

# التحليل المتناظر المتعدد للمتغيرات المصنفة المرتبة باستخدام متعددات الحدود المتعامدة

أ.د. دجلة إبراهيم العزاوي / كلية الإدارة والاقتصاد / جامعة بغداد  
الباحث/ رائد فاضل محمد

تاريخ التقديم: 2018/12/19  
تاريخ القبول: 2018/3/27

## المخلص

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 فإنه 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، التريبيعية، وعزوم ذات الرتب الأعلى للمتغيرات، كما إن الأشكال البيانية للأفراد سوف تظهر على شكل مجاميع تلقائية (العناقيد).

**المصطلحات الرئيسية للبحث/** التحليل المتناظر المتعدد، متعددات الحدود المتعامدة.



مجلة العلوم  
الاقتصادية والإدارية  
العدد 107 المجلد 24  
الصفحات 556. 571

\*البحث مستل من رسالة ماجستير



## 1: المقدمة 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 فإنه يمكن استخدام أسلوب التحليل المتناظر المتعدد (*multiple correspondence analysis*) والذي يشار إليه بالرمز (MCA)، إذ 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 توافقي متعدد الاتجاهات، حيث تمثل الصفوف الأفراد وتمثل الأعمدة أصناف المتغيرات في المساحة المنخفضة الأبعاد، بحيث إن الاقتراب في الفضاء المنخفض الأبعاد يشير إلى تشابه الأصناف والأفراد ومن ثم تقرب العلاقات بين المتغيرات.

من الناحية التقنية يتم إجراء التحليل المتناظر المتعدد (MCA) إما باستخدام مصفوفة بيرت (*Burt matrix*) التي يشار إليها بالرمز (B) أو باستخدام مصفوفة المؤشرات العظمى (*super-indicator matrix*) التي يشار إليها بالرمز (X) وهي المصفوفة التي تكون مدخلاتها القيم المنطقية (0 و 1)، وغالباً ما ينظر إلى أسلوب التحليل المتناظر المتعدد (MCA) كشكل من أشكال تحليل المركبات الأساسية غير الخطية، حيث يتم استبدال تسميات الأصناف الأصلية في مصفوفة البيانات المصنفة المتعددة المتغيرات بحسب التحديد الكمي للصنف الذي تم الحصول عليه في عملية الرسم الأمثل.

وتستخدم طريقة التحليل المتناظر المتعدد (MCA) في العديد من التخصصات ومجالات الأبحاث المختلفة لوصف العلاقات بين اثنين أو أكثر من المتغيرات الوصفية المصنفة، وكحالة خاصة عندما نهتم بدراسة خصائص متغيرين مصنفيين فقط فإنه يمكن إجراء التحليل المتناظر باستخدام طريقة تحليل العزم ثنائي المتغيرات (*bivariate moment decomposition*) التي يشار إليها بالرمز (BMD) بدلاً من استخدام طريقة تحليل القيمة المفردة (*singular value decomposition*) التي يرمز لها (SVD) إذ يشار لهذا الأسلوب باسم التحليل المتناظر المرتب الثنائي (*doubly ordered correspondence analysis*) ويرمز له اختصاراً بالرمز (DOCA)، وإن تعميم أسلوب (DOCA) إلى الحالة التي تضم (p) من المتغيرات المصنفة المرتبة يشار إليه بأسم التحليل المتناظر المتعدد المرتب (*ordered multiple correspondence analysis*) ويرمز له اختصاراً بالرمز (OMCA) حيث تم اقتراح هذا الأسلوب من قبل الباحثان (Lombardo & Meulman) في عام (2010) وفي صميم تقنية (OMCA) هنالك أسلوب التحليل الهجين (*hybrid decomposition*) الذي يشار إليه بالرمز (HD) إذ يجمع هذا الأسلوب بين خصائص تحليل القيمة المفردة (SVD) وتحليل العزم ثنائي المتغيرات (BMD)، كذلك يوفر معلومات إضافية عن طبيعة العلاقات بين الأصناف المرتبة والأفراد. ويمكن استخدام أسلوب التحليل الهجين (HD) في حالة وجود متغيرات مصنفة مرتبة أو مختلطة (مرتبة واسمية) قيد الدراسة.

## 2: التحليل المتناظر المتعدد Multiple Correspondence Analysis

أداة إحصائية فعالة تستخدم لتعيين درجات للأفراد والمجموعات للمتغيرات المتعددة المصنفة ومن خلال هذه الدرجات يمكننا وصف العلاقات بين المتغيرات المصنفة بيانياً، حيث يتميز أسلوب (MCA) بالرسم الأمثل للمتغيرات المصنفة كما يتميز بالطرق المتعددة التي تمكن من اشتقاق المعادلات الأنيية الأساسية التي ترتبط بأحصاءه بيرسون ( $x^2/n$ ). وفي الممارسة العملية لتحليل وتقييم بيانات الدراسات الاستقصائية نلاحظ أن الاستبيانات غالباً ما تشمل عدداً من الإجابات على عدد كبير من الأسئلة حيث تكون هذه الإجابات منظمة أسماً أو ترتيبياً في مجموعة من المتغيرات بحيث أن كل متغير يعتبر مجموعة من نقاط الصنف، ويتم ترميز هذه المتغيرات المصنفة في مصفوفة المؤشرات العظمى (X) على شكل متغيرات وهمية (*dummy variables*) حيث تمثل الصفوف الأفراد وتمثل الأعمدة أصناف الاستجابة، وإن البيانات في كل صف هي إما (0 أو 1) وتشير إلى صنف معين من كل متغير المقابل للفرد مما يؤدي إلى (p) من الطرق المختلفة لتصنيف الأفراد. في هذه الحالة يمكن استخدام (MCA) لوصف العلاقات بين الأصناف والمتغيرات الخاصة بالمسح قيد الدراسة. (Greenacre, 2007)



## التحليل المتناظر المتعدد للمتغيرات المصنفة المرتبة باستخدام متعددات الحدود المتعامدة

ولنفرض إن  $X = [X_1 | \dots | X_p]$  تمثل مصفوفة المؤشرات العظمى للمتغيرات المصنفة (P) المشاهدة على نفس المجموعة من الأفراد حيث إن  $(J = \sum_{k=1}^p j_k)$  تمثل العدد الكلي للأصناف وإن  $(X_k)$  هي مصفوفة المؤشر للمتغير (kth) فإن عمود النسب الهامشية ( $j_k$  th) يمكن أن يعرف كالآتي:

$$x_{.jk} = \sum_{i=1}^n \frac{x_{ijk}}{n} \quad \dots \dots \dots (1)$$

حيث يمثل الرمز  $(x_{ijk})$  العنصر  $(i, j_k)$ th في المصفوفة  $(X_k)$ ، ولتكن  $(D)$  هي المصفوفة القطرية العظمى لعمود النسب الهامشية ذات الأبعاد  $(J \times J)$  إذ إن  $D_k = \text{diag}(x_{.jk})$  لكل  $k = 1, \dots, p$ . لذلك، فإن العلاقات بين الأصناف والمتغيرات يمكن وصفها من خلال الآتي:

1. التحليل المتناظر المتعدد (MCA) باستخدام المصفوفة  $(X)$  ذات الأبعاد  $(n \times J)$ .
  2. التحليل المتناظر المتعدد (MCA) باستخدام مصفوفة بيرت  $(B)$  ذات الأبعاد  $(J \times J)$ .
- في الأسلوب الأول لتطبيق (MCA) باستخدام المصفوفة  $(X)$  نقوم بأجراء تحليل القيمة المفردة (SVD) لمصفوفة المؤشرات العظمى الموزونة  $(\frac{1}{P\sqrt{n}} XD^{-1/2})$ ، حيث تعبر هذه الأداة عن تحليل أي مصفوفة مستطيلة بشكل مشابه إلى تحليل القيم الذاتية والمتجهات الذاتية وذلك بوصفها ناتج حاصل ضرب ثلاث مصفوفات ذات بنية بسيطة، كما في المعادلة التالية: (Beh and Lombardo, 2014)

$$SVD\left(\frac{1}{P\sqrt{n}} XD^{-1/2}\right) = \Phi \Lambda_x Y' \quad \dots \dots \dots (2)$$

تمثل  $(\Phi)$  مصفوفة المتجهات المفردة المتناظرة الصفية وتمثل  $(Y)$  مصفوفة المتجهات المفردة المتناظرة العمودية وتخضعان للقيود:  $(Y'D^{-1/2})D(D^{-1/2}Y) = Y'^*DY^* = I_{M^*}$ ،  $\Phi'\Phi = I_{M^*}$ ، وان  $\Lambda_x = \text{diag}(\lambda_m^X)$  لكل  $m = 1, \dots, \min(n, J-p)$  تمثل المصفوفة القطرية للقيم المفردة الموجبة المرتبة ترتيباً تنازلياً. أما في الأسلوب الثاني لتطبيق التحليل المتناظر المتعدد (MCA) باستخدام مصفوفة بيرت  $(B)$ ، فإن القيم الذاتية المتحللة لمصفوفة بيرت المحولة  $(1/P^2 n)D^{-1}B$  يمكن الحصول عليها من خلال المعادلة الآتية:

$$EVD\left(\frac{1}{P^2 n} D^{-1} B\right) = Y \Lambda_B Y' \quad \dots \dots \dots (3)$$

حيث تمثل  $(\Lambda_B = \text{diag}(\lambda_m^B))$  المصفوفة القطرية للقيم الذاتية  $(\lambda_m^B)$ ،  $(m=1, \dots, J-p)$ ، وتمثل  $(Y)$  مصفوفة المتجهات الذاتية لمصفوفة بيرت المحولة  $(1/P^2 n)D^{-1}B$ . وأن العلاقة بين القيم المفردة ( $m$ th) لمصفوفة المؤشرات والتي يشار إليها بالرمز  $(\lambda_m^X)$  والقيم الذاتية ( $m$ th) لمصفوفة بيرت والتي يشار إليها بالرمز  $(\lambda_m^B)$  يمكن التعبير عنها بالصيغة  $\lambda_m^B = (\lambda_m^X)^2$ ، أي إن تطبيق أسلوب (MCA) باستخدام مصفوفة بيرت يعطي قيم ذاتية تساوي مربع القيم المفردة للتحليل باستخدام مصفوفة المؤشرات العظمى. وبالاعتماد على مصفوفة المؤشر  $(X)$  نستطيع أن نعرف مجموعة من إحداثيات المقطع الجانبي للعمود أو إحداثيات الأصناف  $(G)$  وكما يأتي:

$$G = \frac{1}{P\sqrt{n}} D^{-1} X' \Phi \quad \dots \dots \dots (4)$$



## التحليل المتناظر المتعدد للمتغيرات المصنفة المرتبة باستخدام متعددات الحدود المتعامدة

كما يمكن تحديد الإحداثيات الأساسية الخاصة بالأفراد ( $F$ ) من خلال الصيغة الآتية:

$$F = \frac{1}{P \sqrt{n}} X Y \quad \dots \dots \dots (5)$$

وتستخدم الإحداثيات الأساسية لوصف موقع كل نقطة في مخطط التناظر (*biplot or map*) ومن ثم تفسير المسافات المتداخلة بين المتغيرات المصنفة المرتبة، حيث تكون المسافات التي تعكس وجود ارتباط ضعيف بين أصناف الاستجابة المنخفضة أطول من المسافات بين أصناف الاستجابة المرتفعة. ويمكن باستخدام الإحداثيات الأساسية للعمود والصف المعبر عنهما في المعادلتين السابقتين التعبير عن القصور الذاتي الكلي أو التباين الكلي للبيانات كما في الصيغة الآتية:

$$\text{trace}(G'DG) = \text{trace}(F'F) = \text{trace}(\Lambda_x^2) \quad \dots \dots \dots (6)$$

(Greenacre, 2010b; Lombardo and Meulman, 2010)

### 3: تحليل العزم ثنائي المتغيرات *Bivariate Moment Decomposition*

هي طريقة للتحليل تنطبق على أسلوب التحليل المتناظر (CA) كبديل لاستخدام تحليل القيمة المفردة (SVD) لاثنتين من المتغيرات المصنفة المرتبة ويشار إليها بالرمز (BMD)، وتتضمن هذه الطريقة توليد مجموعة من متعددات الحدود المتعامدة لتعكس البنية الترتيبية للمتغيرات ولتحديد مصادر العلاقات الخطية وغير الخطية بين المتغيرين المرتبين واختبار مستوى معنويتهما. ولنفرض إن جدول التوافق ذو الأبعاد ( $J_1 \times J_2$ ) تم تصنيفه إلى ( $n$ ) من الأفراد وفقاً للأصناف الصفية ( $J_1$ ) والأصناف العمودية ( $J_2$ ) وأن ( $Q = X_1' X_2$ ) تمثل مصفوفة التكرارات النسبية ذات الأبعاد ( $J_1 \times J_2$ ) الناتجة من تقسيم عناصر جدول التوافق على ( $n$ )، وإن الرمز ( $j_1 j_2'$ ) يمثل مصفوفة التكرارات المتوقعة مقسومة على ( $n$ )، ولنفرض إن الرمز ( $D_{J_1}$ ) يمثل المصفوفة القطرية لصف التكرارات النسبية الهامشية ( $J_1$ ) و ( $D_{J_2}$ ) هي المصفوفة القطرية لعمود التكرارات النسبية الهامشية ( $J_2$ )، وباستخدام مركز المقاطع الجانبية للصف ( $ith$ ) والعمود ( $jth$ ) فإن:

$$\vartheta_1 Z_{12} = D_{J_1}^{-1} (Q - j_1 j_2') \vartheta_2 \quad \dots \dots \dots (7)$$

$$\vartheta_2 Z_{12}' = D_{J_2}^{-1} (Q' - j_2 j_1') \vartheta_1 \quad \dots \dots \dots (8)$$

وبضرب المعادلة (7) من جهة اليمين بالمصفوفة ( $\vartheta_2'$ ) نحصل على:

$$D_{J_1}^{-1} (Q - j_1 j_2') \vartheta_2 \vartheta_2' = \vartheta_1 Z_{12} \vartheta_2' \quad , \quad \because \vartheta_2 \vartheta_2' = D_{J_2}^{-1} D_{J_1}^{-1} (Q - j_1 j_2') D_{J_2}^{-1} = \vartheta_1 Z_{12} \vartheta_2'$$

$$\therefore \tilde{S} = \vartheta_1 Z_{12} \vartheta_2' \quad \dots \dots \dots (9)$$

إذ تمثل ( $\vartheta_2 = \tilde{\vartheta} D_{J_2}^{1/2}$  و  $\vartheta_1 = \tilde{\vartheta} D_{J_1}^{1/2}$ ) مصفوفات صف وعمود متعددات الحدود المتعامدة وتخضعان للقيود ( $\vartheta_2' D_{J_2} \vartheta_2 = I$  ,  $\vartheta_1' D_{J_1} \vartheta_1 = I$ ) على التوالي، ويمثل الرمز ( $Z_{12}$ ) مصفوفة الارتباطات العامة (*generalized correlations matrix*) بين صف وعمود متعددات الحدود المتعامدة



## التحليل المتناظر المتعدد للمتغيرات المصنفة المرتبة باستخدام متعددات الحدود المتعامدة

ذات الأبعاد  $(J_1 - 1) \times (J_2 - 1)$ ، أما المعادلة (9) فتمثل تحليل العزم ثنائي المتغيرات (BMD) لمصفوفة بيرسون التوافقية (S).

(Best and Rayner, 1996; Lombardo et al., 2016)

### 4: التحليل الهجين Hybrid Decomposition

في كثير من مجالات الأبحاث المختلفة بما في ذلك بحوث التسويق، علوم الاجتماع، وتحليل بيانات الدراسات الاستقصائية الكبيرة، غالباً ما نلاحظ إن البيانات الوصفية قيد الدراسة تكون على شكل متغيرات مصنفة مرتبة (ordered categorical variables) أو مختلطة (مرتبة وأسمية)، ولتحليل هذه المتغيرات المصنفة فقد اقترحت الباحثان (Lombardo and Meulman) في عام (2010) أسلوباً بديلاً للتحليل المتناظر المتعدد (MCA) يجمع بين خصائص ومميزات طريقة تحليل العزم ثنائي المتغيرات (BMD) وطريقة تحليل القيمة المفردة (SVD) يسمى هذا الأسلوب بالتحليل الهجين (hybrid decomposition) ويشار إليه بالرمز (HD) كما يسمى أيضاً بأسلوب التحليل المتناظر المتعدد المرتب (ordered multiple correspondence analysis) ويشار إليه بالرمز (OMCA)، ويشمل هذا الإجراء حساب متعددات الحدود المتعامدة للمتغيرات المصنفة المرتبة من خلال إجراء تحليل العزم ثنائي المتغيرات (BMD) أو استخدام صيغ التكرار العامة لايمرسون وكذلك حساب المتجهات المفردة من خلال تحليل القيمة المفردة (SVD) بالنسبة للأفراد. إن أسلوب التحليل الهجين (HD) يحافظ على كافة مميزات أسلوب التحليل المتناظر المتعدد (MCA) كما يسمح بالحصول على معلومات إضافية حول بنية وعلاقات الأصناف المرتبة بالمتغيرات المصنفة المرتبة من خلال فصل مركبات متعدد الحدود المتعامدة الخطية، التربيعية، وعزوم ذات رتب أعلى للمتغيرات. (Lombardo and Beh, 2010; Lombardo and Meulman, 2010)

1-4: التحليل الهجين لجداول المؤشر المتعددة HD of Multiple Indicator Tables  
بعد حساب متعددات الحدود المتعامدة الخاصة بالتوزيع الهامشي (التكرارات النسبية) للمتغيرات المصنفة المرتبة (p) وتكوين المصفوفة القطرية العظمى لمتعددات الحدود المتعامدة (ϑ)، فإن التحليل الهجين (HD) للتحليل المتناظر المتعدد (MCA) باستخدام مصفوفة المؤشرات العظمى (X) يمكن ان يعرف كالاتي:

$$HD \left( \frac{1}{P \sqrt{n}} XD^{-1/2} \right) = \Phi Z \vartheta' \quad \dots \dots (10)$$

اذ إن:

$$Z = \frac{1}{P \sqrt{n}} \Phi' XD^{-1/2} \vartheta \quad \dots \dots (11)$$

من المعادلة (10) أعلاه نستنتج أن المصفوفة (Z) هي المصفوفة القطرية العظمى للارتباطات العامة بين درجات الصفوف ودرجات الأعمدة، حيث ان العنصر العام  $(m, v_k)$  فيها يمكن التعبير عنه بالصيغة التالية: (Beh and Lombardo, 2014)

$$z_{m(v_k)} = \frac{1}{P \sqrt{n}} \sum_{i=1}^n \sum_{j_k=1}^{J_k} x_{ij_k} \phi_{im} \vartheta_{j_k v_k} \quad \dots \dots (12)$$

يمثل الرمز  $(\phi_{im})$  المتجه المفرد الأيسر (mth) لكل  $m=1, \dots, (J-P)$  المرتبط مع صفوف المصفوفة (X)، وعلى نحو مماثل فإن العنصر  $(\vartheta_{j_k v_k})$  يرتبط مع أعمدة المصفوفة (X). لذلك فإن القصور الذاتي الكلي (total inertia) الناتج من تطبيق أسلوب التحليل الهجين (HD) باستخدام المصفوفة (X) يمكن التعبير عنه بالصيغة التالية:



## التحليل المتناظر المتعدد للمتغيرات المصنفة المرتبة باستخدام متعددات الحدود المتعامدة

$$\text{trace}(Z'Z) = \text{trace}(ZZ') = \text{trace}(\Lambda_X^2) = \text{trace}(\Lambda_B) \quad \dots (13)$$

أن العناصر القطرية للمصفوفة  $(Z'Z)$  والتي يشار إليها بالرمز  $(Z_{v_k, v_k})$  تحدد نسبة مساهمة المركبات المرتبطة بأصناف كل متغير مرتب  $(k\text{th})$  إلى القصور الذاتي الكلي. فعندما  $(v = 1)$  فإن العنصر  $(Z_{1_k, 1_k})$  يصف أهمية موقع المركب للمتغير  $(k\text{th})$  في القصور الذاتي الكلي، ويمكن من خلال العنصر  $(Z_{2_k, 2_k})$  حساب المركب التربيعي الذي يعكس التباين في انتشار أصناف المتغير  $(k\text{th})$ .

(Beh and Davy, 1998; Lombardo and Beh, 2010)

### 2-4: 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)، أن مجموع مربعات القيم المفردة الناتجة من تحليل مصفوفة بيرت يمكن أن يكتب على شكل مجموع مربعات القيم المفردة من كافة المصفوفات الجزئية غير القطرية فضلا عن 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 جزئية غير قطرية يساوي إحصاء بيرسون-مربع كاي  $(\chi^2)$  مقسومة على  $(n)$  لكل جدول جزئي.

وبما إن مجموع القيم الذاتية غير الوهمية  $(\sum_{m=1}^{J-p} \lambda_m^2)$  للمصفوفة  $(X)$  يكون مساوي إلى  $(J/p) - 1$ . لذلك، فإن مجموع المربعات الكلي للمصفوفة الناتجة يكون كالآتي:

$$\sum_{m=1}^{J-p} (\lambda_m^X)^4 = 1/P \sum_{k=1}^P (j_k - 1) + \sum_{i \neq k} \sum_{k=i} \frac{x_{ik}^2}{n} \quad \dots (14)$$

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

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

$$\sum_{m=1}^{J-p} (\lambda_m^X)^4 = \sum_{m=1}^{J-p} \lambda_m^2 + \sum_{i \neq k} \sum_{k=i} \frac{x_{ik}^2}{n} \quad \dots (15)$$

ويمكن أن نشق مجموع مربعات القيم المفردة لكل المصفوفات الجزئية غير القطرية كما في المعادلة التالية:

$$\sum_{i \neq k} \sum_{k=i} x_{ik}^2 = n \sum_{m=1}^{J-p} [(\lambda_m^X)^4 - \lambda_m^2] = n \sum_{m=1}^{J-p} [(\lambda_m^B)^2 - 1] \quad \dots (16)$$

$$\sum_{i \neq k} \sum_{k=i} x_{ik}^2 = n \left( \sum_{m=1}^{J-p} (\lambda_m^X)^4 + 1 - 2 \sum_{m=1}^{J-p} \lambda_m^2 \right) = n \sum_{m=1}^J (\lambda_m^2 - 1)^2 \quad \dots (17)$$

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



## التحليل المتناظر المتعدد للمتغيرات المصنفة المرتبة باستخدام متعددات الحدود المتعامدة

$$\sum_{i < k} x_{ik}^2 = \frac{n}{2} \sum_{m=1}^{J-P} [(\lambda_m^X)^4 - 1] \quad \dots \dots (18)$$

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

$$\sum_{i < k} x_{ik}^2 = \frac{n}{2} \sum_{k=1}^P \sum_{v_k=1}^{j_k-1} (z_{v_k, v_k}^2 - 1) \quad , \forall v_k = v_k \quad \dots \dots (19)$$

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-مربع كاي ( $x^2$ ) لجدول التوافق ذو الاتجاهين إلى قيم مستقلة ( $Z_{12}$ ) تتبع التوزيع الطبيعي، لذلك فإن قيم ( $z_{v_k, v_k}^2$ ) تتبع توزيع ( $x^2$ ). (*Best and Rayner, 1996; De Leeuw, 1973*)

### 3-4: إحداثيات الأصناف *Coordinates for Categories*

في أسلوب التحليل الهجين (HD) 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) فإن إحداثيات الصف تقدم وصفاً نظرياً للأفراد قيد الدراسة، بينما تصف إحداثيات العمود العلاقات بين أصناف المتغيرات بيانياً. لذلك فإن سلسلة إحداثيات المتغيرات المصنفة (p) في أسلوب (OMCA) تؤدي إلى إحداثيات المقطع الجانبي للعمود:

$$G = \psi Z'$$

وبما إن المصفوفة (Z) تم التعبير عنها في المعادلة (11)، فإن الإحداثيات (G) يمكن تعريفها بطريقة أخرى:

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

وهذه النتيجة مشابهة للمعادلة (4)، لذلك فإن موقع إحداثيات الأصناف المستحصل عليها باستخدام التحليل الهجين (HD) تكون مطابقة إلى موقع إحداثيات المقطع الجانبي للعمود التي تم الحصول عليها من تطبيق أسلوب (MCA) باستخدام المصفوفة (X)، أما القصور الذاتي الكلي (التباين الكلي) باستخدام هذه الإحداثيات فيمكن التعبير عنه بالصيغة التالية:

$$\text{trace}(G'DG) = \text{trace}(ZZ') = \text{trace}(\Lambda_X^2) = \text{trace}(\Lambda_B) \quad \dots \dots (20)$$

(*Beh and Lombardo, 2014; Le Roux and Rouanet, 2010*)



## التحليل المتناظر المتعدد للمتغيرات المصنفة المرتبة باستخدام متعددات الحدود المتعامدة

### Coordinates for Individuals

### 4-4: إحدائيات الأفراد

واحدة من إمكانات أسلوب (MCA) هي تمثيل الأصناف والأفراد معاً في نفس مخطط التناظر، لكن إذا كان عدد الأفراد كبير جداً فإن المخطط المشترك لا يعطي عرض واضح للعلاقات بين الأفراد والأصناف. كما إن العرض البياني المنفرد الذي يستخدم إحدائيات الأفراد غالباً ما يؤدي إلى تشتت النقاط فتكون البنية غير واضحة (ماعدا ما يسمى بحدوة الحصان *(horseshoe shape)* أو تأثير كوتمان *(Guttman effect)* فإنه يشير إلى هيمنة البعد الأول). لذلك، فإن إحدائيات الأفراد التي يتم الحصول عليها من تطبيق أسلوب (MCA) يمكن حذفها من العرض البياني. أما إحدائيات الأفراد التي نحصل عليها باستخدام متعددات الحدود المتعامدة فإنها تترتب تلقائياً في مجاميع مميزة (عناقيد)، ومن ثم تعطي بنية بسيطة وتصنيف للكائنات ويمكن تعريفها كالآتي:

$$F = \Phi Z = \frac{1}{P \sqrt{n}} X \psi \quad \dots \dots (21)$$

كذلك فإن القصور الذاتي الكلي بالاعتماد على هذه الإحدائيات هو:

$$\text{trace}(F'F) = \text{trace}(Z'Z) = \text{trace}(\Lambda_B) \quad \dots \dots (22)$$

وفي مخطط التناظر للأفراد عادةً ما نبحث عن أول اثنين 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.

(Beh and Davy, 1998; Lombardo and Meulman, 2010)

### 5: الجانب التطبيقي:

تم الحصول على البيانات الخاصة بالبحث من خلال دراسة استقصائية أجريت من قبل الجهاز المركزي للإحصاء (CSO) في عام 2016، حيث تم قياس رضى المستخدمين والتعرف على احتياجاتهم من الخدمات التي يقدمها الجهاز المركزي للإحصاء والبيانات الإحصائية التي ينشرها باستخدام الاستبيان (*Questionnaire*). لدراسة مدى الرضى تم الحصول على عينة مؤلفة من (170) فرداً للإجابة على استمارات الاستبانة الخاصة بهم، حيث تتألف الاستبانة من أربعة أجزاء رئيسية يختص الجزء الأول بالبيانات التعريفية عن أفراد العينة ويضم (11) سؤالاً، ويهتم الجزء الثاني بدراسة العلاقة مع الجهاز المركزي للإحصاء ويضم (5) أسئلة، ويختص الجزء الثالث بدراسة إحصاءات الجهاز (تقييم المنتجات أو الخدمات) ويتكون من ثلاثة متغيرات فرعية، مؤشر الإحصاءات السكانية والاجتماعية ويتألف من (8) عناصر، مؤشر الإحصاءات الاقتصادية ويتألف من (10) عناصر ومؤشر الإحصاءات الجغرافية ويتألف من (7) عناصر، أما الجزء الرابع فيختص بدراسة مستوى رضى المستخدمين ويضم خمسة متغيرات فرعية، مؤشر طبيعة الخدمة (القدرة على الوصول/الاتصال بالجهاز) ويتكون من (4) عناصر، مؤشر طبيعة الخدمة (كفاءة وفعالية طاقم الجهاز) ويتكون من (3) عناصر، مؤشر قنوات نشر البيانات الإحصائية ويتألف من (5) عناصر، مؤشر المواصفات العامة للصفحة الإلكترونية ويتألف من (8) عناصر ومؤشر التعامل مع المديرية الفنية ويتألف من (5) عناصر. (الاستمارة مرفقة في نهاية البحث)

ومن أجل دراسة العلاقات بين رضى المستخدمين إزاء المتغيرات الخاصة بالجزئين الثالث والرابع من الاستبانة فقد تم توظيف الأدوات الإحصائية (أسلوب التحليل المتناظر المتعدد (MCA) وكذلك أسلوب التحليل الهجين (HD))، وتمت الإشارة إلى أصناف منتجات الجهاز المركزي للإحصاء مع درجات تقييم مستوى الرضى حسب الوصف المبين في الجدول (1) الآتي:





## التحليل المتناظر المتعدد للمتغيرات المصنفة المرتبة باستخدام متعددات الحدود المتعامدة

جدول (1) ترميز أصناف منتجات (خدمات) الجهاز ومتغيرات مستوى رضى المستخدمين.

المنتج أو الخدمة (PAS)					اسم المتغير
ممتاز	جيد جداً	جيد	ضعيف	ضعيف جداً	الصف
PAS5	PAS4	PAS3	PAS2	PAS1	رمز الصف
طبيعة الخدمة / القدرة على الوصول (NOS)					اسم المتغير
ممتاز	جيد جداً	جيد	متوسط	غير مناسب	الصف
NOS5	NOS4	NOS3	NOS2	NOS1	رمز الصف
طبيعة الخدمة / كفاءة وفعالية طاقم الجهاز (TUB)					اسم المتغير
ممتاز	جيد جداً	جيد	متوسط	غير مناسب	الصف
TUB5	TUB4	TUB3	TUB2	TUB1	رمز الصف
قنوات نشر البيانات الإحصائية (COB)					اسم المتغير
ممتاز	جيد جداً	جيد	متوسط	غير مناسب	الصف
COB5	COB4	COB3	COB2	COB1	رمز الصف
المواصفات العامة للصفحة الإلكترونية (GWB)					اسم المتغير
ممتاز	جيد جداً	جيد	متوسط	غير مناسب	الصف
GWB5	GWB4	GWB3	GWB2	GWB1	رمز الصف
التعامل مع المديرية الفنية (DTD)					اسم المتغير
ممتاز	جيد جداً	جيد	متوسط	غير مناسب	الصف
DTD5	DTD4	DTD3	DTD2	DTD1	رمز الصف

### Analysis & Interpretation Results

### 6: تحليل وتفسير النتائج

من خلال تطبيق أسلوب (MCA) و (HD) باستعمال لغة البرمجة الإحصائية (R) تم الحصول على قيم القصور الذاتي الأساسي باستخدام المصفوفة (X) (القيم المفردة  $(\lambda_m^X)$ ) وقيم القصور الذاتي الأساسي باستخدام المصفوفة (B) (القيم الذاتية  $(\lambda_m^B)$ ) كما في المعادلتين (2) و (3) على التوالي، وتم إيجاد القصور الذاتي الكلي باستخدام المصفوفة (X) والقصور الذاتي الكلي باستخدام المصفوفة (B) كما في المعادلتين (6) و (13) على التوالي، كذلك تم الحصول على قيم القصور الذاتي الأساسي المعدل  $(adj(\lambda_m^B))$  ونسب المساهمة المصححة والنسب التراكمية لكل قصور ذاتي أساسي، والجدول (2) الاتي يوضح ذلك.

جدول (2) قيم القصور الذاتي ونسب المساهمة المصححة والتراكمية الناتجة من تطبيق أسلوب (MCA) و (HD)

no.	Inertia X	Inertia B	$adj(\lambda_m^B)$	%	Cum %
1	0.5825	0.3393	0.249	52.8	52.8
2	0.4788	0.2293	0.140	29.8	82.6
3	0.3517	0.1237	0.049	10.5	93.
4	0.2834	0.0803	0.020	4.2	297.
5	00.257	0.0661	0.012	2.5	799.
6	0.1905	0.0363	0.001	0.2	99.9
7	0.1836	0.0337	0.000	0.1	100.0
8	0.1771	0.0314	0.000	0.0	100.0



## التحليل المتناظر المتعدد للمتغيرات المصنفة المرتبة باستخدام متعددات الحدود المتعامدة

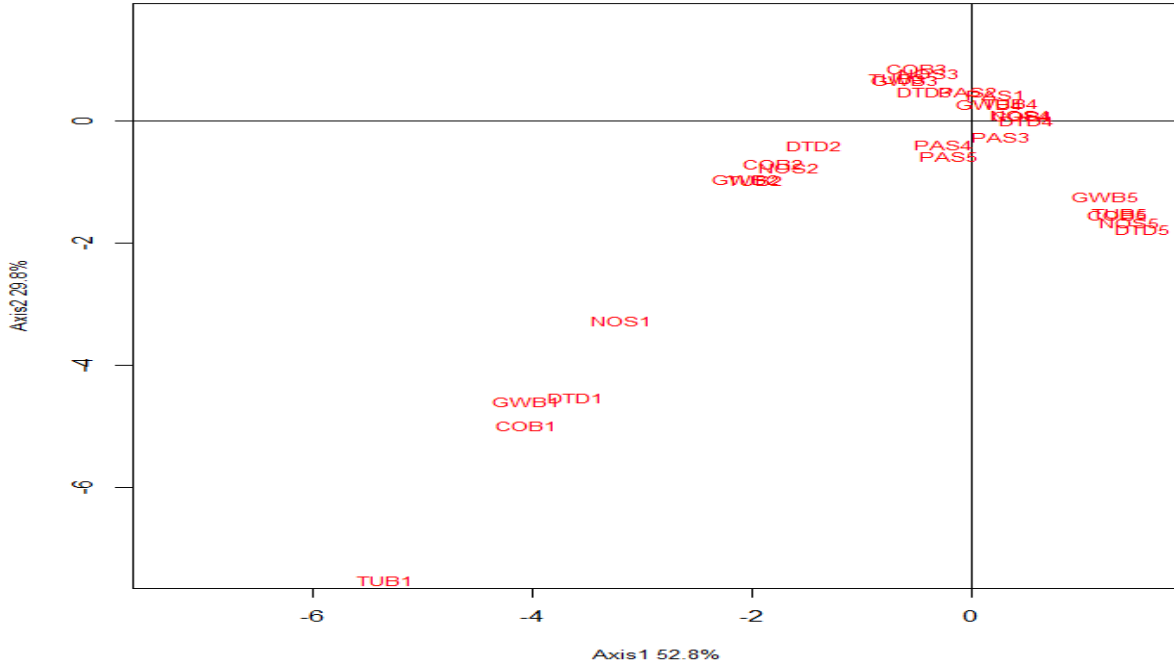
9	00.167	0.0279	0.000	0.0	100.0
10	0.1488	0.0222			
11	0.1411	0.0199			
12	0.1374	0.0189			
13	0.1251	0.0156			
14	0.1197	0.0143			
15	0.1085	0.0118			
16	00.087	0.0076			
17	0.0801	0.0064			
18	0.0792	0.0063			
19	0.0694	0.0048			
20	0.0637	0.0041			
21	0.0549	00.003			
22	0.0416	0.0017			
23	0.0363	0.0013			
24	60.035	0.0013			
Total	4	11.107	0.471		

نلاحظ من الجدول أعلاه أن عدد القيم المفردة ( $\lambda_m^X$ ) وكذلك عدد القيم الذاتية ( $\lambda_m^B$ ) الناتجة من تطبيق أسلوب (MCA) باستخدام مصفوفة المؤشرات (X) ومصفوفة بيرت (B) مساوي الى ( $J-P = 30-6 = 24$ ) وأن قيمة القصور الذاتي الكلي باستخدام المصفوفة (X) قد بلغت ( $inertia(X) = 4$ ) بينما بلغت قيمة القصور الذاتي الكلي باستخدام المصفوفة (B) ( $inertia(B) = 1.1071$ )، أما قيمة القصور الذاتي الكلي المعدل فقد بلغت ( $adjusted\ total\ inertia = 0.471$ ). كما نلاحظ أن المحور الأساسي المعدل الأول يفسر (52.8%) من القصور الذاتي الكلي المعدل وأن المحور الأساسي المعدل الثاني يفسر (29.8%) من القصور الذاتي الكلي المعدل، وبالتالي فإن المحورين الأساسيين الأول والثاني يفسران (82.6%) من الارتباط (المقاس بالقصور الذاتي الكلي المعدل) الموجود بين أصناف الاستجابة والبالغة (30) صنفاً، مما يدل على وجود علاقات ارتباط معنوية بين أصناف منتجات (خدمات) الجهاز المركزي للإحصاء وأصناف متغيرات مستوى رضى المستخدمين، وبالتالي وجود علاقات ارتباط معنوية بين منتجات الجهاز ودرجات تقييم مستوى الرضى المتمثلة بالمؤشرات (طبيعة الخدمة (القدرة على الوصول/الاتصال بالجهاز)، طبيعة الخدمة (كفاءة وفعالية طاقم الجهاز)، قنوات نشر البيانات الإحصائية، المواصفات العامة للصفحة الإلكترونية والتعامل مع المديرية الفنية). ويبين الشكل (c-1) التالي مخطط التناظر الناتج من تطبيق أسلوب التحليل المتناظر المتعدد (MCA) والذي يوضح علاقات الارتباط بين منتجات (خدمات) الجهاز المركزي للإحصاء ودرجات تقييم مستوى رضى المستخدمين من خلال وصف العلاقات بين أصناف الاستجابة.



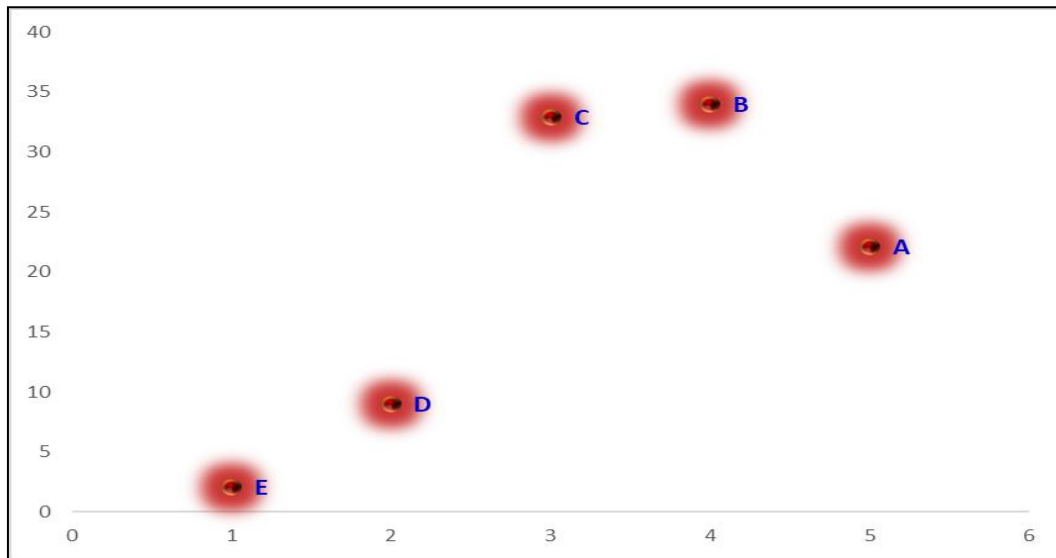
## التحليل المتناظر المتعدد للمتغيرات المصنفة المرتبة باستخدام متعددات الحدود المتعامدة

شكل (c-1) مخطط التناظر لأصناف منتجات الجهاز ودرجات تقييم مستوى الرضى باستخدام أسلوب (MCA).



يوضح مخطط التناظر أعلاه الكثافة العالية لأصناف الاستجابة المرتفعة (4) و (5) إذ نلاحظ ان المسافات بين هذه الأصناف متقاربة جداً مما يدل على وجود علاقات ارتباط معنوية بين منتجات الجهاز ودرجات تقييم مستوى الرضى، كما نلاحظ ان المسافات بين أصناف الاستجابة المنخفضة (1) و (2) تكون متباعدة الى حد ما، حيث يمكن ملاحظة التشتت الكبير لتلك الأصناف على طول المحور الثاني. ويبين الشكل (c-2) التالي مخطط التناظر لأفراد عينة مسح رضى المستخدمين لعام 2016 الناتج من تطبيق أسلوب (HD) إذ تم تشكيل خمسة عناقيد مميزة تلقائياً (*automatic clustering*) من الأفراد وان كل عنقود يرتبط مع واحد من الأصناف المرتبة الخمسة التي تشكل المتغير المصنف المرتب.

شكل (c-2) مخطط التناظر يوضح العناقيد التلقائية لأفراد عينة مسح رضى المستخدمين باستخدام أسلوب (HD).





## التحليل المتناظر المتعدد للمتغيرات المصنفة المرتبة باستخدام متعددات الحدود المتعامدة

تتضمن المجموعة الأولى أو العنقود الأول (A) أفراد العينة الذين أشاروا الى الاختيار (5) لجميع الأسئلة في المسح، أي ممن كان لديهم حكم ممتاز على نوعية المنتجات (الخدمات) التي يقدمها الجهاز المركزي للإحصاء. وعلى نحو مماثل فإن العنقود الثاني (B) يشمل الأفراد الذين لديهم إجابات مرتبطة مع الأصناف (PAS4, NOS4, TUB4, COB4, GWB4, DTD4) ، وترتبط إجابات الأفراد الذين ينتمون الى العنقود (C) مع الأصناف (PAS3, NOS3, TUB3, COB3, GWB3, DTD3) ، بينما ترتبط إجابات الأفراد الذين ينتمون الى العنقود (D) بالأصناف (PAS2, NOS2, TUB2, COB2, GWB2, DTD2) ، أما الأفراد الذين ينتمون الى العنقود الخامس (E) فهم أولئك الذين لديهم إجابات مرتبطة مع الأصناف (PAS1, NOS1, TUB1, COB1, GWB1, DTD1) والذين أعطوا تصنيفاً ضعيفاً بشكل عام على المنتجات (الخدمات) التي يقدمها الجهاز المركزي للإحصاء ولجميع الأسئلة في المسح. ويبين الجدول (3) التالي توزيع أفراد العينة الذين تم تصنيفهم في كل عنقود من العناقيد الخمسة، حيث يرى (22.1%) من الأفراد المبحوثين أن الخدمات المقدمة من قبل الجهاز المركزي للإحصاء كانت ممتازة، وبلغت نسبة الأفراد الذين أشاروا إلى أن الخدمات المقدمة كانت جيدة جداً (34%)، بينما أعتبر (2.1%) من الأفراد أن الخدمات التي يقدمها الجهاز المركزي للإحصاء كانت ضعيفة جداً وغير مناسبة. مثل هذا التصنيف العام لقياس رضى المستخدمين لا يمكن الحصول عليه عند استخدام أسلوب التحليل المتناظر المتعدد (MCA)، ومن ثم فإن استخدام أسلوب التحليل الهجين (HD) له مميزات كبيرة إذ يمكن من خلاله قياس ورصد مستوى الرضى العام للمستخدمين على الخدمات التي يقدمها الجهاز المركزي للإحصاء.

جدول (3) النسب المئوية لأفراد العينة المبحوثة الذين تم تصنيفهم في عناقيد مميزه.

Clusters	%
A	22.1
B	34.0
C	32.9
D	9.0
E	2.1

### Partitioning Total Inertia

### 1-6: تجزئة القصور الذاتي الكلي

يبين الجدول (4) الاتي ملخصاً لمركبات متعددات الحدود المتعامدة التي تعكس العزوم الأربعة الأولى (الموقع (Location)، التشتت (dispersion)، الالتواء (skewness) والتفلطح (kurtosis)) المرتبطة بأصناف الاستجابة الخاصة بمنتجات (خدمات) الجهاز ودرجات تقييم مستوى الرضى، إذ نلاحظ إن مركب الموقع لمنتجات الجهاز (PAS) وكفاءة طاقم الجهاز (TUB) وقنوات نشر البيانات الإحصائية (COB) وكذلك التعامل مع المديرية الفنية (DTD) كان معنوياً وذو دلالة إحصائية عند مستوى معنوية (0.01)، كما إن مركب الموقع لمتغير القدرة على الوصول (NOS) كان معنوياً أيضاً عند مستوى معنوية (0.05) مما يدل على تجانس البيانات ووجود علاقات ارتباط معنوية بين أصناف استجابة المتغيرات المصنفة المرتبة، أما بالنسبة لمركبات متعددات الحدود المتعامدة المرتبطة بمتغير المواصفات العامة للصفحة الإلكترونية (GWB) فجميعها كانت غير معنوية مما يدل على التشتت في أصناف الاستجابة المنخفضة (GWB1, GWB2).

جدول (4) تجزئة القصور الذاتي الكلي وإحصاءه ( $\chi^2$ ) لبيانات مسح رضى المستخدمين 2016.

variables	component	$Z^2_{v_k, v_k}$	$\chi^2$	p-value	df	inertia %
PAS	Location	0.1389	*61123.	00870.	10	9.392
	Dispersion	0.0014	0.2339	1.000	10	0.093
	Skewness	0.0005	0.0851	1.000	10	0.034
	Kurtosis	0.0003	0579.0	1.000	10	0.023



## التحليل المتناظر المتعدد للمتغيرات المصنفة المرتبة باستخدام متعددات الحدود المتعامدة

<b>NOS</b>	<i>Location</i>	0.1152	**19.5894	03340.	10	7.792
	<i>Dispersion</i>	0.0944	16.0413	09850.	10	6.381
	<i>Skewness</i>	0.0257	4.3716	92900.	10	1.739
	<i>Kurtosis</i>	0.0041	0.6960	1.000	10	0.277
<b>TUB</b>	<i>Location</i>	0.1389	*61123.	00870.	10	9.392
	<i>Dispersion</i>	0.1016	17.265	06870.	10	6.867
	<i>Skewness</i>	0.0639	10.865	36810.	10	4.322
	<i>Kurtosis</i>	0.0401	6.8102	74320.	10	2.709
<b>COB</b>	<i>Location</i>	0.1389	*61123.	00870.	10	9.392
	<i>Dispersion</i>	0.0529	9.0012	53200.	10	3.580
	<i>Skewness</i>	0.0441	7.498	67780.	10	2.982
	<i>Kurtosis</i>	0.0376	6.3996	78070.	10	2.546
<b>GWB</b>	<i>Location</i>	0.0671	11.403	0.3270	10	4.536
	<i>Dispersion</i>	0.0537	9.1325	51960.	10	3.633
	<i>Skewness</i>	0.0426	7.2465	70200.	10	2.883
	<i>Kurtosis</i>	0.0344	5.8533	82740.	10	2.328
<b>DTD</b>	<i>Location</i>	0.1389	*61123.	00870.	10	9.392
	<i>Dispersion</i>	0.0632	10.7393	37820.	10	4.272
	<i>Skewness</i>	0.0457	7.7637	65190.	10	3.088
	<i>Kurtosis</i>	0.0347	5.9058	82310.	10	2.349
	<b>Total</b>	<b>1.4788</b>	<b>251.402</b>		<b>240</b>	<b>100</b>

ملاحظة: مستوى الدلالة الإحصائية (مستوى المعنوية): \* = 0.01 ، \*\* = 0.05

كما نلاحظ أن نسبة مساهمة مركب الموقع المرتبط بأصناف منتجات الجهاز (*PAS*) الى القصور الذاتي الكلي قد بلغت (9.392%) بينما بلغت نسبة مساهمة مركب التشبث (0.093%)، وبلغت نسبة مساهمة مركب الموقع المرتبط بأصناف متغير القدرة على الوصول (*NOS*) الى القصور الذاتي الكلي (7.792%)، كما بلغت نسبة مساهمة مركب الموقع المرتبط بأصناف متغير كفاءة وفعالية طاقم الجهاز (*TUB*) الى القصور الذاتي الكلي (9.392%)، أما نسبة مساهمة مركب الموقع المرتبط بأصناف متغير المواصفات العامة للصفحة الإلكترونية (*GWB*) الى القصور الذاتي الكلي فقد بلغت (4.536%)، وبالتالي فإنه يمكن القول وبصورة عامة بأن مصدر التباين الرئيسي والأكثر معنوية هو مركب الموقع والذي بلغت نسبته المئوية (49.896%) من القصور الذاتي الكلي.



## الاستنتاجات

من خلال هذا البحث تم تقديم أسلوب التحليل المتناظر المتعدد (MCA) والتحليل الهجين (HD)، وتبين ان تطبيق أسلوب (MCA) باستخدام أسلوب التحليل الهجين (HD) يجعل من استخدام المتجهات المفردة ومتعددات الحدود المتعامدة ذات فوائد هامة وواضحة عندما تكون المتغيرات المصنفة قيد الدراسة مرتبة، إذ يمكن استخدام الدرجات الطبيعية ومخططات النقاط البيانية لتعكس الهيكل العام للبيانات وذلك من خلال تأثيرها على متعددات الحدود المتعامدة.

وبعد التوصل الى النتائج العددية عند تطبيق أسلوب التحليل الهجين (HD) الذي يجمع بين مميزات طريقة تجزئة القيمة المفردة (SVD) للأفراد وطريقة تحليل العزم ثنائي المتغيرات (BMD) للمتغيرات المصنفة المرتبة، تبين ان هذا الأسلوب يضمن الحفاظ على خصائص طريقة (MCA) حيث تبقى إحداثيات نقاط الأصناف وخصائصها الهندسية متماثلة في كلا 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 لكل منها. علاوة على ذلك، فإن التمثيل البياني للأفراد أو الوحدات يتغير كثيراً مقارنةً بأسلوب التحليل المتناظر المتعدد (MCA) حيث تتجمع الوحدات تلقائياً لتشكيل عناقيد مميزة (*distinct clusters*).

من خلال تطبيق أسلوب التحليل الهجين (HD) على البيانات الخاصة بمسح رضى المستخدمين لعام 2016 تم الحصول على تصنيف عام لقياس رضى المستخدمين على الخدمات التي يقدمها الجهاز المركزي للإحصاء لا يمكن الحصول عليه بسهولة عند استخدام أسلوب (MCA)، حيث تبين ان (56.1%) من أفراد العينة المبحوثة أشاروا الى ان الخدمات التي يقدمها الجهاز المركزي للإحصاء كانت جيدة جداً وممتازة بينما اعتبر (2.1%) من الأفراد ان الخدمات المقدمة كانت ضعيفة جداً وغير مناسبة كما في الجدول (3). كذلك تبين وجود علاقات ارتباط معنوية بين أصناف منتجات (خدمات) الجهاز المركزي للإحصاء وأصناف متغيرات مستوى رضى المستخدمين وبالتالي وجود علاقات ارتباط معنوية بين منتجات الجهاز ودرجات تقييم مستوى الرضى المتمثلة بالموشرات (طبيعة الخدمة) (القدرة على الوصول/الاتصال بالجهاز)، طبيعة الخدمة (كفاءة وفعالية طاقم الجهاز)، قنوات نشر البيانات الإحصائية، المواصفات العامة للصفحة الإلكترونية، والتعامل مع المديرية الفنية) كما في الفقرة (6).

## المصادر:

- 1- Beh, E.J. and Davy, P.J. (1998) "Partitioning Pearson's chi-squared statistic for a completely ordered three-way contingency table" *The Australian and New Zealand Journal of Statistics*, 40 (4), 465 - 477.
- 2- Beh, E.J. and Lombardo, R. (2014) *Correspondence analysis: Theory, practice and new strategies*, Chichester, Wiley.
- 3- Best, D.J. and Rayner, J.C.W. (1996) "Nonparametric analysis for doubly ordered two-way contingency tables" *Biometrics*, 52, 1153 - 1156.
- 4- De Leeuw, J. (1973) *Canonical analysis of categorical data*, PhD Thesis, Leiden University, The Netherlands.
- 5- Greenacre, M. (2010b) *Biplots in practice*, Fundacion BBVA.
- 6- Greenacre, M. (2007) *Correspondence analysis in practice*, 2<sup>nd</sup> Ed., London, Chapman & Hall.



- 7- Greenacre, M. (1988) "Correspondence analysis of multivariate categorical data by weighted least squares" *Biometrika*, 75, 457 - 467.
- 8- Greenacre, M. (1984) Theory and applications of correspondence analysis, London, Academic Press.
- 9- Le Roux, B. and Rouanet, H. (2010) Multiple correspondence analysis, London, Los Angeles, CA, Sage Publications.
- 10- 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.
- 11- Lombardo, R., Beh, E.J., & Kroonenberg, P.M. (2016) "Modelling trends in ordered correspondence analysis using orthogonal polynomials" *Psychometrika*, 81, 325 - 349.
- 12- Lombardo, R. and Meulman, J.J. (2010) "Multiple correspondence analysis via polynomial transformations of ordered categorical variables" *Journal of Classification*, 27, 191 - 210.



## symmetric analysis of multiple variables classified ranked orthogonal polynomials

### 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 variables 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 for variables, also graphical display of the individual units will show an automatic clustering.

**Keyword:** symmetric analysis of multiple, ranked orthogonal polynomials.