เทคนิคการแปลผลการวิเคราะห์องค์ประกอบสำหรับงานวิจัย

TECHNIQUES FOR INTERPRETING THE RESULTS OF FACTOR ANALYSIS IN RESEARCH WORK

ธีระดา ภิญโญ
Terada Pinyo
คณะศึกษาศาสตร์ สถาบันการจัดการปัญญาภิวัฒน์
Faculty of Education, Panyapiwat Institute of Management

บทคัดย่อ

การวิเคราะห์องค์ประกอบเป็นเทคนิคการวิเคราะห์ทางสถิติที่ใช้ลดจำนวนตัวแปรหลายๆ ตัวในการศึกษาด้วยการรวมกลุ่มตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กันไว้เข้าด้วยกัน โดยต้องมีความสัมพันธ์กันในระดับมากซึ่งอาจจะอยู่ในทิศทางเดียวกัน (ทิศทางเป็นบวก) หรืออยู่ในทิศทางตรงกันข้าม (ทิศทางเป็นลบ) ก็ได้ ส่วนตัวแปรที่อยู่คนละองค์ประกอบจะไม่มีความสัมพันธ์กันหรือมีความสัมพันธ์กันน้อยมาก โดยมีข้อตกลงเบื้องต้น ได้แก่ จำนวนตัวแปรที่คัดเลือกมาวิเคราะห์องค์ประกอบควรมีจำนวนมากกว่า 30 ตัวแปร และกลุ่มตัวอย่างที่ใช้ควรมากกว่าจำนวนตัวแปรอย่างน้อย 5-10 เท่า การใช้สถิตินี้ทำให้นักวิจัยสามารถอธิบายความหมายของแต่ละองค์ประกอบด้วยตัวแปรที่เกี่ยวข้องได้ง่ายขึ้น รวมทั้งมีความถูกต้องและน่าเชื่อถือมากขึ้น

คำสำคัญ: การวิเคราะห์องค์ประกอบ ความสัมพันธ์ งานวิจัย

Abstract

Factor analysis is a statistical technique applying for reducing the number of variables when there are bunches of variables involved. This can be done by grouping the related variables under the condition that the relationship of those being grouped must be at a high level in either the same (positive) or different (negative) direction. The entire groups must have no or very low level of relationship. The preliminary conditions for this application are that: the number of selected variables should greater than 20; and the sample size must be 5 or 6 six times of the number of variables concerned. Therefore, this technique enables the researcher to interpret the meaning of each variable easier, more accurate and more reliable.

Keywords: Factor analysis, Relationship, Research work

Corresponding Author
E-mail: therada.pi@hotmail.co.th

บทนำ

การวิเคราะห์องค์ประกอบหรือการวิเคราะห์ปัจจัยเป็นวิธีการทางสถิติวิธีหนึ่งที่ใช้วิเคราะห์ตัวแปรหลายตัวแปร (Multivariate Statistical Method) โดยมีการนำไปใช้ประโยชน์ในเกือบทุกวงการ อาทิ สังคมศาสตร์ มานุษยวิทยาและโบราณคดี กระบวนการวิเคราะห์องค์ประกอบถือกำเนิดขึ้นมาในต้นศตวรรษที่ 20 ค้นพบโดย Spearman (1904 cited in Watpon.com, n.d.) แต่ในสมัยนั้นยังเป็นวิธีการที่ยุ่งยาก ซับซ้อน และเสียเวลามากในการวิเคราะห์ ดังนั้นการวิเคราะห์องค์ประกอบจึงยังไม่เป็นที่แพร่หลายในหมู่นักวิจัยสมัยนั้น จนกระทั่งคอมพิวเตอร์ได้ถือกำเนิดขึ้นมาและมีโปรแกรมสำเร็จรูปทางคอมพิวเตอร์ที่จะช่วยเหลือ การวิเคราะห์องค์ประกอบจึงได้แพร่หลายออกไปและเป็นที่นิยมในหมู่นักวิจัยกันอย่างกว้างขวาง

Daniel (1988 cited in Watpon.com, n.d.) ได้อธิบายว่า *"การวิเคราะห์องค์ประกอบถูกออกแบบมาเพื่อใช้ตรวจสอบโครงสร้างของชุดตัวแปรและเพื่อใช้อธิบายความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในรูปของจำนวนที่น้อยที่สุดของตัวแปรแฝงที่สังเกตไม่ได้ ซึ่งตัวแปรแฝงที่สังเกตไม่ได้เหล่านี้จะถูกเรียกว่า องค์ประกอบ"* สอดคล้องกับ Joreskog & Sorbom (1989) ได้อธิบายเพิ่มเติมว่า *"แนวคิดที่สำคัญภายใต้รูปแบบของการวิเคราะห์องค์ประกอบคือ มีตัวแปรบางตัวที่ไม่สามารถสังเกตหรือวัดได้โดยตรง หรืออาจเรียกได้ว่า เป็นตัวแปรแฝงหรือองค์ประกอบตัวแปรที่ไม่สามารถสังเกตหรือวัดได้โดยตรงนั้น สามารถอ้างอิงได้ทางอ้อมจากข้อมูลของตัวแปรที่สังเกตได้ การวิเคราะห์องค์ประกอบเป็นกระบวนการทางสถิติสำหรับเปิดเผยตัวแปรแฝงที่มีอยู่ โดยศึกษาผ่านความแปรปรวนระหว่างชุดของตัวแปรที่สังเกตได้"*

การวิเคราะห์องค์ประกอบหรือการวิเคราะห์ปัจจัยจึงเป็นเทคนิคการวิเคราะห์ทางสถิติที่ใช้สำหรับการลดจำนวนตัวแปรที่ใช้ในการศึกษาในเรื่องที่สนใจซึ่งมีจำนวนตัวแปรหลายๆ ตัวให้เหลือจำนวนตัวแปรน้อยลง โดยวิธีการรวมกลุ่มตัวแปรที่มีความสัมพันธ์กันไว้ในกลุ่มหรือปัจจัยหรือองค์ประกอบเดียวกัน โดยตัวแปรที่อยู่ในองค์ประกอบเดียวกันต้องมีความสัมพันธ์กันมากและความสัมพันธ์นั้นอาจจะอยู่ในทิศทางเดียวกัน (ทิศทางเป็นบวก) หรืออยู่ในทิศทางตรงกันข้าม (ทิศทางเป็นลบ) ก็ได้ ส่วนตัวแปรที่อยู่คนละองค์ประกอบจะไม่มีความสัมพันธ์กันหรือมีความสัมพันธ์กันน้อยมาก โดยองค์ประกอบหนึ่งๆ เป็นตัวแปรแฝง (variable) อันเป็นคุณลักษณะที่สำคัญที่ผู้วิจัยสนใจศึกษา โดยรูปแบบของการวิเคราะห์องค์ประกอบมี 2 รูปแบบ ได้แก่ 1) ***การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจ*** *(Exploratory Factor Analysis: EFA)* เป็นรูปแบบเพื่อใช้ค้นหาองค์ประกอบร่วมหรือปัจจัยร่วมที่จะสามารถอธิบายความสัมพันธ์ร่วมกันระหว่างตัวแปรทั้งหมด โดยที่องค์ประกอบร่วมที่ค้นหาได้มีจำนวนน้อยกว่าจำนวนตัวแปร และ 2) ***การวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงยืนยัน*** *(Confirmatory Factor Analysis: CFA)* เป็นรูปแบบเพื่อใช้ทดสอบสมมติฐานเกี่ยวกับโครงสร้างขององค์ประกอบว่า องค์ประกอบแต่ละตัวประกอบด้วยตัวแปรอะไรบ้าง และตัวแปรแต่ละตัวควรมีน้ำหนักความสัมพันธ์มากน้อยเพียงใด ตรงกับโมเดลหรือทฤษฎีที่ใช้พิสูจน์หรือไม่ ซึ่งในบทความนี้ขอเสนอเฉพาะการวิเคราะห์องค์ประกอบเชิงสำรวจแบบ PCA (Principal Component Analysis)

จากที่กล่าวมาจะเห็นว่า การวิเคราะห์องค์ประกอบใช้สำหรับการวิจัยที่เกี่ยวข้องกับตัวแปรที่สังเกตได้จำนวนมาก สามารถจัดระเบียบและอธิบายกลุ่มตัวแปรได้อย่างเหมาะสมด้วยหลักการความสัมพันธ์ของตัวแปร เน้นการนำตัวแปรที่เหมาะสมไปใช้ในการวิเคราะห์และอธิบายปรากฏการณ์ที่สนใจได้ สร้างแนวคิดและแนวทางการพัฒนาองค์ความรู้ได้อย่างกว้างขวางเป็นปัจจุบัน ช่วยในการวางแผนและการบริหารจัดการต่างๆ ได้อย่างมีประสิทธิภาพ แต่ทั้งนี้ผู้วิจัยควรให้ความสำคัญกับข้อตกลงเบื้องต้นในหลักการวิเคราะห์องค์ประกอบด้วย

ข้อตกลงเบื้องต้นของการใช้สถิติการวิเคราะห์องค์ประกอบสำหรับการวิจัย

ในการทำวิจัยเมื่อต้องการใช้สถิติการวิเคราะห์องค์ประกอบ ผู้วิจัยจำเป็นต้องคำนึงถึงข้อควรระวังในการใช้ (Stevens, 1992, 1996; Tabachnick & Fidell, 2001; Munro, 2001 cited in Singchongchai, 2006) ดังนี้

1. ตัวแปรที่คัดเลือกมาวิเคราะห์องค์ประกอบต้องเป็นตัวแปรที่มีค่าต่อเนื่อง หรือมีค่าในมาตราระดับช่วง (Interval scale) และมาตราอัตราส่วน (Ratio scale) เนื่องจากตัวแปรควรมีความสัมพันธ์กัน ส่วนตัวแปรที่มีระดับการวัดแบบกลุ่ม ผู้วิจัยต้องปรับให้เป็นตัวแปรหุ่น (dummy variable) เสียก่อน

2. ตัวแปรที่คัดเลือกมาวิเคราะห์องค์ประกอบควรมีความสัมพันธ์ระหว่างตัวแปรในระดับสูง (r = 0.30-0.70) โดยรูปแบบความสัมพันธ์ระหว่างองค์ประกอบและตัวแปรอยู่ในรูปเชิงเส้น (linear) เท่านั้น

3. จำนวนตัวแปรที่คัดเลือกมาวิเคราะห์องค์ประกอบควรมีจำนวนมากกว่า 30 ตัวแปร

4. กลุ่มตัวอย่างควรมีขนาดใหญ่และควรมีมากกว่าจำนวนตัวแปร ซึ่งมักมีคำถามว่า ควรมากกว่ากี่เท่า มีบางแนวคิดที่เสนอแนะให้ใช้จำนวนข้อมูลมากกว่าจำนวนตัวแปรอย่างน้อย 5-10 เท่า หรืออย่างน้อยที่สุดสัดส่วนจำนวนตัวอย่าง 3 ราย ต่อ 1 ตัวแปร

5. กรณีที่ใช้เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหลัก (Principle Component Analysis) ตัวแปรแต่ละตัวหรือข้อมูลไม่จำเป็นต้องมีการแจกแจงแบบปกติ แต่ถ้าตัวแปรบางตัวมีการแจกแจงเบ้ค่อนข้างมาก และมีค่าต่ำสุด และค่าสูงสุดผิดปกติ (Outlier) ผลลัพธ์ที่ได้อาจจะไม่ถูกต้อง

ขั้นตอนของการวิเคราะห์องค์ประกอบ

การวิเคราะห์องค์ประกอบด้วยขั้นตอนหลัก 4 ขั้นตอน ดังนี้

1. การสร้างเมตริกซ์สหสัมพันธ์ (Covariance Matrix or Correlation Matrix) ของตัวแปรทุกคู่ โดยใช้ค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ (Pearson Correlation Coefficient) ในการจัดกลุ่มตัวแปรด้วยหลักเกณฑ์ 1) ถ้าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรคู่ใดมีค่าใกล้เคียง +1 หรือ -1 แสดงว่า ตัวแปรคู่นั้นมีความสัมพันธ์กันมาก จึงควรอยู่ใน**องค์ประกอบ (Factor) เดียวกัน** 2) ถ้าค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรคู่ใดมีค่าใกล้ 0 แสดงว่าตัวแปรคู่นั้นไม่มีความสัมพันธ์กันหรือมีความสัมพันธ์กันน้อยมากจึงควรอยู่**คนละองค์ประกอบ (Factor)** และ 3) ถ้าตัวแปรที่ไม่มีความสัมพันธ์กับตัวแปรอื่นหรือมีความสัมพันธ์กับตัวแปรอื่นที่เหลืออยู่น้อยมาก ควรอยู่**คนละองค์ประกอบ (Factor)** หรือ**ควรตัดตัวแปรเหล่านั้นออกจากการวิเคราะห์ต่อไป**

2. การสกัดองค์ประกอบ (Factor Extraction) มีวัตถุประสงค์เพื่อหาจำนวนองค์ประกอบที่สามารถใช้แทนตัวแปรทั้งหมดทุกตัวได้ วิธีการสกัดมีหลายวิธีโดยแต่ละวิธีให้ผลลัพธ์แตกต่างกัน ได้แก่ 1) วิธีองค์ประกอบหลัก (Principal Component Analysis: PCA) เป็นเทคนิคที่อาศัยหลักความสัมพันธ์เชิงเส้นระหว่างตัวแปรที่ใช้เป็นข้อมูลองค์ประกอบหลัก ด้วยการสร้างการรวมกันของตัวแปรเชิงเส้น (Linear Combination) โดย *องค์ประกอบที่ 1* จะเป็น Linear Combination แรก และอธิบายความผันแปรได้มากที่สุดหรือมีความแปรปรวนสูงสุด *องค์ประกอบที่ 2* จะเป็น Linear Combination ของตัวแปร และอธิบายความผันแปรได้อันดับที่สอง โดยองค์ประกอบที่ 2 จะต้องตั้งฉาก (orthogonal) กับองค์ประกอบที่ 1 หรือกล่าวว่า องค์ประกอบทั้งสองไม่มีความสัมพันธ์กัน และ 2) วิธีองค์ประกอบร่วม (Common Factor Analysis: CFA) เป็นการสกัดปัจจัยโดยใช้ปัจจัยร่วมเป็นวิธีที่ใช้การประมาณค่าความร่วมกันเป็นฐานโดยการวิเคราะห์หาสัมประสิทธิ์ความสัมพันธ์พหุกำลังสอง (Squared Multiple Correlation Coefficient) ของตัวแปรนั้นกับตัวแปรทุกตัวมาใช้ประมาณค่าความร่วมกันและทำการสกัดปัจจัย จากนั้นประมาณค่าความร่วมกันครั้งที่ 2 ไปแทนค่าความร่วมกันครั้งที่ 1 ทำการวิเคราะห์เช่นนี้ไปเรื่อยๆ จนกระทั่งค่าความร่วมกันที่วิเคราะห์ได้ในครั้งหลังสุดกับค่าความร่วมกันที่วิเคราะห์ได้ก่อนครั้ง

หลังสุด มีค่าแตกต่างกันน้อยมากหรือเกือบไม่แตกต่างกัน

ในทางปฏิบัติ ผลลัพธ์ที่ได้จากการวิเคราะห์องค์ประกอบจะช่วยในการตัดสินใจเกี่ยวกับจำนวนขององค์ประกอบ โดยพิจารณาจากค่า *"Eigenvalue > 1"* ดังตัวอย่างผลลัพธ์จากการสกัดองค์ประกอบ

Factor	Eigenvalue	% of variance	Cumulative % of variance
1	2.5439	52.8	52.8
2	1.2654	19.3	72.1
3	1.0025	10.2	82.3
4	.5463	9.8	92.1
5	.2391	7.9	100.0

จากตัวอย่างข้างต้นองค์ประกอบที่มีค่า Eigenvalue > 1 มี 3 องค์ประกอบคือ องค์ประกอบที่ 1, 2 และ 3 โดยเปอร์เซ็นต์ของความแปรปรวนสะสมของทั้ง 3 องค์ประกอบเท่ากับ 82.3% หมายความว่าทั้ง 3 องค์ประกอบนี้สามารถอธิบายความแปรปรวนร่วมของกลุ่มตัวอย่างได้ 82.3%

3. การหมุนแกนองค์ประกอบ (Factor Rotation) เนื่องจากก่อนการหมุนแกนตัวแปรแต่ละตัวมีค่า Factor loading สูงทำให้สามารถเป็นสมาชิกขององค์ประกอบได้มากกว่า 1 องค์ประกอบ การหมุนแกนจึงเป็นขั้นตอนที่จะดำเนินการแยกตัวแปรให้เห็นเด่นชัดว่าตัวแปรหนึ่งๆ ควรจะจัดอยู่ในกลุ่มหรือในองค์ประกอบใด เนื่องจากในการสกัดองค์ประกอบหรือปัจจัยจะได้องค์ประกอบหลายองค์ประกอบ ซึ่งแต่ละองค์ประกอบจะเกิดการรวมของตัวแปรแบบเชิงเส้นตรง แต่ปัญหาที่เกิดขึ้นคือ ตัวแปรหนึ่งๆ อาจจะเป็นสมาชิกในหลายองค์ประกอบซึ่งยากต่อการให้ความหมายขององค์ประกอบและการกำหนดชื่อองค์ประกอบหรือปัจจัยหรืออาจได้ความหมายของแต่ละปัจจัยไม่ชัดเจน ***การหมุนแกนจะเป็นวิธีการที่จะทำให้สมาชิกของแต่ละตัวแปรในองค์ประกอบหรือปัจจัยหนึ่งๆ ชัดเจนขึ้น*** วิธีการหมุนแกนปัจจัยสามารถแบ่งออกได้เป็น 2 วิธีใหญ่ๆ คือ 1) *การหมุนแกนแบบมุมฉาก (Orthogonal)* เป็นวิธีการหมุนแกนแบบที่ให้แกนของปัจจัยหมุนจากตำแหน่งเดิมในลักษณะตั้งฉากกันตลอดเวลาที่มีการหมุนแกน เรียกว่า เป็นการหมุนแกนแบบที่ปัจจัยแต่ละปัจจัยไม่มีความสัมพันธ์กันเลย และ 2) *การหมุนแกนแบบมุมแหลม (Oblique Rotation)* เป็นวิธีการหมุนแกนแบบสามารถที่จะระบุระดับความสัมพันธ์ระหว่างปัจจัยโดยการกำหนดจำนวนองศาของมุมแหลมตั้งแต่ 0 ถึง 90 องศา (ถ้ากำหนดเป็น 0 องศา แสดงว่าให้ปัจจัยมีความสัมพันธ์กันสูงสุด และถ้ากำหนดเป็น 90 องศา แสดงว่าให้ปัจจัยไม่มีความสัมพันธ์กันเลยและจะกลายเป็นการหมุนแกนแบบมุมฉาก)

4. การแปลผลการวิเคราะห์องค์ประกอบ ในขั้นตอนสุดท้ายเป็นการให้ความหมายแต่ละองค์ประกอบด้วยการกำหนดชื่อ โดยพิจารณาว่า ในปัจจัยนั้นๆ ประกอบด้วยตัวแปรอะไรบ้างที่เป็นสมาชิกอยู่กล่าวคือ อาจตั้งชื่อตามความคล้ายคลึงกันของทุกตัวแปรที่อยู่ในองค์ประกอบหรือตามโครงสร้างของทฤษฎีที่ได้ศึกษามาหรืออาจตั้งชื่อใหม่สอดคล้องกับแนวคิดของตนเอง

ตัวอย่างการวิเคราะห์องค์ประกอบของงานวิจัย

ผู้วิจัยต้องการค้นหาองค์ประกอบความต้องการของผู้ประกอบการที่พึงประสงค์ของวิทยาศาสตรบัณฑิต จำนวน 12 ตัวแปร (ผู้วิจัยขอใช้ตัวแปรจำนวนนี้เพื่อใช้เป็นตัวอย่างและง่ายในการอธิบาย) โดยสอบถามผู้ประกอบการในพื้นที่กรุงเทพมหานคร จำนวน 120 คน

A1 ความขยันอดทนในการปฏิบัติงาน
A2 ความเสียสละต่อหน้าที่การงาน
A3 การใช้เหตุผลในการปฏิบัติงาน
A4 ความเป็นผู้นำในการปฏิบัติงาน
A5 ความซื่อสัตย์
A6 จรรยาบรรณในวิชาชีพ
A7 กิริยามารยาทสุภาพเรียบร้อย
A8 ความอ่อนน้อมต่อผู้บังคับบัญชา/เพื่อนร่วมงาน
A9 ความตรงต่อเวลา
A10 การปฏิบัติตามระเบียบองค์การ
A11 ความรู้ความสามารถในการนำความรู้ที่เรียนมาใช้
A12 การเรียนรู้สิ่งใหม่

แบบที่ 1 การค้นหาจำนวนองค์ประกอบหรือปัจจัยที่ไม่จำกัดจำนวนผลลัพธ์ สรุปได้ดังนี้

1) จากข้อมูลจำนวน 120 ตัวอย่าง แสดงค่าเฉลี่ยและค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานของตัวแปรทั้งหมด 12 ตัวแปร เช่น A5 มีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4.5583 และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ .6711 หมายความว่า ความซื่อสัตย์ของวิทยาศาสตรบัณฑิตเป็นตัวแปรที่ผู้ประกอบการพึงประสงค์มากกว่าตัวแปรอื่นๆ โดยมีค่าเฉลี่ยเท่ากับ 4.5583 และค่าเบี่ยงเบนมาตรฐานเท่ากับ .6711

Descriptive Statistics

	Mean	Std. Deviation	Analysis N
A1	4.3250	.6103	120
A2	4.1583	.6351	120
A3	4.3417	.7159	120
A4	4.2667	.7530	120
A5	4.5583	.6711	120
A6	4.5167	.6480	120
A7	4.1583	.7559	120
A8	4.2251	.7499	120
A9	4.5000	.6610	120
A10	4.3917	.6896	120
A11	4.0667	.7964	120
A12	4.1250	.7622	120

2) แสดงค่า KMO และการทดสอบ Bartlett

KMO and Bartlett's Test

Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.839
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	557.693
	df	66
	Sig.	.000

จากตารางพบว่า ค่า KMO (Kaiser–Meyer–Olkin) เป็นค่าวัดความเหมาะสม (adequacy) ของข้อมูลในการวิเคราะห์องค์ประกอบมีค่าเท่ากับ 0.839 ซึ่งมีค่ามากกว่า 0.5 และเข้าใกล้ 1 (Kerlinger, 1986) สรุปได้ว่า *ข้อมูลชุดนี้มีความเหมาะสมในการใช้เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหรือปัจจัย*

สำหรับการทดสอบ Bartlett (Bartlett's Test of Sphericity) ได้ตั้งสมมติฐาน ดังนี้

H_0 : ตัวแปร 12 ตัวแปร (A_1, A_2,...A_{12}) ไม่มีความสัมพันธ์กัน

H_1 : ตัวแปร 12 ตัวแปร (A_1, A_2,...A_{12}) มีความสัมพันธ์กัน

จากตารางได้ค่าสถิติทดสอบ (Chi-Square) เท่ากับ 557.693 และค่า p-value เท่ากับ .000 แสดงว่าตัวแปร 12 ตัวแปรมีความสัมพันธ์กันจึงมีความเหมาะสมในการใช้เทคนิคการวิเคราะห์องค์ประกอบหรือปัจจัยต่อไป

3) ตารางแสดงค่า Communalities

ค่า Communalities เป็นค่าสัดส่วนของค่าความแปรปรวนที่สามารถอธิบายได้โดย common factor (Factor ทั้งหมด: F_1, F_2,...F_{12}) หรือคือค่า สหสัมพันธ์พหุคูณ (Multiple Correlation) ของตัวแปรกับองค์ประกอบหรือ factor

Communalities

	Initial	Extraction
A1	1.000	.775
A2	1.000	.747
A3	1.000	.579
A4	1.000	.570
A5	1.000	.676
A6	1.000	.726
A7	1.000	.421
A8	1.000	.554
A9	1.000	.637
A10	1.000	.512
A11	1.000	.718
A12	1.000	.559

Extraction Method: Principal Component Analysis.

จากตารางค่า Initial Communalities ของวิธี Principal Component จะกำหนดค่าของตัวแปรทุกตัวเท่ากับ 1 ส่วนค่า Extraction Communalities ของตัวแปรหลังจากได้สกัดปัจจัยแล้วพบว่า ตัวแปร A1 มีค่า communalities สูงที่สุดเท่ากับ .775 และตัวแปร A7 มีค่า communalities ต่ำที่สุดเท่ากับ .421 แสดงว่า ***ตัวแปรสามารถจัดอยู่ในองค์ประกอบใดองค์ประกอบหนึ่งได้อย่างชัดเจน*** โดยองค์ประกอบร่วมนี้สามารถอธิบายความแปรปรวนของตัวแปรได้ร้อยละ 42.1-77.5

4) ตาราง Total Variances Explained

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	5.008	41.732	41.732	5.008	41.732	41.732	2.777	23.139	23.139
2	1.440	12.003	53.735	1.440	12.003	53.735	2.512	20.932	44.070
3	1.027	8.556	62.291	1.027	8.556	62.291	2.186	18.220	62.291
4	.919	7.662	69.953						
5	.719	5.993	75.945						
6	.598	4.982	80.927						
7	.526	4.384	85.311						
8	.438	3.652	88.963						
9	.404	3.368	92.331						
10	.354	2.949	95.280						
11	.327	2.721	98.001						
12	.240	1.999	100.000						

Extraction Method: Principal Component Analysis.

จากตารางอธิบายได้ว่า

4.1) Component หมายถึง องค์ประกอบหรือปัจจัยซึ่งโดยทั่วไปจะสกัดให้มีจำนวนปัจจัย = จำนวนตัวแปร ในตัวอย่างนี้มี 12 ตัวแปร จึงมี 12 ปัจจัย หรือ 12 Component นั่นเอง

4.2) Initial eigenvalues

- Total ในที่นี้พิจารณาเฉพาะองค์ประกอบที่มีค่า eigenvalues มากกว่า 1 ซึ่งพบว่า มีเพียง 3 องค์ประกอบคือ Component ที่ 1, 2 และ 3

- % of Variance หมายถึง เปอร์เซ็นต์ที่แต่ละองค์ประกอบสามารถอธิบายความผันแปรได้เดิมมีตัวแปรทั้งหมด 12 ตัวแปร ตัวแปรแต่ละตัวมีค่า Communality เริ่มต้นเป็น 1 ทุกตัว จึงมีความผันแปรทั้งหมดเท่ากับ 12 จึงคำนวณได้จากเปอร์เซ็นต์สัดส่วน

ของค่า eigenvalues กับความผันแปรทั้งหมด (12) เช่น % of Variance ขององค์ประกอบที่ 1 $= \frac{5.008 \times 100}{12}$ = 41.732% หมายความว่า องค์ประกอบที่ 1 สามารถอธิบายความผันแปรทั้งหมดได้ 41.732% % of Variance ขององค์ประกอบที่ 2 $= \frac{1.440 \times 100}{12}$ = 12.000% หมายความว่า องค์ประกอบที่ 2 สามารถอธิบายความผันแปรทั้งหมดได้ 12.000% % of Variance ขององค์ประกอบที่ 3 $= \frac{1.027 \times 100}{12}$ = 8.556% หมายความว่า องค์ประกอบที่ 3 สามารถอธิบายความผันแปรทั้งหมดได้ 8.556%

- Cumulative % หมายถึง ผลรวมสะสมของ % of Variance เช่น % Cumulative ของ 2 องค์ประกอบ = 41.732 + 12.003 = 53.735 และ % Cumulative ของ 3 องค์ประกอบ = 41.732 + 12.005 + 8.556 = 62.291

4.3) Extraction Sums of Squared Loadings เมื่อสกัดองค์ประกอบ โดยวิธี Principal Component แล้วจะแสดงเฉพาะองค์ประกอบที่มีค่า eigenvalues มากกว่า 1

4.4) Rotation Sums of Squared Loadings แสดงค่า Eigenvalue, % of Variance และ Cumulative % ขององค์ประกอบต่างๆ เมื่อทำการหมุนแกนปัจจัยไปในลักษณะที่ปัจจัยต่างๆ ยังคงตั้งฉากกัน หรือเป็นอิสระกัน ในตัวอย่างนี้เลือกวิธี Varimax ที่นิยมที่สุด เป็นวิธีหมุนแกนปัจจัยโดยเป็นวิธีที่ทำให้ผลรวมความแปรปรวนของน้ำหนักองค์ประกอบระหว่างองค์ประกอบมีค่าสูงสุด ทำให้แต่ละองค์ประกอบแยกจากกันอย่างชัดเจน โดยพยายามให้ตัวแปรมีค่าน้ำหนักองค์ประกอบสูงที่สุดหรือต่ำที่สุดในแต่ละองค์ประกอบ ซึ่งพบว่า ค่า Eigenvalue, % of Variance ขององค์ประกอบที่ 1 เมื่อหมุนแกนน้อยกว่าเมื่อยังไม่ได้หมุนแกน หรือขณะที่องค์ประกอบที่ 2 มีค่ามากกว่าองค์ประกอบที่ 1 แต่ Cumulative ของทั้ง 2 องค์ประกอบยังคงเท่าเดิม

5) Component Matrix

Component Matrix[a]

	Component		
	1	2	3
A8	.721		
A3	.717		.241
A9	.715	-.291	-.205
A6	.682		-.500
A2	.669	-.386	.388
A5	.648	-.419	-.283
A12	.619	.420	
A10	.611		-.369
A11	.609	.570	
A4	.603	.363	.272
A1	.571	-.494	.452
A7	.559	.328	

Undefined error #11401 - Cannot open text file "C:\PROGRA~1\SPSS\en\windows\spss.err": No such file

a. 3 components extracted.

จากตาราง Component Matrix แสดงค่าสัมประสิทธิ์ หรือที่เรียกกันว่า ***Factor loading*** เป็นค่าที่แสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรกับองค์ประกอบหรือ Factor ทั้ง 3 Factor โดยที่ยัง*ไม่มีการหมุนแกนปัจจัย* ซึ่งในตัวอย่างนี้ใช้เทคนิค Principal Component Analysis ซึ่งทำให้ Factor ตั้งฉากกัน หรือเป็นอิสระกัน ซึ่งทำให้***ค่า Factor loading เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรกับองค์ประกอบ*** เช่น

ค่า Factor loading ของตัวแปร A2 กับองค์ประกอบที่ 1, 2 และ 3 เท่ากับ .669, .386 และ .388 ตามลำดับ

ค่า Factor loading ของตัวแปร A5 กับองค์ประกอบที่ 1, 2 และ 3 เท่ากับ .648, .419 และ .283 ตามลำดับ

ค่า Factor loading ของตัวแปร A8 กับองค์ประกอบที่ 1 เท่ากับ .721 (องค์ประกอบ 2 และ 3 มีค่าต่ำกว่า 0.2 จึงไม่ปรากฏค่าในตาราง)

การพิจารณาว่าตัวแปรใดควรอยู่ในองค์ประกอบหรือ Factor ใด

ให้พิจารณาจากค่า Factor loading ถ้าค่า Factor loading ของตัวแปรใน Factor ใดมีค่ามาก (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 หรือเป็นอิสระกันได้ โดยค่า Factor loading ควรมีค่าไม่ต่ำกว่า 0.3 (Burns & Grove, 1993; Stevens, 1996) ซึ่งแสดงผลลัพธ์ในตาราง Rotation Component Matrix

6) ตาราง Rotation Component Matrix

Rotated Component Matrix [a]

	Component		
	1	2	3
A11	.839		
A4	.705		.264
A12	.700	.255	
A7	.600	.221	
A8	.546	.459	.214
A6	.233	.814	
A5		.721	.394
A9		.667	.402
A10	.335	.631	
A1			.865
A2	.201	.224	.810
A3	.429	.278	.564

Undefined error #11401 - Cannot open text file
"C:\PROGRA~1\SPSS\en\windows\spss.err": No such file
Undefined error #11408 - Cannot open text file
"C:\PROGRA~1\SPSS\en\windows\spss.err": No such file

[a] Rotation converged in 6 iterations.

จากตาราง Rotation Component Matrix แสดงค่า Factor loading เมื่อมีการหมุนแกนปัจจัยโดยวิธี Varimax ซึ่งพบว่า ค่า Factor loading เปลี่ยนแปลงไปเมื่อเทียบกับค่า Factor loading เมื่อยังไม่มีการหมุนแกนแล้วทำให้ค่า Factor loading ของบาง Factor มีค่ามากเมื่อเทียบกับของ Factor อื่นๆ

สรุป องค์ประกอบความต้องการของผู้ประกอบการที่พึงประสงค์ของวิทยาศาสตรบัณฑิต ***มี 3 องค์ประกอบหรือ 3 ปัจจัย*** โดยแต่ละองค์ประกอบ ประกอบด้วยตัวแปรต่างๆ ไม่เท่ากัน ดังนี้ **องค์ประกอบที่ 1** ประกอบด้วย 5 ตัวแปร ได้แก่ A11, A4, A12, A7 และ A8 **องค์ประกอบที่ 2** ประกอบด้วย 4 ตัวแปร ได้แก่ A6, A5, A9 และ A10 **องค์ประกอบที่ 3** ประกอบด้วย 3 ตัวแปร ได้แก่ A1, A2 และ A3 โดยองค์ประกอบทั้ง 3 อธิบายความแปรปรวนของตัวแปรทั้งหมดได้ 23.139%, 20.932% และ 18.220% ตามลำดับ

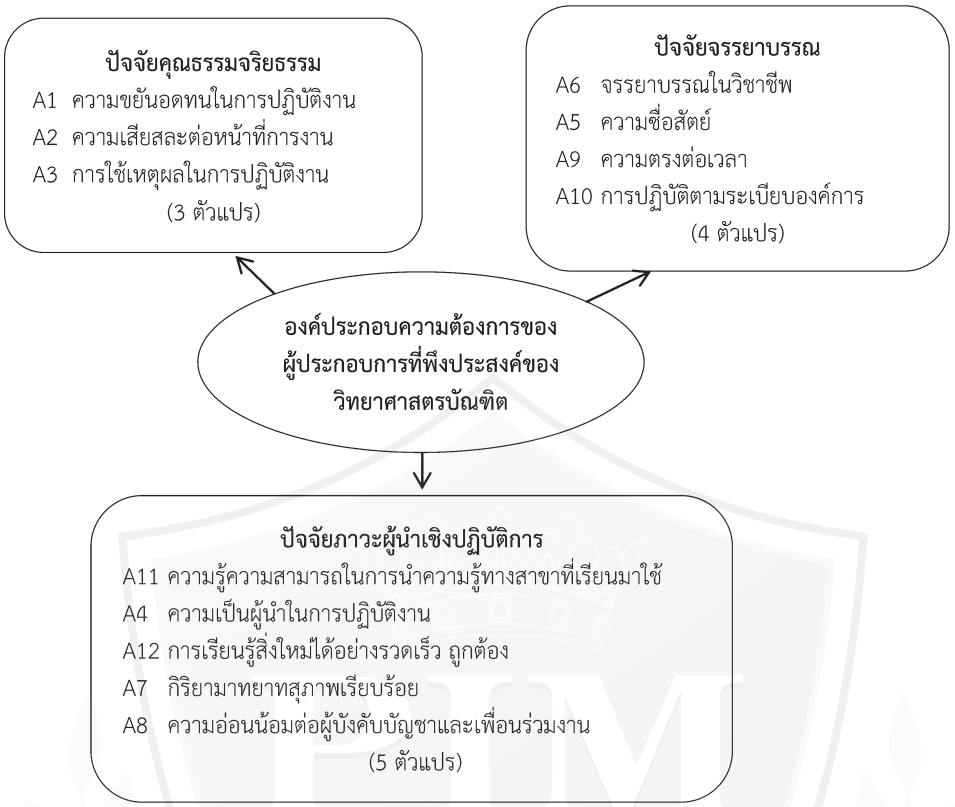
7) ตาราง Component Transformation Matrix แสดงค่า Rotation matrix ที่ใช้ในการหมุนแกนปัจจัยเพื่อเปลี่ยนค่า loading factor ในตารางข้อ 5 เป็นค่า Factor loading ใหม่ในตารางข้อ 7 โดยการหมุนแกนใช้วิธี Varimax

Component Transformation Matrix

Component	1	2	3
1	.616	.604	.506
2	.759	-.283	-.586
3	.211	-.745	.633

Undefined error #11401 - Cannot open text file
"C:\PROGRA~1\SPSS\en\windows\spss.err": No such file

ผลการวิเคราะห์ข้อมูล ***มี 3 องค์ประกอบหรือ 3 ปัจจัย*** แต่ละองค์ประกอบ ประกอบด้วยตัวแปรต่างๆ ดังแสดงในภาพที่ 1



ภาพที่ 1 องค์ประกอบความต้องการของผู้ประกอบการที่พึงประสงค์ของวิทยาศาสตรบัณฑิตจำนวน 12 ตัวแปร

แบบที่ 2 การค้นหาจำนวนองค์ประกอบหรือปัจจัยที่กำหนดขนาดขององค์ประกอบ (*2 องค์ประกอบ)*

ผลลัพธ์ที่แตกต่าง สรุปได้ดังนี้

1) ตารางแสดงค่า Communalities

Communalities

	Initial	Extraction
A1	1.000	.570
A2	1.000	.596
A3	1.000	.521
A4	1.000	.496
A5	1.000	.596
A6	1.000	.477
A7	1.000	.420
A8	1.000	.546
A9	1.000	.595
A10	1.000	.376
A11	1.000	.696
A12	1.000	.559

Extraction Method: Principal Component Analysis.

จากตารางค่า Initial Communalities ของวิธี Principal Component จะกำหนดค่าของตัวแปรทุกตัวเท่ากับ 1 ส่วนค่า Extraction Communalities ของตัวแปรหลังจากได้สกัดปัจจัยแล้วพบว่า ตัวแปร A10 มีค่า communalities ต่ำที่สุดเท่ากับ .376 แสดงว่า ***ตัวแปรทั้ง 12 ตัวน่าจะสามารถจัดอยู่ในองค์ประกอบใดองค์ประกอบหนึ่งได้อย่างชัดเจน***

2) ตาราง Total Variances Explained อธิบายได้ว่า

2.1) Initial eigenvalues

- Total ในที่นี้พิจารณาเฉพาะองค์ประกอบที่มีค่า eigenvalues มากกว่า 1 ซึ่งพบว่า มี 2 องค์ประกอบ คือ Component ที่ 1 และ 2 ตามจำนวนที่กำหนด

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	5.008	41.732	41.732	5.008	41.732	41.732	3.327	27.729	27.729
2	1.440	12.003	53.735	1.440	12.003	53.735	3.121	26.006	53.735
3	1.027	8.556	62.291						
4	.919	7.662	69.953						
5	.719	5.993	75.945						
6	.598	4.982	80.927						
7	.526	4.384	85.311						
8	.438	3.652	88.963						
9	.404	3.368	92.331						
10	.354	2.949	95.280						
11	.327	2.721	98.001						
12	.240	1.999	100.000						

Extraction Method: Principal Component Analysis.

- % of Variance หมายถึง เปอร์เซ็นต์ที่แต่ละองค์ประกอบสามารถอธิบายความผันแปรได้ คำนวณได้จากเปอร์เซ็นต์สัดส่วนของค่า eigenvalues กับความผันแปรทั้งหมด (12) เช่น % of Variance ขององค์ประกอบที่ 1 = $\frac{5.008 \times 100}{12}$ = 41.732% หมายความว่า องค์ประกอบที่ 1 สามารถอธิบายความผันแปรทั้งหมดได้ 41.732% % of Variance ขององค์ประกอบที่ 2 = $\frac{1.440 \times 100}{12}$ = 12.000% หมายความว่า องค์ประกอบที่ 2 สามารถอธิบายความผันแปรทั้งหมดได้ 12.000%

- Cumulative % หมายถึง ผลรวมสะสมของ % of Variance เช่น % Cumulative ของ 2 องค์ประกอบ = 41.732 + 12.003 = 53.735

3) ค่า Component Matrix

Component Matrix [a]

	Component	
	1	2
A8	.721	
A3	.717	
A9	.715	-.291
A6	.682	
A2	.669	-.386
A5	.648	-.419
A12	.619	.420
A10	.611	
A11	.609	.570
A4	.603	.363
A1	.571	-.494
A7	.559	.328

Undefined error #11401 - Cannot open text file "C:\PROGRA~1\SPSS\en\windows\spss.err": No such file

[a]. 2 components extracted.

จากตาราง Component Matrix แสดงค่าสัมประสิทธิ์ หรือที่เรียกกันว่า ***Factor loading*** เป็นค่าที่แสดงความสัมพันธ์ของตัวแปรกับองค์ประกอบหรือ Factor ทั้ง 2 Factor โดยที่ยัง*ไม่มีการหมุนแกนปัจจัย* ซึ่งในตัวอย่างนี้ใช้เทคนิค Principal Component Analysis ซึ่งทำให้ Factor ตั้งฉากกัน หรือเป็นอิสระกัน ซึ่งทำให้***ค่า Factor loading เป็นค่าสัมประสิทธิ์สหสัมพันธ์ของตัวแปรกับองค์ประกอบ*** เช่น

ค่า Factor loading ของตัวแปร A9 กับองค์ประกอบที่ 1 และ 2 เท่ากับ .715 และ .291

ค่า Factor loading ของตัวแปร A2 กับองค์ประกอบที่ 1 และ 2 เท่ากับ .669 และ .386

ค่า Factor loading ของตัวแปร A8 กับองค์ประกอบที่ 1 เท่ากับ .721 (องค์ประกอบที่ 2 มีค่าต่ำกว่า 0.2 จึงไม่ปรากฏค่าในตาราง)

การพิจารณาว่าตัวแปรใดควรอยู่ในองค์ประกอบหรือ Factor ใด

ให้พิจารณาจากค่า Factor loading ถ้าค่า Factor loading ของตัวแปรใน Factor ใดมีค่ามาก (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 โดยในที่นี้เลือกหมุนแบบ

ยังคงให้ Factor ทั้ง 2 ตั้งฉากกัน หรือเป็นอิสระกันได้ ซึ่งแสดงผลลัพธ์ในตาราง Rotation Component Matrix

4) ตาราง Rotation Component Matrix

Rotated Component Matrix [a]

	Component	
	1	2
A5	.759	
A1	.754	
A2	.751	
A9	.720	.279
A3	.579	.431
A6	.570	.390
A11		.833
A12		.730
A4		.678
A7		.622
A8	.416	.611
A10	.412	.454

Undefined error #11401 - Cannot open text file
"C:\PROGRA~1\SPSS\en\windows\spss.err": No such file
Undefined error #11408 - Cannot open text file
"C:\PROGRA~1\SPSS\en\windows\spss.err": No such file

[a] Rotation converged in 3 iterations.

จากตาราง Rotation Component Matrix แสดงค่า Factor loading เมื่อมีการหมุนแกนปัจจัยโดยวิธี Varimax ซึ่งพบว่า ค่า Factor loading เปลี่ยนแปลงไปเมื่อเทียบกับค่า Factor loading เมื่อยังไม่มีการหมุนแกนแล้วทำให้ค่า Factor loading ของบาง Factor มีค่ามากเมื่อเทียบกับของ Factor อื่นๆ

สรุป องค์ประกอบความต้องการของผู้ประกอบการที่พึงประสงค์ของวิทยาศาสตรบัณฑิต ***มี 2 องค์ประกอบหรือ 2 ปัจจัย*** โดยแต่ละองค์ประกอบ ประกอบด้วยตัวแปรต่างๆ ไม่เท่ากัน โดยพิจารณาจากค่า Factor loading มากกว่า 0.5 ดังนี้ **องค์ประกอบที่ 1** ประกอบด้วย 6 ตัวแปร ได้แก่ A5, A1, A2, A9, A3 และ A6 **องค์ประกอบที่ 2** ประกอบด้วย 6 ตัวแปร ได้แก่ A11, A12, A4, A7, A8 และ A10 โดยองค์ประกอบที่ 1 และ 2 อธิบายความแปรปรวนของตัวแปรทั้งหมดได้ 27.729% และ 26.006% ตามลำดับ

5) ตาราง Component Transformation Matrix

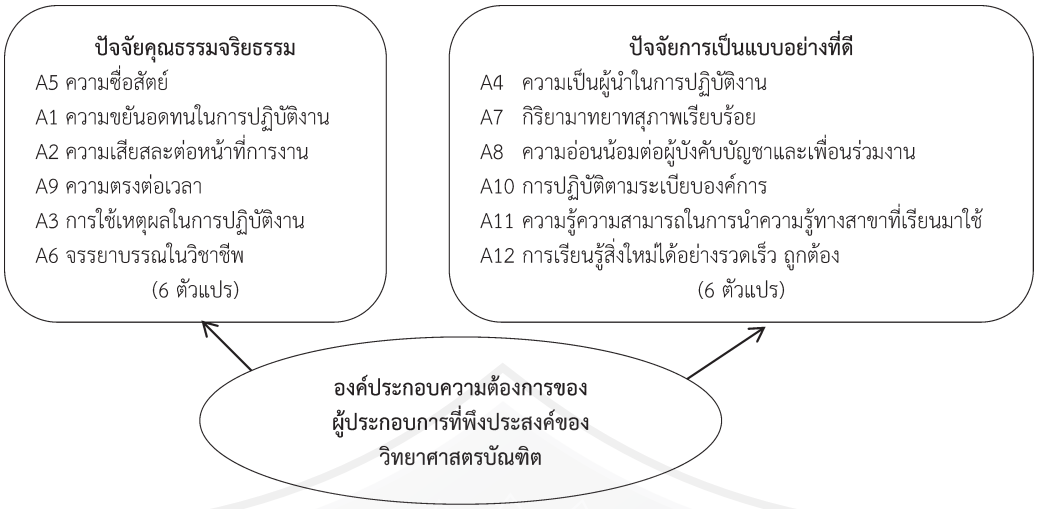
Component Transformation Matrix

Component	1	2
1	.727	.686
2	-.686	.727

Undefined error #11401 - Cannot open text file
"C:\PROGRA~1\SPSS\en\windows\spss.err": No such file

จากตารางแสดงค่า Rotation matrix ที่ใช้ในการหมุนแกนปัจจัยเพื่อเปลี่ยนค่า loading factor ในตารางข้อ 4 เป็นค่า Factor loading ใหม่ในตารางข้อ 5 โดยการหมุนแกนใช้วิธี Varimax

ผลการวิเคราะห์ข้อมูล ***มี 2 องค์ประกอบหรือ 2 ปัจจัย*** โดยแต่ละองค์ประกอบ ประกอบด้วยตัวแปรต่างๆ ดังแสดงในแผนภาพที่ 2



ภาพที่ 2 องค์ประกอบความต้องการของผู้ประกอบการที่พึงประสงค์ของวิทยาศาสตรบัณฑิต จากจำนวน 12 ตัวแปร และต้องการเพียง 2 องค์ประกอบ

บทสรุป

การวิเคราะห์องค์ประกอบหรือการวิเคราะห์ปัจจัยเป็นวิธีการทางสถิติที่ใช้วิเคราะห์ข้อมูลเชิงปริมาณเพื่อลดจำนวนตัวแปรให้เหลือน้อยลง โดยรวมตัวแปรที่มีค่าความร่วมกัน (communalities) สูงให้อยู่ในกลุ่มหรือองค์ประกอบเดียวกัน ทำให้ตัวแปรที่รวมอยู่ในปัจจัยเดียวกันจะมีความสัมพันธ์กันสูง แต่จะมีความสัมพันธ์ในระดับต่ำกับตัวแปรที่อยู่ต่างปัจจัยกัน โดยมีวัตถุประสงค์เพื่อช่วยอธิบายความหมายของแต่ละองค์ประกอบด้วยตัวแปรที่เกี่ยวข้อง และสามารถนำไปใช้ประโยชน์ในงานด้านต่างๆ ได้ อาทิ งานด้านการวางแผน งานด้านการบริหารจัดการ

References

Burns, N. & Grove, S. K. (1993). *The practice of nursing research: conduct, critique, & utilization* (4th ed.). Philadephia: W.B. Saunders company.

Byrne, B. M. (2001). *Structural equation modeling with AMOS: basic concepts, applications, and programming.* NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

Joreskog, K. G. & Sorbom, D. (1989*). LISREL 8: A Guide to the Program SPSS.* Chicago: SPSS.

Kerlinger, F. N. (1986). *Foundations of Behavioral Research* (3rd ed.). USA: Hort, Rinehart and Winson.

Pinyo, T. (2013). *Component Analysis of the Needs of Entrepreneurs towards the Bachelor of Science*. Faculty of Science and Technology, Suan Sunandha Rajabhat University. [in Thai]

Rangsungnoen, G. (2011). *Factor analysis by SPSS and AMOS for Research*. Bangkok: Se-Education. [in Thai]

Singchongchai, P. (2006). *Principles and Using of Multivariate Statistical Analysis for Nursing Research.* Songkla: Chanmuang Press. [in Thai]

Stevens, J. (1992). *Applied multivariate statistics for the social sciences* (2nd ed.). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

Stevens, J. (1996). *Applied multivariate statistics for the social sciences* (3rd ed.). Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.

Tabachnick, B. G. & Fidell, L. S. (2001). *Using multivariate statistics.* Boston: Allyn and Bacon.

Vanichbuncha, K. (2017). *Advanced Statistical Analysis by SPSS for Windows.* Bangkok: Chulalongkorn University Book Center. [in Thai]

Wangsin, N. (2010). *The Causal Relationship of Variables Affecting Teaching- learning Behaviors of Teachers at Yasothon Educational Area District Office 1: Route Analysis*. Thesis, Master of Education, Graduate School, Ubon Ratchathani Rajabhat University. [in Thai]

Watpon.com. (n.d). *Factor Analysis.* Retrieved August 20, 2017, from www.watpon.in.th/spss23/spss11.pdf

Name and Surname: Terada Pinyo
Highest Education: M.Ed. (Educational Research), Chulalongkorn University
University or Agency: Panyapiwat Institute of Management
Fields of Expertise: Applied Statistics, Research
Address: 85/1 Moo 2, Chaengwattana Rd., Bang Talad, Pakkred, Nonthaburi 11120