التحليل المتناظر المتعدد للمتغيرات المصنفة المرتبة

أ.د. دجلة إبراهيم العزاوي
كلية الإدارة والاقتصاد – جـــامـعـــــة بـــغـــــداد
البريد الاليكتروني: dr.dejela.mahdi@gmail.com
م.م. رائـــد فاضـــل محمـــد الحســـني
كلية الإدارة والاقتصاد – جامعة المستنصرية
raad@uomustansiriyah.edu.iq

الملخص: اكتسب أسلوب التحليل المتناظر المتعدد (MCA) سمعة جيدة لكونه طريقة إحصائية مفيدة جداً تستخدم لتحديد طبيعة العلاقات بين اثنين أو أكثر من المتغيرات المصنفة ووصفها بيانياً، ولتطبيق هذا الأسلوب فأنه يجب حساب المتجهات المفردة من خلال تحليل القيمة المفردة (SVD) بالنسبة للأفراد، والتي تمثل أداة أساسية مهمة تسمح للمستخدم ببناء فضاء منخفض الأبعاد لوصف العلاقات بين أصناف المتغيرات قيد الدراسة. وكبديل عن استخدام أسلوب (SVD) يمكننا استخدام طريقة تحليل العزم ثنائي المتغيرات (BMD) والتي تنطوي على استخدام متعددات الحدود المتعامدة لتعكس بنية الاستجابات المصنفة المرتبة. وعند دمج خصائص وميزات أسلوب (BMD) مع ميزات أسلوب (SVD) يتكون أسلوب التحليل الهجين (HD). ان الهدف من هذه الدراسة هو استخدام أسلوب بديل لأسلوب (MCA) يتناسب مع البيانات المصنفة المرتبة، حيث يعرف هذا الأسلوب بأسم أسلوب التحليل الهجين (HD). وعند المقارنة بين نتائج أسلوب (HD) وأسلوب (MCA) فإن أسلوب (HD) سوف يعطي نفس التمثيل لأصناف المتغيرات، ولكن بالإضافة إلى ذلك نحصل على تفسير واضح للعلاقات بين الأصناف المرتبة من خلال فصل المركبات الخطية، التربيعية، وعزوم ذات الرتب الأعلى، كما إن الأشكال البيانية للأفراد سوف تظهر على شكل مجاميع تلقائية (العناقيد).

Multiple Correspondence Analysis for Ordered Categorical Variables

Prof.Dr. Dijla Ibrahim
Raed Fadel Mohammed

Abstract:

MCA has gained a reputation for being a very useful statistical method for determining the association between two or more categorical variables and their graphical description. For performance this method, we must calculate the singular vectors through (SVD). Which is an important primary tool that allows user to construct a low-dimensional space to describe the association between the variable's categories. As an alternative procedure to use (SVD), we can use the (BMD) method, which involves using orthogonal polynomials to reflect the structure of ordered categorical responses. When the features of BMD are combined with SVD, the (HD) is formed. The aim of study is to use alternative method of (MCA) that is appropriate with ordered categorical data, this method is known as (HD). When compared the results of (HD) with (MCA), the (HD), will give the same representation, and we get a clear association interpretation among the categories in terms of linear, quadratic and higher order components, also graphical display of the individual units will show an automatic clustering.

Key word : Eigen decomposition; Inertia; Orthogonal polynomials; Singular value decomposition

1: المقدمـــــة Introduction

في كثير من مجالات الأبحاث والتحقيقات العلمية بما في ذلك الدراسات الاستقصائية الكبيرة، أبحاث السوق والتقييمات الصحية، وكذلك في علوم الاجتماع غالباً ما تكون البيانات قيد الدراسة على شكل متغيرات مصنفة مرتبة ولتحليل هذه المتغيرات المصنفة المرتبة فأنه يمكن استخدام أسلوب التحليل المتناظر المتعدد (MCA)، حيث يعد هذا الأسلوب المنهج الوصفي لدراسة وتحليل نمط العلاقات بين العديد من المتغيرات المصنفة، والهدف منه هو العرض الهندسي للبيانات على شكل صفوف وأعمدة في جدول توافق متعدد الاتجاهات، حيث تمثل الصفوف الأفراد وتمثل الأعمدة أصناف المتغيرات في فضاء منخفض الأبعاد، بحيث إن الاقتراب في الفضاء المنخفض الأبعاد يشير إلى تشابه الأصناف والأفراد وبالتالي تقريـــب العلاقات بيـــن المتغيرات.

وتستخدم طريقة التحليل المتناظر المتعدد (MCA) في العديد من التخصصات ومجالات الأبحاث المختلفة لوصف علاقات الارتباط بين اثنين أو أكثر من المتغيرات الوصفية

المصنفة، كما تستخدم لتعيين الدرجات الخاصة بموضوع الدراسة ودرجات تصنيفات المتغيرات المتقطعة. وكحالة خاصة عندما (p=2) وكلا المتغيرين المصنفين مرتبين، فأنه يمكن إجراء التحليل المتناظر باستخدام طريقة تحليل العزم ثنائي المتغيرات (BMD) بدلاً من استخدام طريقة تجزئة القيمة المفردة (SVD)، حيث يشار لمثل هذا الأسلوب باسم التحليل المتناظر الثنائي المرتب (DOCA)، وإن تعميم طريقة (DOCA) إلى الحالة التي يكون فيها هناك (p) من المتغيرات المصنفة المرتبة يشار إليها بأسم التحليل المتناظر المتعدد المرتب ويرمز لها اختصاراً بالرمز (OMCA)، حيث تم اقتراح طريقة (OMCA) من قبل الباحثتـــان (*Lombardo & Meulman*) في عام (*2010*) وفي صميم هذه الطريقة هنالك أسلوب التحليل الهجين (HD) الذي يجمع بين خصائص كل من (SVD) و (BMD)، كذلك يوفر معلومات إضافية عن العلاقات بين الأصناف المرتبة والأفراد. ويمكن استخدام أسلوب التحليل الهجين (HD) في حالة وجود متغيرات وصفية مصنفة مرتبة قيد الدراسة.

2: التحليل المتناظر المتعدد Multiple Correspondence Analysis

يعتبر أسلوب التحليل المتناظر المتعدد (MCA) أداة إحصائية فعالة تستخدم لوصف وتحديد طبيعة العلاقات بين المتغيرات المصنفة والأصناف المرتبة بيانياً، حيث يتميز هذا الأسلوب بالرسم الأمثل للمتغيرات المصنفة وكذلك الطرق المتعددة التي تُمكن من اشتقاق المعادلات الآنية التي ترتبط بأحصاءة بيرسون (x^2/n). ويمكن تطبيق هذا الأسلوب من خلال تحليل القيمة المفردة (*singular value decomposition*) لمصفوفة المؤشر العظمى (X)، أو تحليل القيم الذاتية (*eigen-decomposition*) لمصفوفـــة بيـــرت (B).

في الأسلوب الأول لأجراء التحليل المتناظر المتعدد (MCA) يتم تحليل القيمة المفردة (SVD) للمصفوفة $\left(\frac{1}{P\sqrt{n}}\ XD^{-1/2}\right)$ كما في الصيغة التالية: (*Greenacre, 1984*)

$$SVD\left(\frac{1}{P\sqrt{n}}\ XD^{-1/2}\right) = \mathrm{Z}\,\Lambda_x\,\Upsilon' \qquad \ldots\ (1)$$

تمثل (Z) مصفوفة المتجهات المفردة المتناظرة الصفية ذات الأبعاد (n × J-P) وتمثل (ϒ) مصفوفة المتجهـــات المفـــردة المتناظـــرة العموديـــة ذات الأبعـــاد (J-P × J)، وتـمـثـــل $\Lambda_x = diag\,(\lambda_m^X)$ لكل m = 1, . . . ,min (n, J-P) المصفوفة القطرية للقيم المفردة الموجبة (λ_m^X) المرتبة ترتيباً تنازلياً والتي يمكن التعبير عنها بالصيغة التالية:

$$\Lambda_x = \frac{1}{P\sqrt{n}}\ \mathrm{Z}'\ X\ D^{-1/2}\ \Upsilon \qquad \ldots\ldots\ (2)$$

أما في الأسلوب الثاني لأجراء التحليل المتناظر المتعدد (MCA) باستخدام مصفوفة بيرت (B)، فأن مقدار القيم الذاتية المتحللة لمصفوفة بيرت المحولة ($(1/P^2\,n)D^{-1}B$) يعبر عنه في الصيغة التالية:

$$ED\left(\frac{1}{P^2\,n}\,D^{-1}\,B\right)=\Upsilon\,\Lambda_B\Upsilon' \qquad \ldots\ldots (3)$$

حيث تمثل ($\Lambda_B = diag\,(\lambda_m^B)$) لكـــل m=1،..., J-P المصفوفة القطرية للقيم الذاتية (λ_m^B) وتمثـــــل (Υ) مصفوفة المتجهات الذاتية; وتجدر الإشارة الى إن تطبيق أسلوب (MCA) باستخدام المصفوفة (B) يعطي قيم ذاتية (λ_m^B) تســـــــــاوي مربع القيم المفـــردة (λ_m^X) للتحليل باستخدام المصفوفة (X). (*Beh and Lombardo, 2014; Greenacre, 2010b*)

3: التحليل الهجين: Hybrid Decomposition

في كثير من مجالات الأبحاث بما في ذلك تجارب التقييم الحسية، تحليل بيانات الدراسات الاستقصائية الكبيرة، وكذلك في علوم الاجتماع غالباً ما نلاحظ إن البيانات الوصفية قيد الدراسة تكون على شكل متغيرات مصنفة مرتبة، ولتحليل هذه المتغيرات المصنفة المرتبة باستخدام طريقة (MCA) فقد اقترحت الباحثتان (*Lombardo and Meulman*) في عام (*2010*)، أسلوباً بديلاً للتحليل يجمع بين خصائص وميزات (BMD وSVD) يسمى هذا الأسلوب بالتحليـــل الهجيـــن (*Hybrid Decomposition*) ويشار اليه بالرمز (HD) كما يسمى أيضاً بأسلوب التحليل المتناظر المتعدد الترتيبي (OMCA)، ويشمل هذا الإجراء حساب متعددات الحدود المتعامدة للمتغيرات المصنفة المرتبة من خلال إجراء تحليل العزم ثنائي المتغيرات (BMD)، وحساب المتجهات المفردة من خلال تجزئة القيمة المفردة (SVD) بالنسبـــــة للأفـــراد (المتغيرات الأسمية). حيث تحافظ طريقة التحليل الهجين (HD) على كافة ميزات أسلوب (MCA) كما تسمح بالحصول على معلومات إضافية حول بنية وعلاقات الأصناف المرتبة من خلال فصل مركبات متعدد الحدود المتعامدة الخطية، التربيعية، والعزوم ذات الرتب الأعلى للمتغيرات. (*Lombardo and Meulman, 2010*)

3-1: التحليل الهجين لجداول المؤشر المتعددة
HD of Multiple Indicator Tables

بعد حساب متعددات الحدود المتعامدة الخاصة بالتوزيع الهامشي للمتغيرات المصنفة المرتبة (p) وتكوين المصفوفة القطرية العظمى لمتعددات الحدود المتعامدة (ψ)، فأن التحليل

الهجين (HD) للتحليل المتناظر المتعدد (MCA) باستخدام مصفوفة المؤشرات العظمى (X) يمكن ان يعرف كالاتي:

$$HD\left(\frac{1}{P\sqrt{n}}\,XD^{-1/2}\right)=\Phi\,\mathrm{Z}\,\psi' \qquad \ldots\ldots\ (4)$$

حيث إن

$$Z=\frac{1}{P\sqrt{n}}\Phi'\,XD^{-1/2}\;\psi \qquad \ldots\ldots\ (5)$$

حيث تمثل (Φ) مصفوفة المتجهات المفردة المرتبطة مع صفوف المصفوفة (X) وعلى نحو مماثل فأن ($\psi=\tilde{\psi}\,D^{1/2}$) تمثل المصفوفة الموزونة لمتعددات الحدود المتعامدة المرتبطة مع المتغيرات المصنفة المرتبة (p). ومن المعادلة (5) أعلاه نستنتج أن المصفوفة (Z) هي المصفوفة القطرية العظمى والتي تمثل عناصرها الارتباطات العامة بين درجات الكائن وتحميل المركب حيث أن العنصر العام (m,v_k)th فيها هو: (*Lombardo and Meulman, 2010*)

$$z_{m(v_k)}=\frac{1}{P\sqrt{n}}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j_k=1}^{J_k}x_{.j_k}^{-1/2}\;x_{ij_k}\tilde{\psi}_{j_k,v_k}\,\phi_{im} \qquad \ldots\ldots\ (6)$$

حيث تمثل (ϕ_m) المتجه المفرد الأيسر (mth) لكل m=1, . . . , M=(J-p) والمرتبط مع صفوف المصفوفة (X)، وعلى نحو مماثل فأن العنصر (ψ_{j_k,v_k}) يرتبط مع أعمدة المصفوفة (X) وبالتالي فأنه القصور الذاتي الكلي يكون:

$$trace\,(Z'Z)=\;trace\,(ZZ')=\;trace\,(\Lambda_x^2)=trace\,(\Lambda_B) \quad \ldots.(7)$$

أن العناصر القطرية للمصفوفة ($Z'Z$) والتي يشار اليها بالرمز (z_{v_k,v_k}) تحدد مساهمة العزم ثنائي المتغيرات المرتب (v_kth) بين أصناف الـمتغير المرتب (kth) إلـى القصور الذاتي الكلي. فعندما ($v=1$) فأن العنصر ($z_{1_k,1_k}$) يصف أهمية موقع المركب للمتغير (kth) في القصور الذاتي الكلي، ويمكن من خلال العنصر ($z_{2_k,2_k}$)، حساب المركب التربيعي الذي يعكس التباين في انتشار أصناف المتغير (kth). (*Beh and Lombardo, 2010*)

3-2: اختبار الدلالة الإحصائية Test of Statistical Significance

يرتبط اختبار الدلالة الإحصائية للعلاقة بين المتغيرات المصنفة في أسلوب التحليل المتناظر المتعدد (MCA) بتجزئة القصور الذاتي الكلي عند استخدام مصفوفة بيرت. حيث أظهرت دراسة (*Greenacre*) عام (*1984*)، (*Bekker and De Leeuw*) عام (*1988*) أن مجموع المربعات الكلي للقيم المفردة الناتجة من تحليل مصفوفة بيرت يمكن أن يكتب على شكل مجموع مربعات القيم المفردة من كافة المصفوفات الجزئية غير القطرية بالإضافة إلى مجموع مربعات القيم المفردة لكافة المصفوفات الجزئية القطرية. (*Greenacre, 1988*) وإن

مجموع مربعات القيم المفردة للمصفوفات القطرية الجزئية لمصفوفة بيرت تساوي أثرها، ومجموع مربعات القيم المفردة لكل مصفوفة الجزئية غير القطرية يساوي إحصاءه بيرسون (x^2) مقسومة على (n) لكل جدول جزئي.

وبما إن مجموع القيم الذاتية الغير الوهمية (*non-trivial*) ($\sum_{m=1}^{J-p} \lambda_m^2$) للمصفوفة (X) يكون مساوي إلى (J/p) -1. لذلك، وبعد إزالة الحلول الوهمية أو الغير مهمة فأن مجموع المربعات الكلي للمصفوفة الناتجة يكون كالاتي:

$$\sum_{m=1}^{J-P} (\lambda_m^X)^4 = 1/P \sum_{k=1}^{P} (j_k - 1) + \sum_{i \neq k} \sum_{k \neq i} \frac{x_{ik}^2}{n} \quad \ldots . (8)$$

وبما إن المصفوفات الجزئية القطرية تمثل قطر مصفوفة بيرت، فأن القيم المفردة لكل هذه المصفوفات الجزئية تساوي (1)، لذلك فأن مجموع مربعات القيم المفردة للمصفوفات الجزئية القطرية هو:

$$1/P \sum_{k=1}^{P} (j_k - 1) = 1/P \sum_{m=1}^{J-P} \lambda_m^2 = 1/P \sum_{m=1}^{J-P} 1 = J/p - 1$$

كذلك فأن:

$$\sum_{m=1}^{J-P} (\lambda_m^X)^4 = \sum_{m=1}^{J-P} \lambda_m^2 + \sum_{i \neq k} \sum_{k \neq i} \frac{x_{ik}^2}{n} \quad \ldots . (9)$$

وفي حالة إن المتغيرات تتوزع بشكل مستقل، فأن: (*De Leeuw, 1973*)

$$\sum_{i<k} x_{ik}^2 = \frac{n}{2} \sum_{m=1}^{J-P} [(\lambda_m^X)^4 - 1] \quad \ldots . (10)$$

وتتوزع بشكل مقارب (x^2) بدرجة حرية $\frac{1}{2}[(\sum_{k=1}^{P} j_k - P)^2 - \sum_{k=1}^{P}(j_k - 1)^2]$. لذلك، ونظراً إلى العلاقة بين القيم المفردة لمصفوفة المؤشرات العظمى، القيم المفردة لجدول التوافق ذو الاتجاهين وبين الارتباطات العامة المدرجة في المصفوفة ($Z'Z$)، فأن إحصاءه (x^2):

$$\sum_{i<k} x_{ik}^2 = \frac{n}{2} \sum_{k=1}^{P} \sum_{v_k=1}^{J_k-1} (z_{v_k,v_k}^2 - 1) \quad , \forall\, v_k = v_k \quad \ldots (11)$$

وبما إن قيم (z_{v_k,v_k}^2) تشابه رياضياً العلاقات المتبادلة العامة التي بينتها دراسة الباحثان (*Best and Rayner*) في عام (*1996*) والخاصة بتجزئة إحصاءه بيرسون (x^2) لجدول التوافق ذو الاتجاهين الى قيم مستقلة (Z_{12}) تتبع التوزيع الطبيعي، لذلك فأن قيم (z_{v_k,v_k}^2) تتبع توزيع (x^2). (*Best and Rayner,1996; De Leeuw,1973*)

4: العرض البياني باستخدام التحليل الهجين (HD) Graphical Displays by HD Technique

لوصف العلاقات بين الأفراد والمتغيرات المصنفة المرتبة قيد الدراسة بيانياً، فأنه يمكن استخدام مخطط التناظر الذي يتم الحصول عليه من الإحداثيات الأساسية التي يتم توليدها باستخدام متعددات الحدود المتعامدة، حيث يسمح لنا بتحديد طبيعة العلاقات بين المتغيرات وأصناف المتغيرات من خلال فصل المركبات التي تعكس الموقع، التشتت، وعزوم ذات رتب أعلى للمتغيرات حيث يعكس كل محور واحده من هذه المركبات. (*Lombardo and Meulman, 2010*)

4-1: إحداثيات الأصناف Coordinates for Categories

في أسلوب التحليل المتناظر المتعدد المرتب (OMCA) يمكن الحصول على الملخص البياني للعلاقات بين المتغيرات المصنفة المرتبة من خلال تحديد مجموعة من إحداثيات المقطع الجانبي للصف والعمود في فضاء منخفض الأبعاد باستخدام نظام التخطيط البياني بالاعتماد على متعددات الحدود المتعامدة وهذا يختلف عن أسلوب (MCA) والذي يستخدم بدلاً من ذلك المتجهات المفردة. وعند استخدام مصفوفة المؤشرات العظمى (X) فأن إحداثيات الصف تقدم وصفاً نظرياً للأفراد قيد الدراسة، بينما تصف إحداثيات العمود العلاقات بين أصناف المتغيرات بيانياً. لذلك فأن سلسلة إحداثيات المتغيرات المصنفة (p) في أسلوب (OMCA) تؤدي إلى إحداثيات المقطع الجانبي للعمود، وباستخدام المصفوفة (Z)، فأن الإحداثيات (G) يمكن تعريفها بطريقة أخرى:

$$G = \frac{1}{P\sqrt{n}}\, D^{-1}\, X'\, \Phi$$

حيث أن:

$$trace\,(G'DG) = trace\,(ZZ') = trace\,(\Lambda_x^2) = trace\,(\Lambda_B) \quad \ldots(12)$$

(*Beh and Lombardo, 2014; Lombardo and Meulman, 2010*)

يمكن تمثيل الأصناف والأفراد معاً في نفس مخطط التناظر باستخدام أسلوب (MCA)، لكن إذا كان عدد الأفراد كبير جداً فأن المخطط المشترك لا يعطي عرض واضح للعلاقات بين الأفراد والأصناف. كما إن العرض البياني المنفرد الذي يستخدم إحداثيات الأفراد غالباً ما يؤدي إلى تشتت النقاط فتكون البنية غير واضحة (ماعدا ما يسمى بحدوة الحصان (*horseshoe shape*) أو تأثير كوتمان (*Guttman effect*) فأنه يشير إلى هيمنة البعد الأول). (*Lombardo etl., 2007*) لذلك، فأن إحداثيات الأفراد التي يتم الحصول عليها من

تطبيق أسلوب (MCA) يمكن حذفها من العرض البياني. أما إحداثيات الأفراد التي نحصل عليها باستخدام متعددات الحدود المتعامدة فإنها تترتب تلقائياً في مجاميع مميزة (عناقيد)، وبالتالي تعطي بنيه بسيطة وتصنيف للكائنات ويمكن تعريفها كالاتي:

$$F = \Phi\, Z = \frac{1}{P\sqrt{n}}\, X\, \psi \qquad \ldots\ldots(13)$$

كذلك فأن القصور الذاتي الكلي بالاعتماد على هذه الإحداثيات هو:

$$trace\,(F'F) = trace\,(Z'Z) = trace\,(\Lambda_B). \ldots (14)$$

وفي مخطط التناظر للأفراد عادتاً ما نبحث عن أول أثنين من متعددات الحدود (التي تعكس الاختلاف في المقاطع الجانبية بالاعتماد على الموقع والتشتت) حيث يمكننا من خلالهما تخمين أو تقييم الأفراد مع إجراء تصنيفات مماثلة عن طريق حساب عدد الأفراد في كل عنقود. (*Le Roux & Rouanet, 2010*)

5: الجانب التطبيقي: An application

تم الحصول على البيانات الخاصة بالبحث من خلال دراسة استقصائية أجريت من قبل الجهاز المركزي للإحصاء (*CSO*) لعام *2016*. حيث تم قياس رضا المستخدمين باستخدام ما يسمى بالاستبيان (*Questionnaire*). وقد تم اختيار عينة مؤلفة من (240) مبحوث ومبحوثة للإجابة على استمارات الاستبانة الخاصة بهم، حيث تتألف استمارة الاستبانة من أربعة محاور رئيسية يختص المحور الأول بالبيانات التعريفية عن أفراد العينة ويضم (11) عناصراً أو سؤالاً، ويهتم المحور الثاني بدراسة العلاقة مع الجهاز المركزي للإحصاء (*CSO*) ويضم (5) عناصر فقط، ويختص المحور الثالث بدراسة إحصاءات الجهاز (مؤشرات تقييم مخرجات وخدمات الجهاز المركزي للإحصاء) حيث يضم هذا المحور ثلاثة مؤشرات فرعية، مؤشر الإحصاءات السكانية والاجتماعية (*PSS*) ويتألف من (8) عناصر، مؤشر الإحصاءات الاقتصادية (*ECS*) ويتألف من (10) عناصر، ومؤشر الإحصاءات الجغرافية (*GES*) الذي يتألف من (5) عناصر. أما المحور الرابع فيختص بدراسة مستوى الرضى ويضم هذا المحور ستة مؤشرات فرعية، مؤشر طبيعة الخدمة (*COA*) والذي يتكون من (4) عناصر، مؤشر كفاءة العاملين (*EAE*) ويتألف هذا المؤشر من (3) عناصر، مؤشر قنوات نشر البيانات الإحصائية (*TUB*) ويتألف من (5) عناصر، مؤشر مواصفات النشرات (*COB*) ويتألف من (8) عناصر، مؤشر المواصفات العامة للموقع الإلكتروني (*GWB*) ويتألف من (8) عناصر، ومؤشر التعامل مع المديريات والأقسام الفنية (*DTD*) ويتألف من (5) عناصر.

6: تحليل وتفسير النتائج Analysis & Interpretation Results تم استعمال لغة البرمجة الإحصائية (R) لكتابة برنامج البحث وبعد تطبيق أسلوبي (MCA) و (HD) تم الحصول على قيم القصـــور الذاتي الأساسي والكلي، فضلاً عن القيم المفردة (λ_m^X) وقيم القصـــــور الذاتـــــي الأساسي المعدل ونسب المساهمة المصححة والنســـــب التراكمية لكل قصور ذاتـــــي أساسي وكما مبين في الجدول (1) التالي:

جدول (1) القيم المفردة، قيم القصور الذاتي الناتجة من تطبيق أسلوبي (MCA) وأسلوب (HD).

no.	λ_m^X	*Inertia X*	*Inertia Burt*	*adj* (λ_m^B)	*%*	*Cum %*
1	0.5745	0.3300	0.1089	0.061	35.40	35.40
2	0.5274	0.2781	0.0773	0.035	20.60	56.00
3	0.5188	0.2692	0.0725	0.032	18.50	74.50
4	0.4732	0.2239	0.0501	0.016	9.40	83.90
5	0.4502	0.2027	0.0411	0.011	6.20	90.10
6	0.4346	0.1888	0.0357	0.008	4.50	94.50
7	0.4156	0.1727	0.0298	0.005	2.80	97.30
8	0.3977	0.1582	0.0250	0.003	1.60	99.00
9	0.3703	0.1371	0.0188	0.001	0.50	99.50
10	0.3619	0.1309	0.0171	0	0.30	99.80
11	10.352	0.1239	0.0154	0	0.10	99.90
12	10.349	0.1218	0.0148	0	0.10	100.00
13	380.34	0.1182	0.0140	0	0	100.00
14	00.339	0.1149	0.0132	0	0	100.00
15	40.334	0.1118	0.0125	0	0	100.00
	11.397	4	0.641	0.172		

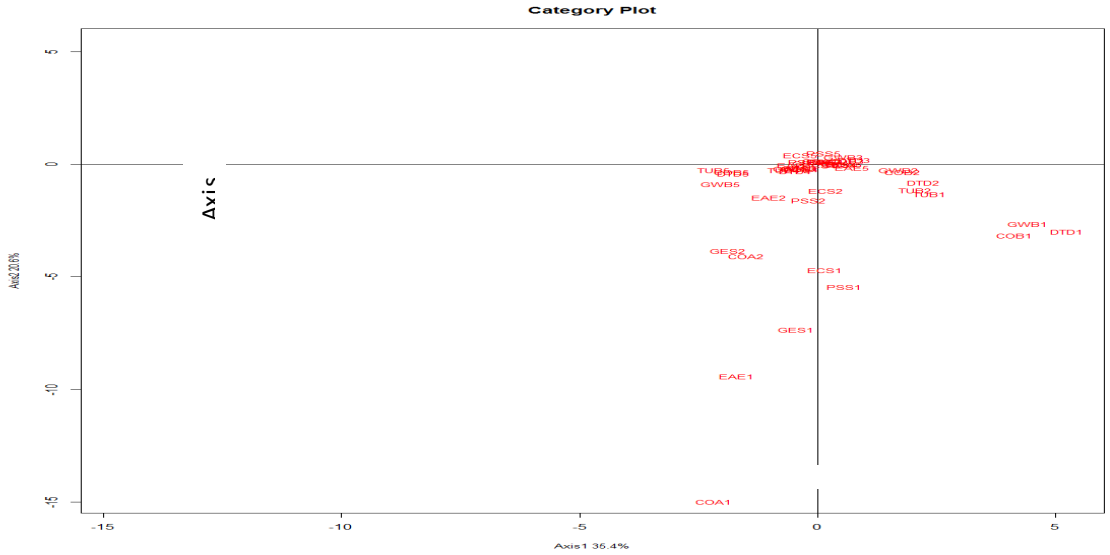
المصدر: نتائج تحليل الاستبيان باستخدام لغة البرمجة الإحصائية (R).

نلاحظ من الجدول أعلاه أن المحور الأساسي المعدل الأول يفسر (35.40%) من القصور الذاتي الكلي المعدل وان المحور الأساسي المعدل الثاني يفسر (20.60%)، أما المحور الأساسي المعدل الثالث فأنه يفسر (18.50%). وبالتالي فأن المحاور الثلاثة الأولى تعكس (74.5%) من الارتباط (المقاس بالقصور الذاتي الكلي) الموجود بين أصناف الاستجابة والبالغة (45) صنفاً.

وبما أن الإحداثيات الأساسية قد استخدمت لوصف موقع كل نقطة في مخطط التناظر فأن المسافات المتداخلة بين المتغيرات يمكن تفسيرها حيث تكون المسافات (التي تعكس الارتباط) بين أصناف مستويات الرضا المنخفضة أطول (أي وجود ارتباط ضعيف) من المسافات بين

الأصناف التي تظهر مستوى عال من الرضا. ويبين الشكل (1) التالي مخطط التناظر الناتج من تطبيق أسلوب (MCA) وأسلوب (HD) باستخدام مصفوفة المؤشرات العظمى (X) والذي يوضح علاقات الارتباط بين المؤشرات أو المتغيرات المصنفة من خلال وصف العلاقات بين أصناف الاستجابة.

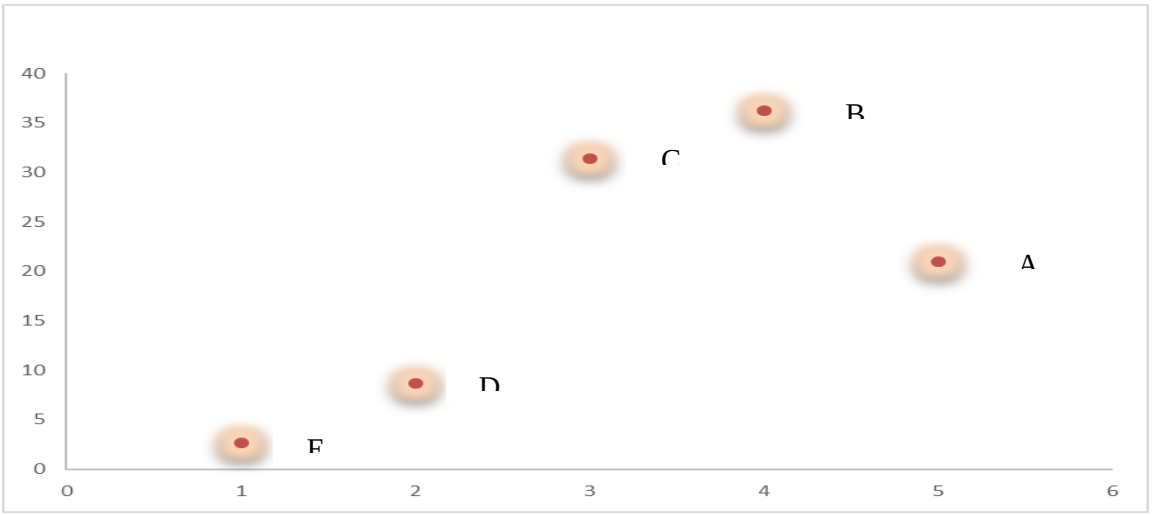
شكل (1) مخطط التناظر لأصناف بيانات مسح رضى المستخدمين 2016.



المصدر: من عمل الباحث بالاعتماد على الاستبيان.

ويبين الشكل (2) التالي مخطط التناظر لأفراد العينة المبحوثة الناتج من تطبيق أسلوب التحليل الهجين (HD) حيث تم تشكيل خمسة عناقيد مميزة من الأفراد وان كل عنقود يرتبط مع واحد من الأصناف الخمسة التي تشكل المتغير المصنف المرتب.

شكل (2) مخطط التناظر يوضح مجاميع (عناقيد) الأفراد باستخدام أسلوب (HD)



المصدر: من عمل الباحث بالاعتماد على الاستبيان.

يتضمن العنقود (E) المبحوثين الذين أشاروا إلى الاختيار (1) أي المبحوثين الذين أعطوا تصنيفاً ضعيفاً بشكل عام للخدمات التي يقدمها الجهاز المركزي للإحصاء (*CSO*) لجميع الأسئلة في المسح ويناظر أدنى درجة متعدد حدود خطية. وعلى نحو مماثل، يتضمن العنقود (D) المبحوثين الذين أشاروا إلى الاختيار (2) المقابل إلى ثاني أدنى درجة متعدد الحدود خطية، ويشمل العنقود (C) المبحوثين الذين أشاروا إلى الاختيار (3)، ويتضمن العنقود (B) المبحوثين الذين أشاروا إلى الاختيار (4) لجميع الأسئلة في المسح، أما المبحوثين في العنقود (A) فهم ممن أشاروا الى الاختيار (5) أي كان لديهم حكم ممتاز على نوعية الخدمات التي يقدمها الجهاز المركزي للإحصاء.

ويبين الجدول (2) التالي توزيع أفراد العينة المبحوثة الذين تم تصنيفهم في كل عنقود من العناقيد الخمسة (التي تمثل مستويات الرضا العاليـــــة إلى المنخفضـــة) حيث يرى (21%) من المبحوثين أن الخدمات المقدمة من قبل الجهاز المركزي للإحصاء (*CSO*) كانت ممتازة، وبلغت نسبة المبحوثين الذين أشاروا إلى إن الخدمات المقدمة من قبل الجهاز المركزي للإحصاء كانت جيدة جداً (36.2%)، بينما أعتبر (2.7%) من المبحوثين إن الخدمات التي يقدمها الجهاز المركزي للإحصاء كانت ضعيفة جداً وغير مناسبة. مثل هذا التصنيف العام لقياس رضى المستخدمين والتعرف على احتياجاتهم من الخدمات التي يقدمها الجهاز المركزي للإحصاء (*CSO*) أو البيانات الإحصائية التي ينشرها لا يمكن الحصول عليه بسهوله عند استخدام أسلوب التحليل المتناظر المتعدد (MCA)، وبالتالي فان استخدام أسلوب التحليل الهجين (HD) له مميزات كبيرة حيث يمكن بسهوله قياس ورصد مستوى الرضا العام للمستخدمين على الخدمات المقدمة من قبل الجهاز المركزي للإحصاء.

Clusters	*%*
A	21
B	36.2
C	31.4
D	8.7
E	2.7

جدول (2) النسب المئوية لأفراد العينة المبحوثة في العناقيد

المصدر: نتائج تحليل الاستبيان باستخدام لغة البرمجة الإحصائية (R).

الاستنتاجات: من خلال هذه الدراسة تم تقديم أسلوبي التحليل المتناظر المتعدد (MCA) والتحليل الهجين (HD)، وتبين ان تطبيق أسلوب التحليل الهجين (HD) يجعل من استخدام المتجهات المفردة ومتعددات الحدود المتعامدة ذات فوائد هامـــه وواضحـــة عندما تكون

المتغيرات المصنفة قيد الدراسة مرتبة. وبعد التوصل الى النتائج العددية عند تطبيق أسلوب التحليل الهجين (HD)، تبين أن هذا الأسلوب يضمن الحفاظ على خصائص طريقة (MCA) حيث تبقى إحداثيات نقاط الأصناف وخصائصها الهندسية متماثلة في كلآ الأسلوبين، كما يمكن الحصول على معلومات إضافية تتعلق بتجزئة مساهمة كل بعد في القصور الذاتي المحسوب إلى مركبات متعدد الحدود المختلفة وكذلك اختبارها بشكل تسلسلي لتحديد الأهمية الإحصائية لكلٌ منها. علاوة على ذلك، فإن التمثيل البياني للأفراد أو الوحدات يتغير كثيراً مقارنتاً بأسلوب التحليل المتناظر المتعدد (MCA) حيث تتجمع الوحدات تلقائياً لتشكل عناقيد مميزة (*distinct clusters*).

ومن خلال استخدام أسلوب التحليل الهجين (HD) تم الحصول على تصنيف عام لقياس رضى المستخدمين على الخدمات التي يقدمها الجهاز المركــزي للإحصاء (*CSO*) أو البيانات الإحصائية التي ينشرها، لا يمكن الحصول عليه بسهوله عند استخدام أسلوب التحليل المتناظر المتعدد (MCA).

المصادر:

1 . Beh, E.J. and Lombardo, R. (2014) Correspondence Analysis. *Theory, Practice and New Strategies*, New York: John Wiley & Sons.

2 . Best, D.J. and Rayner, J.C.W. (1996) "Nonparametric analysis for doubly ordered two-way contingency tables" *Biometrics*, 52, 1153 - 1156.

3 . De Leeuw, J. (1973) *Canonical Analysis of Categorical Data*, PhD Thesis, Leiden University, The Netherlands.

4. Greenacre, M. (1984) *Theory and Applications of Correspondence Analysis*, London: Academic Press.

5. Greenacre, M. (1988) "Correspondence analysis of multivariate categorical data by weighted least squares" *Biometrika*, 75, 457 - 467.

6. Greenacre, M. (2010b) *Biplots in Practice*, Fundacion BBVA.

7. Le Roux, B. and Rouanet, H. (2010) *Multiple Correspondence Analysis*, London, Los Angeles, CA: Sage Publications, Inc.

8. Lombardo, R., Beh, E.J., & D'ambra, L. (2007) "Non - symmetric correspondence analysis with ordinal variables using orthogonal polynomials" *Computational Statistics and Data Analysis*, 52, 566 - 577.

9. Lombardo, R. and Beh, E.J. (2010) "Simple and multiple correspondence analysis for ordinal-scale variables using orthogonal polynomials" *Journal of Applied Statistics*, 37, 2101 - 2116.

10. Lombardo, R. and Meulman, J.J. (2010) "Multiple correspondence analysis via polynomial transformations of ordered categorical variables" *Journal of Classification*, 27, 191 - 210.