factors ทั้งหมดไม่สัมพันธ์กับ unique factors

กระบวนการวิเคราะห์องค์ประกอบและแปลความหมาย

ขั้นตอนในการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจสามารถแบ่งได้ 5 ขั้นตอนคือ

1. เก็บข้อมูลและสร้างเมตริกสหสัมพันธ์
2. การสกัดองค์ประกอบ
3. เลือกวิธีการหมุนแกน
4. เลือกค่า loading
5. ตั้งชื่อองค์ประกอบที่วิเคราะห์ได้

1. เก็บข้อมูลและสร้างเมตริกสหสัมพันธ์

อันดับแรกในขั้นตอนของการวิเคราะห์องค์ประกอบคือการเก็บรวบรวมข้อมูลและนำข้อมูลที่ได้มาหาความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรต่างๆ ที่ต้องการวิเคราะห์ และนำเสนอในรูปแบบของเมตริกสหสัมพันธ์ ดังตัวอย่างในตาราง 1

ตารางที่ 1 ตัวอย่างเมตริกสหสัมพันธ์

ตัวแปร	V1	V2	V3
V1	1.0	.65	.48
V2	.65	1.0	.42
V3	.48	.42	1.0

2. การสกัดองค์ประกอบ

ขั้นตอนที่สองในการวิเคราะห์องค์ประกอบคือการค้นหาจำนวนองค์ประกอบที่มีความสามารถเพียงพอในการอธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรที่สังเกตได้ ซึ่งมีวิธีการให้เลือกใช้ดังนี้

- Maximum Likelihood Method (หรือ Canonical Factoring)
- Least-Squares Method (หรือ Principal Axis Factoring)
- Alpha Factoring
- Image Factoring

- Principal Components Analysis

ผู้วิจัยจะต้องเลือกใช้วิธีใดวิธีหนึ่งหรือให้โปรแกรมคอมพิวเตอร์เลือกให้ ถ้าเป็น โปรแกรม SPSS โปรแกรมจะเลือกวิธี Principal Components Analysis

ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์องค์ประกอบ จะช่วยในการตัดสินใจเกี่ยวกับจำนวนของ องค์ประกอบเพื่อเก็บไว้สำหรับใช้ในการวิเคราะห์ต่อไปในอนาคต กฎที่ดีที่สุดสำหรับการกำหนด จำนวนขององค์ประกอบคือ “Eigenvalue > 1” ค่า Eigenvalue เป็นค่าที่บ่งบอกถึงความสามารถของ องค์ประกอบว่าจะอธิบายความแปรปรวนของกลุ่มตัวอย่างได้มากน้อยเพียงไร โดยปกติถ้า องค์ประกอบนั้นอธิบายความแปรปรวนของกลุ่มตัวอย่างได้น้อยกว่า 1 Eigenvalue แล้วก็ไม่มี ประโยชน์ที่จะนำองค์ประกอบนั้นมาใช้

ตารางที่ 2 ตัวอย่างผลลัพธ์ที่ได้จากการสกัดองค์ประกอบ

Factor	Eigenvalue	% of variance	Cumulative % of variance
1	2.51349	41.9	41.9
2	1.73952	29.0	70.9
3	.59749	10.0	80.8
4	.52956	8.8	89.7
5	.41573	6.9	96.6
6	.20422	3.4	100.0

การแปลความหมายผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์

องค์ประกอบที่มีค่า Eigenvalue > 1 มี 2 องค์ประกอบ รวมเปอร์เซ็นต์ของความแปรปรวนของ ทั้ง 2 องค์ประกอบได้ 70.9 % หมายความว่า 2 องค์ประกอบนี้อธิบายความแปรปรวนร่วมของกลุ่ม ตัวอย่างได้ 70.9 %

ตาราง 3 เมตริกซ์องค์ประกอบก่อนหมุนแกน

variable	Factor 1	Factor 2	Communality
1	-.627	.514	.66
2	.759	-.068	.58
3	-.730	.337	.65
4	.494	.798	.88
5	.425	.832	.87
6	.767	-.168	.62

จากตาราง 3 ค่าที่อยู่ใต้หัวข้อ Factor คือ ค่า Loading เป็นค่าที่แสดงความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรแต่ละตัวกับองค์ประกอบ ซึ่งมีค่าระหว่าง -1 ถึง 1 ส่วนค่า Communalities คือ เปอร์เซ็นต์ความแปรปรวนของตัวแปรแต่ละตัวกับองค์ประกอบ

เมื่อนำค่าน้ำหนักองค์ประกอบ (Loading) ในองค์ประกอบที่ 1 ของตัวแปรทั้ง 6 ตัวมายกกำลังสองแล้วบวกกัน จะได้ค่าเท่ากับค่า ไอเกน (Eigenvalue) นั่นคือ

$$(-.627)^2 + (.759)^2 + (-.730)^2 + (.494)^2 + (.494)^2 + (.767)^2 = 2.51 \text{ เป็นต้น}$$

3. การเลือกวิธีการหมุนแกน

เนื่องจากก่อนการหมุนแกนตัวแปรแต่ละตัวมีค่า Loading สูงมากเนื่องจากตัวแปรบางตัวสามารถเป็นสมาชิกขององค์ประกอบได้มากกว่า 1 องค์ประกอบจึงยากในการแปลความหมายของข้อมูล วิธีเดียวที่จะแปลผลได้คือต้องหมุนแกนเพื่อให้ตัวแปรบางตัวที่เคยเป็นสมาชิกหลายองค์ประกอบ กลายเป็นสมาชิกขององค์ประกอบใดองค์ประกอบหนึ่งอย่างเด่นชัด ซึ่งมีอยู่ 2 วิธีคือ

3.1 Orthogonal ใช้ในกรณีที่ตัวแปรแต่ละตัวเป็นอิสระจากกัน การหมุนแกนด้วยวิธีนี้มีวิธีการหมุนแกน 3 แบบคือ

- Varimax
- Equamax
- Quartimax

3.2 Oblique ใช้ในกรณีที่ตัวแปรแต่ละตัวมีความสัมพันธ์กัน วิธีการหมุนแกนมี 2 แบบคือ

- Oblimin
- Direc quartimin

คอมพิวเตอร์ส่วนมากจะเลือกการหมุนแกนด้วยวิธี Orthogonal แบบ Varimax ทั้งที่ความเป็นจริงยังมีเทคนิควิธีการหมุนแกนแบบอื่นๆ ให้เลือกใช้

ตาราง 4 เมตริกชองค์ประกอบหลังการหมุนแกน

variable	Factor 1	Factor 2	Factor 3
V1	-.787	.194	.66
V2	.724	.266	.58
V3	-.804	-.011	.65
V4	.102	.933	.88
V5	.025	.934	.87
V6	.764	.179	.62

จากตาราง 4 องค์ประกอบที่ผ่านการหมุนแกนแล้ว จะมีค่า Loading กระจายระหว่างองค์ประกอบจึงง่ายต่อการแปลผล และเมื่อนำค่าน้ำหนักองค์ประกอบจากทั้ง 2 องค์ประกอบมาคูณกำลังสองแล้วบวกกันจะได้ค่าเท่ากับค่ารวมกัน (Communality) เช่น

$$0.66 = (-.787)^2 + (.194)^2 \text{ เป็นต้น สามารถเขียนในรูปทั่วไปได้ว่า}$$

$$h_i^2 = \sum_{k=1}^m a_{ik}^2$$

เมื่อ h_i^2 คือ ค่ารวมกัน (communality) ของตัวแปรตัวที่ i

$\sum_{k=1}^m a_{ik}^2$ คือ ค่าน้ำหนักองค์ประกอบของตัวแปรตัวที่ i

ตั้งแต่องค์ประกอบที่ $k = 1$ ถึง M

4. การเลือกค่า Loading

เป็นการแยกว่าตัวแปรใดควรอยู่ในองค์ประกอบใด โดยพิจารณาจากค่า Loading ของตัวแปรต่างๆ ว่ามีค่ามากที่สุดอยู่ที่องค์ประกอบใด ก็จัดให้อยู่ในองค์ประกอบนั้น แต่มีข้อแม้ว่าค่า Loading ควรจะมีค่าตั้งแต่ .3 ขึ้นไป เช่น จากตาราง 4 เมื่อพิจารณาจากค่า Loading แล้ว V1, V2, V3 และ V6 ควรจัดอยู่ใน Factor 1 ส่วน V4, V5 ควรจัดอยู่ใน Factor 2 เพราะมีค่า Loading มากที่สุดอยู่ในองค์ประกอบดังกล่าว

5. การตั้งชื่อองค์ประกอบ

เมื่อคัดเลือกตัวแปรเข้าองค์ประกอบใดองค์ประกอบหนึ่งแล้ว ต่อมาคือการตั้งชื่อให้แต่ละองค์ประกอบซึ่งมีกฎในการตั้งชื่อดังนี้

- สั้น อาจตั้งชื่อเพียง 1-2 คำ
- มีความหมายสอดคล้องกับโครงสร้างขององค์ประกอบ

กล่าวคือผู้วิจัยอาจตั้งชื่อตามความคล้ายคลึงกันของตัวแปรที่อยู่ในองค์ประกอบ หรือตามโครงสร้างของทฤษฎีที่ผู้วิจัยได้ศึกษามา หรือตั้งชื่อใหม่ที่สอดคล้องกับแนวความคิดของผู้วิจัยเอง แต่ควรจะต้องสื่อความหมายของตัวแปรทุกตัวที่อยู่ในองค์ประกอบนั้นได้

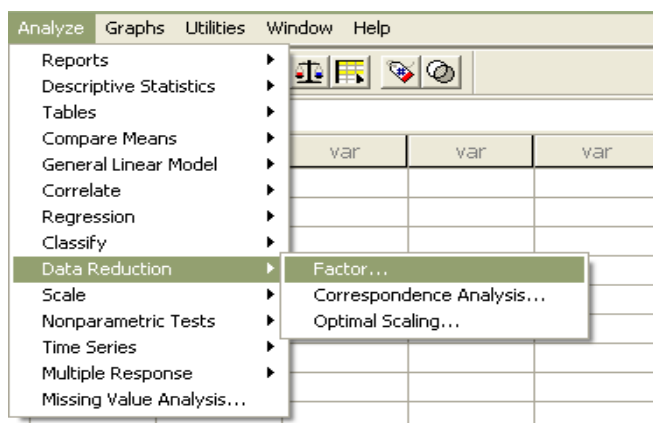
การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจจะช่วยนักวิจัยอย่างมากในเรื่องการประเมินธรรมชาติของความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรและค้นหาความเที่ยงตรงเชิงโครงสร้างของเครื่องมือวัด ยังมีนักวิจัยอื่นๆ ที่กล่าวยกย่องชื่นชมในการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจนี้ แต่ก็ยังมีนักวิจัยท่านอื่น ๆ อีกไม่น้อยที่กล่าวถึงในด้านบกพร่อง เป็นต้นว่า ข้อตกลงเบื้องต้นของรูปแบบการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจนี้ไม่ได้คำนึงถึงความเป็นจริงว่าข้อมูลที่ได้มานั้นจะเป็นไปตามข้อตกลงเบื้องต้นหรือไม่ ถ้าข้อมูลไม่ปฏิบัติตามข้อตกลงเบื้องต้นเมื่อทำการวิเคราะห์องค์ประกอบแล้วอาจจะเรียกได้อีกชื่อหนึ่งว่า รูปแบบกิโก้ (Garbage In Garbage Out Model : GIGO model) ซึ่งก็คือสิ่งที่ไม่มีความหมายไม่มีประโยชน์ต่องานวิจัย

นอกจากนี้ยังมีปัญหาในเรื่องของการแปลความหมายผลการวิเคราะห์องค์ประกอบที่ถูกวัดโดยตัวแปรบางตัว มักก่อความยุ่งยากในการแปลความหมายอยู่เสมอๆ ทั้งนี้มีสาเหตุมาจากผู้วิจัยไม่มีพื้นฐานในการแปลผลลัพธ์ที่ได้

ยังมีอีกปัญหาหนึ่งที่เกิดขึ้นบ่อยเกี่ยวกับการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ นั่นคือการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจไม่ให้ผลลัพธ์ที่ใช้ในการแก้ปัญหาใด เกี่ยวกับองค์ประกอบที่ได้ หรือยิ่งกว่านั้นผลลัพธ์ที่ได้ก็ไม่สามารถแปลความหมายได้ ทำให้เกิดความลำบากในการหาเหตุผลมาอธิบายผลลัพธ์ที่ได้

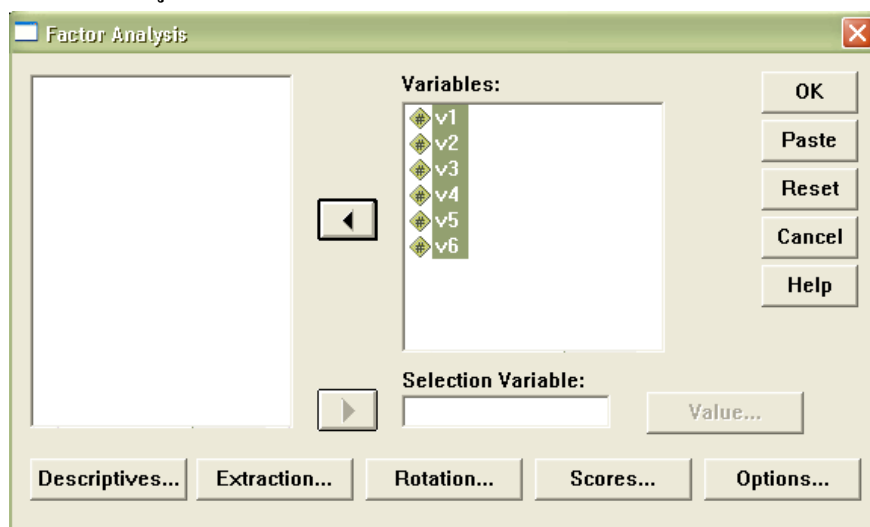
การใช้ SPSS for window ในการวิเคราะห์องค์ประกอบ

คำสั่ง Analyze \Rightarrow Data Reduction \Rightarrow Factor...



รูปภาพ 2

จะได้หน้าต่างดังรูป

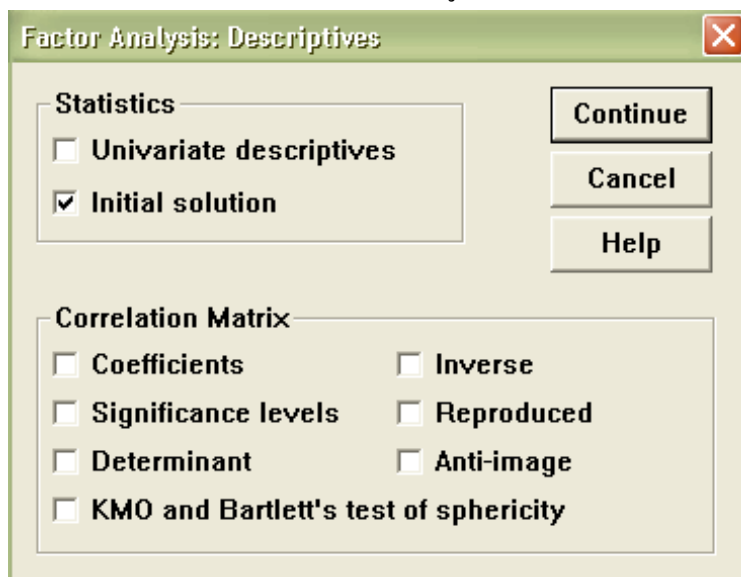


รูปภาพ 3

จากรูปภาพ 3 ประกอบด้วย

Variable ตัวแปรที่อยู่ใน box นี้ควรเป็นชนิดตัวเลข โดยต้องเลือกตัวแปรไว้ใน box ของ Variable อย่างน้อย 2 ตัว

เลือกปุ่ม **Descriptives...** จะได้นหน้าต่างดังรูป



รูปภาพ 4

จากรูปภาพ 4 จะประกอบด้วย 2 ส่วนดังนี้

ส่วนที่ 1 Statistics ซึ่งผู้ใช้สามารถเลือกทางเลือกต่าง ๆ ได้ดังนี้

- Univariate descriptive จะแสดงจำนวนข้อมูล , ค่าเฉลี่ย และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปรแต่ละตัว
- Initial solution จะแสดงค่า Initial communalities , eigenvalues และ Percentage of variance explained

ส่วนที่ 2 Correlation Matrix ซึ่งมีทางเลือกต่อไปนี้

- Coefficients จะให้เมตริกซึ่งแสดงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรทุกคู่
- Significance levels เมื่อเลือกทางเลือกนี้ ผลลัพธ์จะแสดงค่า one-tailed Significance levels ของการทดสอบค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรแต่ละคู่
- Determinant จะแสดงค่า determinant ของเมตริกซ์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์
- 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 $KMO < .5$ จะถือว่าข้อมูลที่มีอยู่ไม่เหมาะสมที่จะใช้เทคนิค Factor Analysis

- Bartlett's test of sphericity เป็นค่าสถิติที่ใช้ทดสอบสมมติฐาน

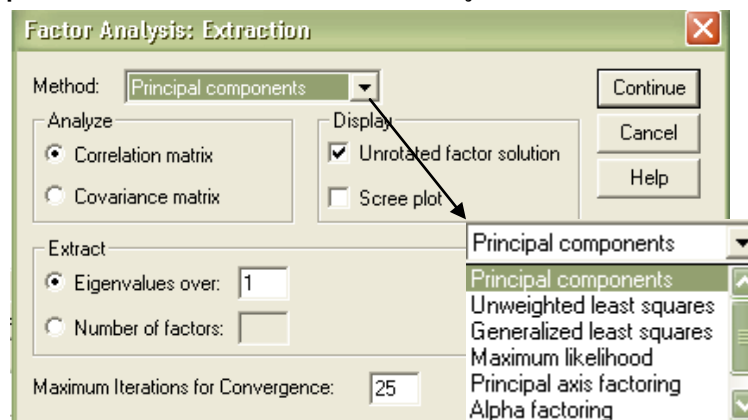
H_0 : Correlation matrix เป็น Identity matrix หรือ

H_1 : ตัวแปรต่างๆไม่มีความสัมพันธ์กัน

ดังนั้นถ้ายอมรับ H_0 แสดงว่าตัวแปรไม่มีความสัมพันธ์ 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...** จะได้นหน้าต่างดังรูป



รูปภาพ 5

จากรูปภาพ 5 จะประกอบด้วย 5 ส่วนดังนี้

ส่วนที่ 1 Method เป็นการให้เลือกรวิธีการสกัดปัจจัย ซึ่งแบ่งออกเป็น 2 วิธีใหญ่ คือ

- Principal Component Analysis (PCA)
เป็นวิธีการสกัดปัจจัยที่ได้รับความนิยมมากที่สุด
- Common Factor Analysis
เป็นเทคนิคที่มีวัตถุประสงค์เหมือนเทคนิค PCA คือจะสร้าง Factor เพื่อลดจำนวนตัวแปร แต่หลักเกณฑ์ของ CFA จะพยายามทำให้ค่าความแปรปรวนเฉพาะส่วนของ Common Factor มากที่สุด โดยไม่พิจารณาถึงค่า Unique Factor
เทคนิค CFA มีเทคนิคย่อย 6 เทคนิค ดังนี้

1) Unweighted Least Square

เป็นเทคนิคที่มีวัตถุประสงค์เพื่อสกัดปัจจัย โดยจะต้องกำหนดจำนวนปัจจัยไว้แน่นอนก่อน แล้วหา Factor pattern matrix ที่ทำให้ผลบวกกำลังสองของระยะห่างระหว่างเมตริกซ์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่คำนวณได้จากข้อมูล กับเมตริกซ์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่สร้างขึ้นใหม่ให้มีค่าน้อยที่สุด

2) Generalized Least Square

มีหลักเกณฑ์เหมือนวิธี Unweighted Least Square แต่จะมีการถ่วงน้ำหนักค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ คัดสรรค่าผกผันของ Uniques ของตัวแปรนั้น นั่นคือจะให้น้ำหนักแก่ตัวแปรที่มีค่า Unique สูง น้อยกว่าตัวแปรที่มีค่า Unique ต่ำ

3) Maximum Likelihood

วิธีนี้จะสกัดปัจจัยโดยการประมาณค่าพารามิเตอร์ที่ทำให้ เมตริกซ์สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ที่คำนวณได้มีค่าใกล้กับเมตริกซ์ที่ได้จากข้อมูล โดยมีเงื่อนไขว่า ข้อมูลตัวอย่างนั้น (ตัวแปร) ต้องมีการแจกแจงแบบ Multivariate Normal

4) Alpha Method

5) Image Factoring

ส่วนที่ 2 Display ผู้ใช้สามารถเลือก

- Unrotate factor solution เมื่อต้องการให้แสดงผลลัพธ์ของ Factor โดยไม่มีการหมุนแกนปัจจัย โดยผลลัพธ์จะแสดงค่า communalities, eigenvalues
- Scree plot แสดงกราฟค่า eigenvalues โดยเรียงลำดับจากมากไปน้อย โดยใช้ Factor ที่หมุนแกนปัจจัยแล้ว

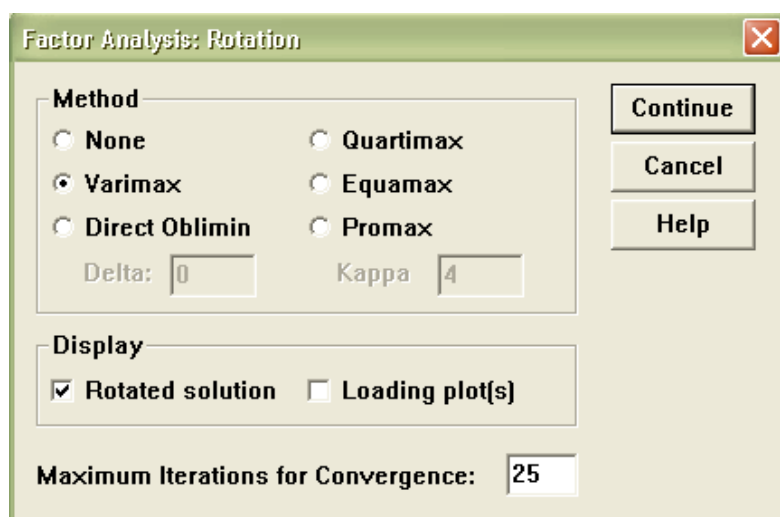
ส่วนที่ 3 Extract ผู้ใช้ต้องเลือกทางเลือกใดทางเลือกหนึ่งจากทางเลือกต่อไปนี้

- Eigenvalues over : โดยผู้ใช้ระบุค่า eigenvalues ที่ต้องการให้แสดงเมื่อมากกว่าที่กำหนด โปรแกรม SPSS จะกำหนดมาเป็น 1 ตัวเลขที่ใส่ใน box ดังกล่าวจะต้องมีค่าระหว่างศูนย์ กับ จำนวนตัวแปรที่นำมาวิเคราะห์
- Number of factors : ให้ใส่เลขจำนวนเต็มบวก ซึ่งหมายถึง จำนวน Factor ที่ต้องการ ส่วนที่ 4 Maximum Iteration for Convergence เป็นการกำหนดจำนวนรอบสูงสุดของการสกัดปัจจัยโดยโปรแกรม SPSS กำหนดเป็น 25 รอบ ผู้ใช้สามารถเปลี่ยนได้ โดยระบุเป็นเลขจำนวนเต็มบวก

เลือกปุ่ม

Rotation...

จะได้หน้าต่างดังรูป



รูปภาพ 6

จากรูปภาพ 6 จะประกอบด้วย 3 ส่วนดังนี้

ส่วนที่ 1 Method วิธีการหมุนแกนปัจจัยมี 2 วิธีใหญ่ๆ คือ

1. Orthogonal Rotation

เป็นการหมุนแกนปัจจัยที่ยังคงทำให้ปัจจัยยังคงตั้งฉากกันหรือปัจจัยต่างๆ ยังคงเป็นอิสระกัน โดยมีวิธีย่อยหลายวิธีดังนี้

- 1) Varimax เป็นเทคนิคที่ทำให้จำนวนตัวแปรที่น้อยที่สุด มีค่า Factor loading มากในแต่ละปัจจัย จึงเป็นวิธีที่นิยมใช้มากที่สุด
- 2) Quartimax เป็นวิธีการหมุนแกนปัจจัย โดยจะพยายามทำให้มีจำนวนปัจจัยน้อยที่สุด ในการอธิบายตัวแปรแต่ละตัว
- 3) Equamax เป็นเทคนิคที่ใช้ทั้งเกณฑ์ของ Varimax และ Quartimax

2. Oblique Rotation

เป็นการหมุนแกนที่ เมื่อหมุนแล้วปัจจัยอาจจะไม่ตั้งฉากกัน หรือปัจจัยไม่เป็นอิสระกัน โดยใน SPSS เรียกเป็น Direct Oblimin และ Promax

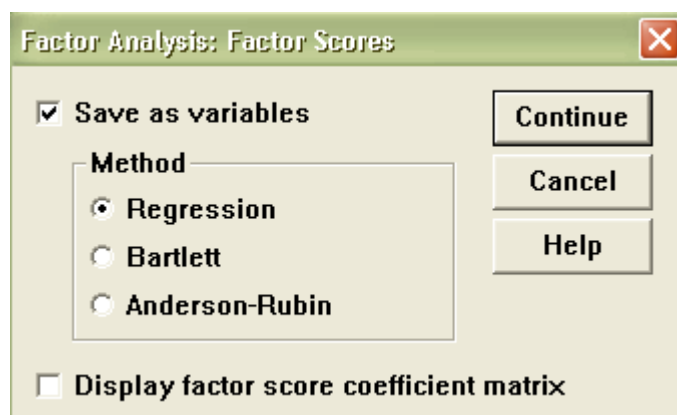
ผู้ใช้จะต้องเลือกทางเลือกใดทางเลือกหนึ่งเพียงทางเลือกเดียว ถ้าเลือก None แสดงว่าไม่ต้องการให้มีการหมุนแกนปัจจัย

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 แต่ ถ้ามี 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...** จะได้หน้าต่างดังรูป



รูปภาพ 7

จากรูปภาพ 7 เป็นการกำหนด Factor Score โดยมี 2 ทางเลือกคือ

- Save as variable

เมื่อเลือกทางเลือกรูปนี้จะเป็นการ save factor score ในรูปของตัวแปรโดยที่ 1 factor ถือเป็น 1 ตัวแปร โดยตารางผลลัพธ์จะแสดงชื่อ และ label ของตัวแปรใหม่ โดยผู้ใช้งานจะต้องเลือกวิธีคำนวณ Factor score โดยมีวิธีการคำนวณ 3 วิธี ซึ่งผู้ใช้งานต้องเลือกเพียงทางเลือกเดียว

- Regression ใช้เทคนิค regression ในการหาค่า Factor score โดยวิธีนี้ให้ค่า

แปรปรวนเท่ากับ (สัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างค่า Factor score ที่ประมาณได้ กับค่า Factor score จริง) ส่วนใหญ่นิยมใช้วิธีนี้

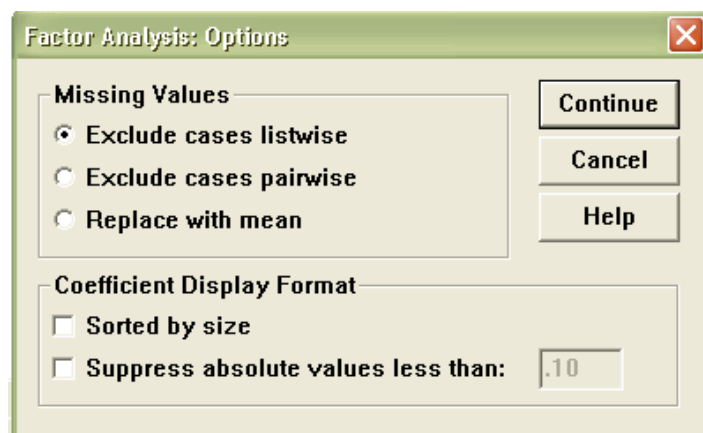
- Bartlett
- Anderson – Rubin

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

เลือกปุ่ม

Options...

จะได้หน้าต่างดังรูป



รูปภาพ 8

จากรูปภาพ 8 จะประกอบด้วย 2 ส่วนดังนี้

ส่วนที่ 1 Missing ผู้ใช้งานต้องเลือกเพียงทางเลือกเดียวจาก

- 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 ผู้ใช้งานสามารถเลือกที่จะแสดงค่าสัมประสิทธิ์

- Sorted by size จะแสดงค่า Factor Loading เรียงตามลำดับ โดยตัวแปรที่มีค่า Factor Loading สูงๆ ในปัจจัยเดียวกันจะอยู่ด้วยกัน
- Suppress absolute value less than จะไม่แสดงค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ หรือ Factor Loading ที่มีค่าน้อยกว่าที่ระบุ โดยค่าที่ระบุจะมีค่า 0 ถึง 1

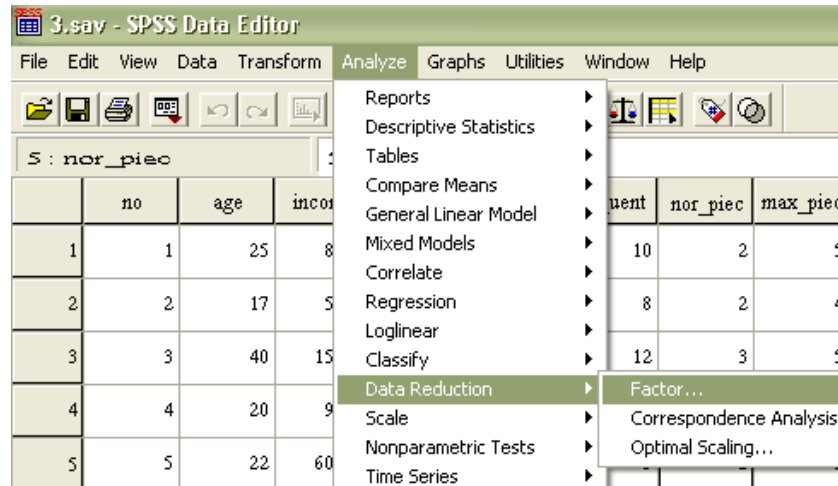
ตัวอย่างการใช้ SPSS for window ในการจำแนกกลุ่มตัวแปรด้วย Factor Analysis

ตัวอย่าง สมมติว่าผู้วิจัยต้องการศึกษาพฤติกรรมของผู้ทานอาหารในร้าน Mr.Donat โดยสนใจที่จะศึกษาตัวแปรต่อไปนี้ว่าสามารถจัดกลุ่มตัวแปรได้อย่างไร

no	AGE	INCOME	EXPENSE	WEIGHT	FREQUENT	NOR_PIEC	MAX_PIEC	NOR_TIME	MAX_TIME	TOTAL_EX
1	25	8500	7000	55	10	2	5	20	45	120
2	17	5000	4500	45	8	2	4	15	30	80
3	40	15000	10000	60	12	3	5	17	50	150
4	20	9000	8000	50	13	2	4	18	28	140
5	22	60000	3000	35	5	2	2	20	40	80
6	21	7500	6000	47	8	3	3	25	30	100
7	13	3000	2500	39	12	2	3	30	50	90
8	19	4500	4000	50	20	2	2	30	30	100
9	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

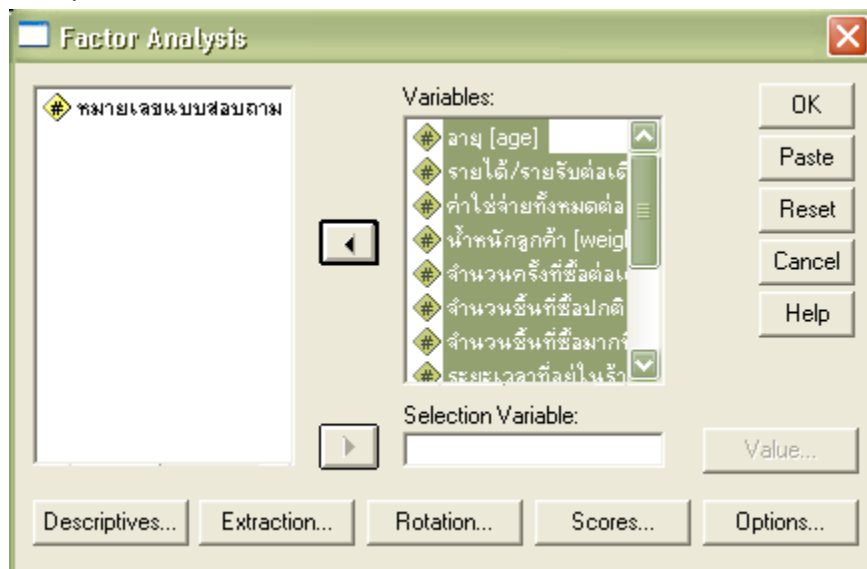
ขั้นตอนในการวิเคราะห์หมีดังนี้

Analyze → Data Reduction → Factor



รูปภาพ 9

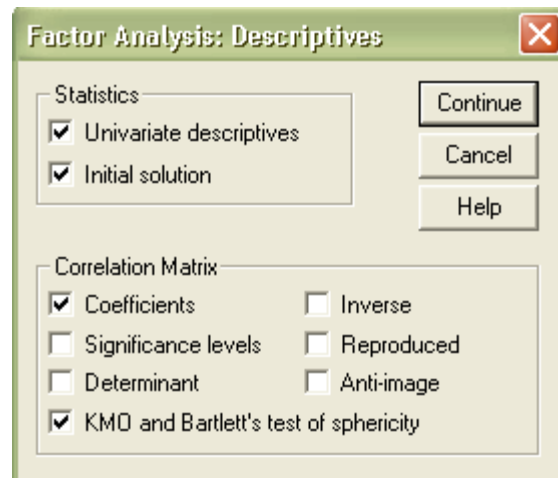
จะปรากฏหน้าต่างดังนี้



รูปภาพ 10

จากภาพที่ 10 เลือกตัวแปรทุกตัวยกเว้น No ใน Box ของ Variable

เลือกปุ่ม **Descriptives...** จะปรากฏหน้าต่างดังรูป



รูปภาพ 11

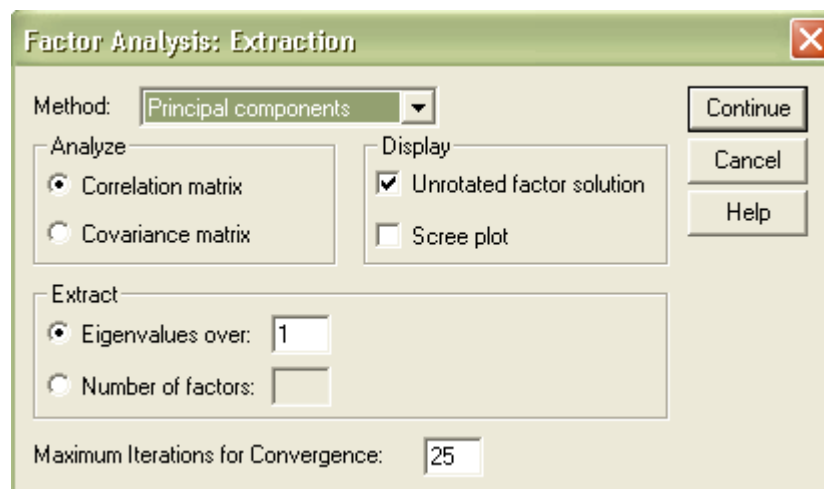
ในส่วนของ Statistics เลือก

- Univariate descriptive
- Initial solution

ในส่วนของ Coreelation เลือก

- Coefficients
- KMO and Bartlett's test of sphericity

เลือกปุ่ม **Extraction...** จะปรากฏหน้าต่างดังรูป



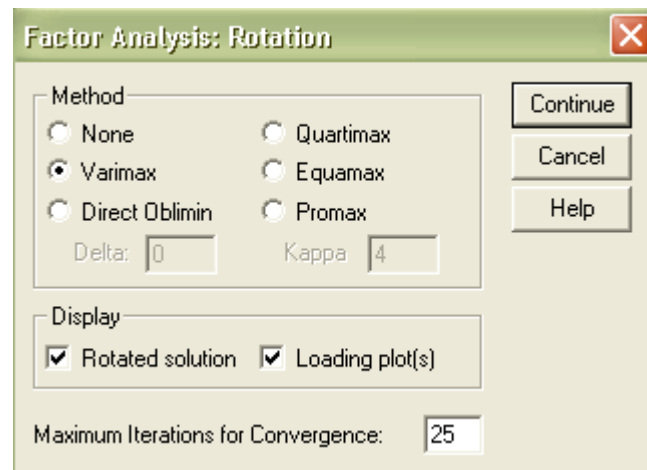
รูปภาพ 12

ในส่วนของ Method เลือกวิธี Principal components

ในส่วนของ Display เลือก

- Unrotated factor solution
- Scree plot

เลือกปุ่ม **Rotation...** จะปรากฏหน้าต่างดังรูป



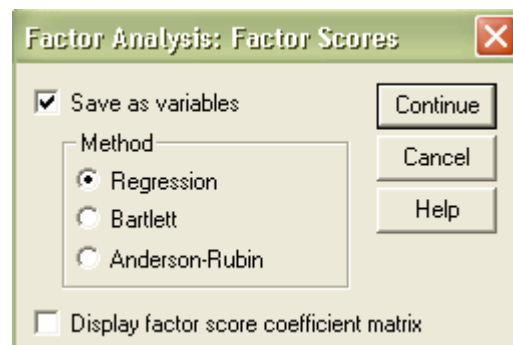
รูปภาพ 13

ในส่วนของ Method เลือก varimax

ในส่วนของ Display เลือก

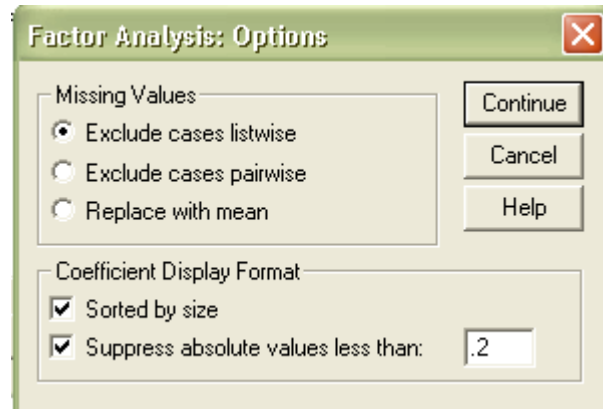
- Rotated solution
- Loading plot (s)

เลือกปุ่ม **Scores...** จะปรากฏหน้าต่างดังรูป



รูปภาพ 14

เลือก Save as Variables
 ในส่วนของ Method เลือก Regression
 เลือกปุ่ม **Options...** จะปรากฏหน้าต่างดังรูป



รูปภาพ 15

ในส่วนของ Missing Values เลือก Exclude cases listwise
 ในส่วนของ Coefficient Display Format เลือก
 Sorted by Size
 Suppress absolute values than และใส่ 0.2 ลงใน Box
 จะปรากฏผลลัพธ์ดังต่อไปนี้

Factor Analysis

ตารางที่ 5

Descriptive Statistics			
	Mean	Std. Deviation	Analysis N
อายุ	22.55	6.947	20
รายได้/รายรับต่อเดือน	10470.00	12159.990	20
ค่าใช้จ่ายทั้งหมดต่อเดือน	5725.00	2314.002	20
น้ำหนักลูกค้า	46.70	10.653	20
จำนวนครั้งที่ซื้อต่อเดือน	9.50	3.561	20
จำนวนชั้นที่ซื้อปกติ	2.35	.587	20
จำนวนชั้นที่ซื้อมากที่สุด	3.60	1.142	20
ระยะเวลาที่อยู่ในร้านโดยเฉลี่ย	18.35	6.037	20
ระยะเวลาที่คอยอยู่ในร้านนานที่สุด	36.90	11.702	20
จำนวนเงินที่ใช้โดยเฉลี่ยต่อครั้ง	115.50	31.368	20

ความหมายของผลลัพธ์จากตารางที่ 5 Descriptive Statistics

จากข้อมูลตัวอย่าง 20 คน แสดงค่าเฉลี่ย และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปรทั้ง 10 ตัว เช่น ตัวแปรอายุ พบว่า อายุเฉลี่ยมีค่าเป็น 22.5 และส่วนเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ 6.947

ตารางที่ 6

	อายุ	รายได้/รายรับ ต่อเดือน	ค่าใช้จ่ายทั้งหมด ต่อเดือน	น้ำหนัก ลูก้า	จำนวนครั้งที่ซื้อ ต่อเดือน	จำนวนชั้นที่ ซื้อปกติ	จำนวนชั้นที่ ซื้อมากที่สุด	ระยะเวลาที่อยู่ใน ร้านโดยเฉลี่ย	ระยะเวลาที่เคออยู่ใน ร้านนานที่สุด	จำนวนเงินที่ใช้โดย เฉลี่ยต่อครั้ง
Correlation อายุ	1.000	.239	.763	.655	.165	.583	.633	-.039	.497	.698
รายได้/รายรับต่อเดือน	.239	1.000	-.010	-.064	-.289	-.006	-.158	.023	.163	-.044
ค่าใช้จ่ายทั้งหมดต่อเดือน	.763	-.010	1.000	.664	.094	.326	.563	-.187	.246	.696
น้ำหนักลูก้า	.655	-.064	.664	1.000	.476	.615	.746	.140	.566	.812
จำนวนครั้งที่ซื้อต่อเดือน	.165	-.289	.094	.476	1.000	.264	.246	.552	.320	.261
จำนวนชั้นที่ซื้อปกติ	.583	-.006	.326	.615	.264	1.000	.612	.231	.664	.662
จำนวนชั้นที่ซื้อมากที่สุด	.633	-.158	.563	.746	.246	.612	1.000	.044	.631	.740
ระยะเวลาที่อยู่ในร้านโดยเฉลี่ย	-.039	.023	-.187	.140	.552	.231	.044	1.000	.269	.106
ระยะเวลาที่เคออยู่ในร้านนานที่สุด	.497	.163	.246	.566	.320	.664	.631	.269	1.000	.521
จำนวนเงินที่ใช้โดยเฉลี่ยต่อครั้ง	.698	-.044	.696	.812	.261	.662	.740	.106	.521	1.000

ความหมายของผลลัพธ์จากตารางที่ 6 Correlation Matrix

ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ในตารางที่ 6 เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของ Pearson (Pearson correlation) จะพบว่าตัวแปร น้ำหนักลูก้า (WEIGHT) และจำนวนเงินที่ใช้โดยเฉลี่ยต่อครั้ง (EX_TOTAL) มีความสัมพันธ์กันมากที่สุด (มากกว่าตัวแปรคู่อื่นๆ) โดยมีค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ .812 ดังนั้นตัวแปร WEIGHT และ EX_TOTAL ควรอยู่ใน factor เดียวกัน

ตารางที่ 7

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.705
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	107.906
	df	45
	Sig.	.000

ความหมายของผลลัพธ์จากตารางที่ 7 KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin ใช้วัดความเหมาะสมของข้อมูล ในการใช้เทคนิค Factor Analysis ในที่นี้ ได้ค่าเป็น .705 ซึ่งมากกว่า .5 และเข้าสู่ 1 จึงพอสรุปได้ว่า ข้อมูลที่มีอยู่เหมาะสมที่จะใช้เทคนิค Factor Analysis

Bartlett's Test of Sphericity ใช้ทดสอบสมมติฐาน

H_0 : ตัวแปรต่างๆ (EX_LATOT..., INCOME, AGE) ไม่มีความสัมพันธ์กัน

H_1 : ตัวแปรต่าง ๆ (EX_LATOT...,INCOME ,AGE) มีความสัมพันธ์กัน
 สถิติทดสอบจะมีการแจกแจงโดยประมาณแบบ $107.906 = \text{Square -Chi}$ ได้ค่า
 000. =Significance ซึ่งน้อยกว่า .05 จึงปฏิเสธ H_0 นั่นคือตัวแปร EX_LATOT...,INCOME ,AGE มี
 ความสัมพันธ์กัน จึงใช้ Factor Analysisวิเคราะห์ต่อไป

ตารางที่ 8

Communalities

	Initial	Extraction
อายุ	1.000	.810
รายได้/รายรับต่อเดือน	1.000	.890
ค่าใช้จ่ายทั้งหมดต่อเดือน	1.000	.779
น้ำหนักลูกค้า	1.000	.833
จำนวนครั้งที่ซื้อต่อเดือน	1.000	.754
จำนวนชั้นที่ซื้อปกติ	1.000	.658
จำนวนชั้นที่ซื้อมากที่สุด	1.000	.755
ระยะเวลาที่อยู่ร้านโดยเฉลี่ย	1.000	.787
ระยะเวลาที่เคยอยู่ในร้านนานที่สุด	1.000	.709
จำนวนเงินที่ใช้โดยเฉลี่ยต่อครั้ง	1.000	.819

Extraction Method: Principal Component Analysis.

ความหมายของผลลัพธ์จากตารางที่ 8 Communalities

จากตาราง 8 จะพบว่าสำหรับแต่ละตัวแปร จะมีค่า initial Communalities และ Extraction Communalities

- **Communalities** เป็นค่าสัดส่วนของค่าความแปรปรวนของตัวแปรที่สามารถอธิบายได้ โดย Common Factor (Factor ทั้งหมด : F_1, F_2, \dots, F_m) หรือคือค่า (Multiple Correlation)² ของตัวแปรกับ Factors
 โดยที่ $0 \leq \text{Communalit y} \leq 1$
 ถ้า Communality = 0 แสดงว่า Common Factor ไม่สามารถอธิบายความผันแปร (ค่าความแปรปรวน) ของตัวแปร แต่ถ้า alityCommun =1 แสดงว่า Common Factor สามารถอธิบายความผันแปรได้ทั้งหมด
- **Communality Initial** จากวิธี Principal Component จะกำหนดให้ Initial Communality ของตัวแปรทุกตัวเป็น 1
- **Extraction Communality** เป็นค่า Communality ของตัวแปรหลังจากที่ได้สกัดปัจจัยแล้วจะพบว่าค่าExtraction Communality ของตัวแปร NOR_PICE (จำนวนชั้นที่ซื้อปกติ)

มีค่าต่ำสุดเท่ากับ .658 แต่ก็ยังไม่ต่ำมาก น่าจะสามารถจัดอยู่ใน Factorใด Factorหนึ่งได้ชัดเจน

ตารางที่ 9

Total Variance Explained

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	4.867	48.669	48.669	4.867	48.669	48.669	4.636	46.358	46.358
2	1.707	17.069	65.738	1.707	17.069	65.738	1.899	18.989	65.348
3	1.221	12.210	77.948	1.221	12.210	77.948	1.260	12.601	77.948
4	.745	7.449	85.398						
5	.422	4.217	89.614						
6	.342	3.417	93.032						
7	.278	2.775	95.807						
8	.196	1.962	97.768						
9	.139	1.392	99.160						
10	.084	.840	100.000						

Extraction Method: Principal Component Analysis.

ความหมายของผลลัพธ์จากตารางที่ 9 nedTotal Variance Explai

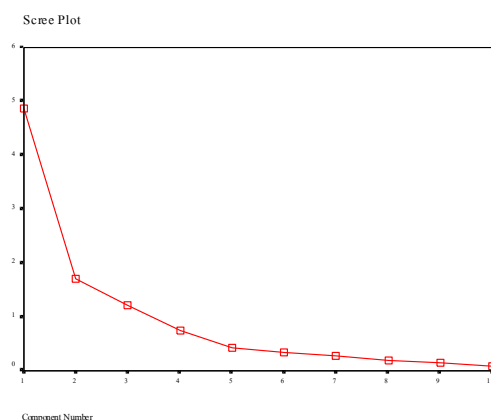
จากตารางที่ 9 แสดงค่าสถิติสำหรับแต่ละ Factor ทั้งก่อนและหลังการสกัดปัจจัย โดยวิธี Principal Component ในการสกัดปัจจัย ซึ่งมีรายละเอียดดังนี้

ผลลัพธ์	ความหมาย
①	Component หมายถึง Factor หรือ ปัจจัย โดยทั่วไปจะสกัดให้มีจำนวนปัจจัย = จำนวนตัวแปร ในตัวอย่างนี้มี 10 ตัวแปร จึงมี 10 ปัจจัย หรือ 10 Component
②	Total Eigenvalues หมายถึง ค่าความผันแปร หรือ ความแปรปรวนทั้งหมดในตัวแปรเดิมที่สามารถอธิบายได้โดย Factor หรือ Eigenvalues คือ ผลบวกค่าของ Factor loading ยกกำลังสอง ของแต่ละตัวแปรใน Factor หนึ่ง ๆ ดังนั้นจะไม่พิจารณา Factor ที่มีค่า Eigenvalue น้อยกว่า 1 จะพบว่ามีเพียง factor หรือ

	Component ที่ 1, 2 และ 3 เท่านั้นที่มีค่า Eigenvalue มากกว่า 1 จึงควรมีเพียง 3 Factor เท่านั้น
ผลลัพธ์	ความหมาย
②	<p>% of Variance หมายถึง เปอร์เซนต์ที่แต่ละ Factor สามารถอธิบายความผันแปรได้ เนื่องจากเดิมมีตัวแปร 10 ตัว และจากตารางที่ 9 จะพบว่าแต่ละตัวมีค่า Commuality เริ่มต้นเป็น 1 เสมอ จึงมีความผันแปรทั้งหมด = 10 เช่น</p> <ul style="list-style-type: none"> - % of Variance ของ Factor ที่ 1 $= (4.867/10) * 100 = 48.669\%$ หมายถึง Factor สามารถอธิบายความผันแปรทั้งหมดได้ 48.669 % - % of Variance ของ Factor ที่ 2 $= (1.707/10) * 100 = 17.069\%$ หมายถึง Factor สามารถอธิบายความผันแปรทั้งหมดได้ 17.069 % - ... - % of Variance ของ Factor ที่ 10 $= (.084/10) * 100 = .84\%$ หมายถึง orFact สามารถอธิบายความผันแปรทั้งหมดได้ .84 % <p style="text-align: center;">Comulative%</p> <p>Comulative% หมายถึง ผลบวกสะสมของ % of Variance Comulative % ของ 3 Factor แรก หมายถึง Factor ที่ 1-3 อธิบายค่าความผันแปรรวมทั้ง 10 ตัวได้ $65.738 + 12.210 = 77.948$</p>
③	<p style="text-align: center;">Loading Extraction Sums of Squared</p> <p>โดยวิธี Principal component ค่า Initial Eigenvalue ใน ② และค่า Extraction Sums of Squared Loading 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 veComulati% ของ Factor ต่างๆ เมื่อทำการหมุนแกนไปยังไปในลักษณะที่ปัจจัยต่างๆ ยังคงตั้งฉากกัน หรือเป็นอิสระกัน ในตัวอย่างนี้เลือกวิธี varimax เป็นวิธีหมุนแกนปัจจัย</p> <p>จะพบว่าค่า Eigenvalue , % of Variance ของ Factor ที่ 1 เมื่อหมุนแกน น้อยกว่าเมื่อยังไม่ได้หมุนแกนใน ② หรือ ③ ในขณะที่ Factor ที่ 2, 3 มีค่ามากกว่าของ Factor ที่ 1</p>

สรุปผลลัพธ์จากตารางที่ 9

1. จะพบว่าควรมี Factor เพียง 3 Factor เนื่องจากเฉพาะ 3 Factor แรกเท่านั้นที่มีค่า Eigenvalue มากกว่า 1
2. Factor ที่สำคัญที่สุดคือ Factor ที่ 1 เนื่องจากอธิบายหรือดึงความแปรปรวนของข้อมูลได้มากที่สุด ในตัวอย่างนี้สามารถอธิบายได้ถึง 48.669 ส่วน Factor ที่ 2 และ 3 จะสำคัญรองลงมา
3. โปรแกรม SPSS จะกำหนดให้หาค่าใน ② และ ③ เฉพาะ Factor ที่มีค่า Eigenvalues เกิน 1 ถ้าตัวแปรทุกตัว (10 ตัว) เป็นอิสระกัน จะมี 10 Factor หรือ 10 Component โดยที่แต่ละตัวมีค่าความแปรปรวน = 1
4. ในทางปฏิบัติเมื่อใช้ข้อมูลที่เกิดขึ้นจริงมักจะพบว่า มีบาง Factor ที่มี Eigenvalues ใกล้เคียง 1 ทำให้ผู้วิเคราะห์ต้องตัดสินใจว่าควรมีกี่ factor



รูปภาพ 16

ความหมายของผลลัพธ์จากรูปที่ 16 Scree plot

Scree Plot เป็นกราฟที่พล็อตค่า Eigenvalues ของแต่ละ Factor โดยเรียงจากมากไปหาน้อยใช้ในการพิจารณาว่าควรมีกี่ Factor โดยพิจารณาจากค่า Eigenvalues ที่ลดลงอย่างรวดเร็วในที่นี้อาจจะพิจารณาว่ามี 3 Factor เนื่องจากค่า Eigenvalues ของ Factor ทั้ง 3 มีค่ามากกว่า 1

ตารางที่ 10

Component Matrix^a

	Component		
	1	2	3
น้ำหนักลูกค้า	.902		
จำนวนเงินที่ใช้โดยเฉลี่ยต่อครั้ง	.894		
จำนวนชั้นที่ซื้อมากที่สุด	.854		
อายุ	.821	-.338	
จำนวนชั้นที่ซื้อปกติ	.779		
ระยะเวลาที่เคยอยู่ในร้านนานที่สุด	.723	.203	.381
ค่าใช้จ่ายทั้งหมดต่อเดือน	.715	-.456	-.244
ระยะเวลาที่อยู่ในร้านโดยเฉลี่ย		.814	.304
จำนวนครั้งที่ซื้อต่อเดือน	.418	.738	
รายได้/รายรับต่อเดือน		-.321	.887

Extraction Method: Principal Component Analysis.

a. 3 components extracted.

ความหมายของผลลัพธ์จากตารางที่ 10 Component Matrix^a

- ค่าในตารางที่ 10 เป็นสัมประสิทธิ์หรือที่เรียกว่า Factor Loading เป็นค่าที่แสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรกับ Factor ทั้ง 3 Factor โดยที่ยังไม่มีการหมุนแกนปัจจัย ในตัวอย่างนี้ในเทคนิค Principal component Analysis ซึ่งทำให้ Factor ตั้งฉากกัน หรือเป็นอิสระกันซึ่งทำให้ค่า Factor Loading เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรกับ Factor
- ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร WEIGHT(น้ำหนักลูกค้า) กับ Factor ที่ 1 มีค่าเป็น .902 ในขณะที่ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ระหว่างตัวแปร WEIGHT กับ Factor ที่ 2 และ 3 จึงค่าน้อยกว่า .2 จึงไม่แสดงค่า จึงสามารถสรุปได้ว่า ตัวแปร WEIGHT สัมพันธ์กับ Factor ที่ 1 มาก จึงควรจัดตัวแปร WEIGHT ให้อยู่ใน Factor ที่ 1

สรุปการจัดตัวแปรว่าควรอยู่ใน Factor ไດ

การพิจารณาว่าตัวแปรใดควรอยู่ใน Factor ไດนั้นพิจารณาจากค่า Factor loading ถ้าค่า Factor loading ของตัวแปรใน Factor ไດมีค่ามาก (เข้าสู่ +1 หรือ -1) และของ Factor อื่น ๆ มีค่า Factor loading ต่ำ (เข้าสู่ศูนย์) จะจัดตัวแปรให้อยู่ใน Factor ที่มีค่า Factor loading สูง แต่ถ้าค่า Factor loading ใน Factor ต่างๆ แตกต่างกันไม่ชัดเจน ทำให้ไม่สามารถจัดตัวแปรได้ ควรทำการหมุนแกนปัจจัย โดยเลือกการหมุนแบบตั้งฉากกัน หรือเป็นอิสระกันได้ผลลัพธ์ดังตาราง

ตารางที่ 11

Rotated Component Matrix^a

	Component		
	1	2	3
จำนวนเงินที่ใช้โดยเฉลี่ยต่อครั้ง	.896		
น้ำหนักลูกก้า	.869	.245	
อายุ	.865		.242
จำนวนชั้นที่ซื้อมากที่สุด	.850		
ค่าใช้จ่ายทั้งหมดต่อเดือน	.826	-.296	
จำนวนชั้นที่ซื้อปกติ	.702	.382	
ระยะเวลาที่เคออยู่ในร้านนานที่สุด	.614	.485	.312
ระยะเวลาที่อยู่ร้านโดยเฉลี่ย		.883	
จำนวนครั้งที่ซื้อต่อเดือน	.229	.743	-.386
รายได้/รายรับต่อเดือน			.941

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

a. Rotation converged in 5 iterations.

ความหมายของผลลัพธ์จากตารางที่ 11 Rotation Component Matrix^a

ค่าในตารางที่ 11 เป็นค่า Factor loading เมื่อมีการหมุนแกนปัจจัยโดยวิธี Varimax จะพบว่าค่า Factor loading เปลี่ยนแปลงไปเมื่อเทียบกับค่า Factor loading เมื่อยังไม่มีการหมุนแกนแล้วทำให้ค่า Factor loading ของบาง Factor มีค่ามากเมื่อเทียบกับของ factor อื่นๆ ในที่นี้ควรจัดให้

Factor ที่ 1 ประกอบด้วยตัวแปร 7 ตัวแปรคือ PIEC_MAX, AGE , WEIGHT , EX_TOTAL TIME_MAX , PIEC_NOR , EXPENCE

Factor ที่ 2 ประกอบด้วยตัวแปร 2 ตัวแปรคือ FREQUET , TIME_NOR

Factor ที่ 3 ประกอบด้วยตัวแปร 1 ตัวแปรคือ INCOME

และจากผลลัพธ์ ④ ในตารางที่ 9 สรุปได้ว่า Factor ทั้ง 3 อธิบายความแปรปรวนของตัวแปร ได้ 77.948 Factor ที่ 1 อธิบายได้ 48.669 Factor ที่ 2 อธิบายได้ 17.069 และ Factor ที่ 3 อธิบายได้ 12.210

ตารางที่ 12

Component Transformation Matrix

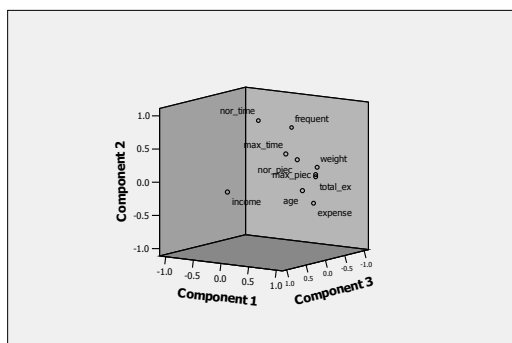
Component	1	2	3
1	.963	.268	.006
2	-.256	.924	-.283
3	-.082	.271	.959

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

ความหมายของผลลัพธ์จากตารางที่ 12 on Matrix Component Transformation จากตารางที่ 12 เป็นค่า Rotation matrix ที่ใช้ในการหมุนแกนปัจจัยเพื่อเปลี่ยนค่า factor loading ในตารางที่ 10 เป็นค่า Factor loading ใหม่ในตารางที่ 11 โดยการหมุนแกนด้วยวิธีแบบ Varimax

Component Plot in Rotated Space



รูปภาพ 17

ความหมายของผลลัพธ์จากรูปที่ 17 Rotate Space Component plot in รูปภาพที่ 17 แสดงค่า Factor loading ของแต่ละ Factor ถ้า Factor สามารถแทนตัวแปรต่างๆ ได้ดี ตัวแปรจะต้องอยู่ที่ปลายแกน (มีค่า Factor loading มาก) ถ้ามีตัวแปรอยู่ใกล้จุด intersection จุด (0,0,0) แสดงว่าตัวแปรนั้นไม่สัมพันธ์กับ Factor ใดเลย
 ในที่นี้ตัวแปรทั้ง 10 ตัวอยู่ที่ปลายแกน จึงจัดตัวแปรให้อยู่ใน Factor ต่างๆ ได้หรือตัวแปรที่อยู่ใน Factor เดียวกันมีความสัมพันธ์กันมาก

การคำนวณหา Factor Score

จากตัวแปร 10 ตัวสามารถจัดให้เหลือเพียง 3 Factor เท่ากับเป็นการลดจำนวนตัวแปรจาก 10 ตัว เหลือ 2 ตัวแปร นั่นคือถือว่า Factor เป็นตัวแปรใหม่ โปรแกรม SPSS จะคำนวณหาค่าตัวแปร หรือ Factor ทั้ง 3 ให้โดยใช้ชื่อว่า fac1_1 , fac2_1 และ fac3_1 โดยที่

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

factor2_1 หมายถึง Factor ที่ 2 ของการวิเคราะห์ครั้งที่ 1

factor3_1 หมายถึง Factor ที่ 3 ของการวิเคราะห์ครั้งที่ 1

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 Standardize แล้วของ case ที่ k

n = จำนวนข้อมูล

m = จำนวน Factor

W_{ik} = ค่าสัมประสิทธิ์ หรือ loading factor ของตัวแปรที่ k ใน Factor ที่ I

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

สำหรับค่า Factor score ของ Factor 1-3 แสดงดังรูป

FAC1_1	FAC2_1	FAC3_1
.55455	.08834	-.24496
-.52337	-.44639	-.54566
1.84455	-.15156	.39492
.27867	-.16299	-.92720
-1.08393	.04516	3.87244
-.23417	.45583	.05064
-1.16903	1.93306	-.12140
-.94592	2.18141	-1.05032
.01479	.81117	.16280
1.58432	.09993	.02060
-.54380	-.96900	-.24120
-.53231	-.39226	-.72738
1.84455	-.15156	.39492

รูปภาพ 18

การนำ Factor score ไปใช้

1. เนื่องจากแต่ละตัว Factor เป็นตัวแปรตัวหนึ่ง จึงสามารถนำ fac1_1 , fac2_1 และ fac3_1 ไปทำการวิเคราะห์ข้อมูลต่อไป เช่น ทดสอบสมมติฐาน

2. ใช้ทำ Factor score ในการเปรียบเทียบประสิทธิภาพ เช่น ถ้าต้องการเปรียบเทียบประสิทธิภาพของพนักงานในบริษัท ซึ่งมี 100 คน ถือว่า พนักงาน 1 คน เป็นหนึ่ง case ตัวแปรหรือข้อมูลของพนักงานแต่ละคน อาจประกอบด้วย อายุ , เพศ , ระดับการศึกษา ผลงาน เช่น ยอดขาย

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 ๆ หรือพนักงานคนใดมีค่า Factor Score เป็นบวกมากที่สุดแสดงว่ามีประสิทธิภาพดีที่สุด

2.5 ให้เรียงลำดับค่า Factor Score ของ Factor ที่ 1 จากค่ามากไปน้อย จะเป็นการเรียงลำดับพนักงานตามประสิทธิภาพ

บรรณานุกรม

- กัลยา วานิชบัญญัติ . 2546 . การวิเคราะห์สถิติขั้นสูงด้วย SPSS for Window . พิมพ์ครั้งที่ 3 . กรุงเทพฯ :
 ธรรมชาติ
- มุกดา อาลีมีนทร์ . การจำแนกกลุ่มตัวแปรด้วยเทคนิค Factor Analysis. วารสารวัดผลปริทัศน์. ปีที่ 4
 ฉบับที่ 4 ตุลาคม 2547
- วิยะดา ตันวัฒนากุล. การวิเคราะห์ความสัมพันธ์สมการถดถอยชนิดต่างๆ และการวิเคราะห์ปัจจัย.
 2548. พิมพ์ครั้งที่ 4 . เชียงใหม่ : คณะวิทยาศาสตร์ มหาวิทยาลัยเชียงใหม่
- สุชาติ ประสิทธิ์รัฐสินธุ์. 2540 . เทคนิคการวิเคราะห์ตัวแปรหลายตัวสำหรับการวิจัยทางสังคมศาสตร์
 และพฤติกรรมศาสตร์. พิมพ์ครั้งที่ 4 . กรุงเทพฯ : เลียงเชียง
- อัสมะ หะยีมอหะมะสอและ. การวิเคราะห์องค์ประกอบ . วารสารวัดผลปริทัศน์. ปีที่ 5 ฉบับที่ 5
 ตุลาคม 2548
- ฉัตรศิริ ปิยะพิมลสิทธิ์. การวิเคราะห์องค์ประกอบ. สืบค้นจาก <http://www.watpon.com> [ออนไลน์]
 8 กันยายน 2549