

# تخفيض عدد السلاسل الزمنية لإنتاج القمح الطري في المدن السورية باستخدام تقنية تحليل المركبات الأساسية والتنبؤ بالانتاج

\* أ.د.محمد طاهر عنان، \*\* د.أمجد ماسو، \*\*\*أ.فلك السطايجي

## ملخص البحث

تم التطرق في هذا البحث إلى إحدى أساليب التحليل الإحصائي وهي طريقة المركبات الأساسية من خلال تقديم الإطار النظري لهذه الطريقة أولاً، حيث وُضحت كيفية استخدامها في تخفيض عدد السلاسل من  $p$  سلسلة إلى  $k$  مركبة أساسية. كما استعرضنا كيفية تهيئة البيانات لتطبيق هذا الأسلوب وبعض المفاهيم العامة حول تلك الطريقة. ومن ثم طُبقت هذه الطريقة على بيانات من الواقع لدراسة العلاقة بين انتاج القمح الطري في المدن السورية ودراسة إمكانية تقليل عدد سلاسل الإنتاج إلى عدد أقل. اقتُرحت خوارزمية تقوم أولاً باختبار مدى ملاءمة البيانات للتحليل العاملي وفق مقياس KMO، بعد ذلك التأكد من إمكانية ضغط السلاسل جبرياً وفق معيار kaiser وبيانياً برسم مخطط الانتشار البياني للقيم الذاتية لمصفوفة معاملات الارتباط للسلاسل الزمنية قيد الدراسة. بينت النتائج التجريبية أنه يمكن اختزال المركبات الأساسية إلى ثلاثة مركبات والتي تمثل السلاسل العشر أفضل تمثيل وتفسر (87.8%) من تباينها الكلي. وأخيراً تم إيجاد قيم المركبات الأساسية المختزلة لسلاسل إنتاج القمح الطري في المدن السورية لاستخدامها في التنبؤ لثلاث سنوات قادمة.

الكلمات المفتاحية: طريقة تحليل المركبات الأساسية- التحليل العاملي- القيم الذاتية-الأشعة الذاتية.

(\* أستاذ دكتور في قسم الإحصاء الرياضي والبرمجة- كلية العلوم- جامعة حلب- حلب- سورية.

(\*\* مدرس دكتور في قسم الإحصاء الرياضي والبرمجة- كلية العلوم- جامعة حلب- حلب- سورية.

(\*\*\* قائم بالأعمال في قسم العلوم الأساسية، كلية الهندسة الكيميائية والبتروولية، جامعة البعث، سورية.

## Reducing the number of time series of produce soft wheat in Syrian cities by using Principal Component Analysis (PCA) technique and prediction of production

Mohammad Taher Anan\*, Amjad Masso\*\*, Falak Alsataihi\*\*\*

### Abstract

This research has been addressed to one of the methods of statistical analysis, which is Principal Component Analysis by providing the theoretical framework for this method first, as it has explained how to reduce the number of series from P series to K Principal Component. We also reviewed how to initialization data to apply this method and some public concepts about that way. This method is then applied to data from reality to study the relationship between soft wheat production in Syrian cities and to study the possibility of reducing the number of production series to a fewer. The suggested algorithm test first the appropriateness of the data for global analysis according to the KMO scale, then ensuring that the series can be compressed in accordance with the Kaiser and graphically with a Scree plot of eigenvalues for the correlation matrice of time series under study. Experimental results showed that Principal Components could be reduced to three Principal Components, which represent well the ten series and explain (87.8%) of its total variation. Finally, the values of Principal Components have been established for soft wheat production series in Syrian cities to be used to predict for three years.

**Keywords** : Principal Component Analysis (PCA) method, Factor analysis, eigenvalue, eigenvector.

\*)Department of mathematical Statistics and Programming, Faculty of Science, Aleppo University, Aleppo, Syria.

\*\*\*)Department of mathematical Statistics and Programming, Faculty of Science, Aleppo University, Aleppo, Syria.

\*\*\*\*)Department of Basic Sciences, Faculty of Chemical and Petroleum Engineering, AlBaath University, Homs, Syria.

## 1. مقدمة Introduction

غالباً ما نواجه في معظم الدراسات ظاهرة تحتوي على عدد كبير من المتغيرات المترابطة المراد إيجاد العلاقة بينها واختيار أفضل نموذج يمثل الظاهرة المدروسة أفضل تمثيل ويمكننا من إجراء التقديرات اللازمة للماضي والتنبؤ بالمستقبل. إلا أن الارتباط بين المتغيرات يشير إلى وجود تكرار في البيانات، مما يتطلب منا البحث عن وسيلة تعمل على تخفيض عدد المتغيرات الأصلية دون خسارة تذكر بالمعلومات المتوفرة عن هذه المتغيرات، وذلك من خلال تجميعها في مجموعات من العوامل مما يسهل تحديد ما وراءها من ظواهر ودلالات وإيجاد نموذج تنبؤ يسمح بتوليد تنبؤات قريبة من الواقع وبالتالي يساعد في إعداد التخطيط والنمذجة. ولتبسيط هذه المشكلة يمكن استخدام وسيلة احصائية دقيقة وفعالة تدعى بطريقة تحليل المركبات الأساسية Principal Component Analysis(PCA) [1].

## 2. مشكلة البحث Problem of the Research

تكمن مشكلة البحث في وجود عدد كبير من سلاسل تمثل انتاج القمح الطري في المدن السورية والمراد اختبار إمكانية تخفيضها إلى عدد محدود من المتغيرات تمثل تلك الظاهرة وتمكننا من التنبؤ بالقيم المستقبلية.

## 3. أهمية البحث Importance of the Research

إن استخدام طريقة الـ PCA في تخفيض عدد السلاسل يمكننا من:

- 1- الاستعاضة عن عدد كبير من السلاسل بعدد أقل بحيث يفسر معظم كمية التباين ولا يتم ضياع معلومات عن صفات السلاسل سوى نسبة ضئيلة.
- 2- إلغاء الضجيج وتأثير القيم الشاذة على عملية التنبؤ عند استخدام الضغط وفق طريقة الـ PCA.
- 3- الحفاظ على مستوى الوثوقية الابتدائي الذي يمكن خسارة قسم منه في حال كان عدد السلاسل كبيراً.

## 4. أهداف البحث Objective of the Research

يهدف هذا البحث إلى اختبار طبيعة العلاقة بين سلاسل انتاج القمح الطري في المدن السورية، ومدى مساهمتها في تكوين مركبات أساسية باستخدام التحليل متعدد

العوامل (طريقة المركبات الأساسية) وإلى دراسة إمكانية تخفيض عدد السلاسل الأصلية إلى مركبات أساسية تُحدّد من خلال مجموعة من السلاسل الأصلية بحيث تمثلها أفضل تمثيل وتفسر الجزء الأكبر من تباينها دون ضياع يذكر من المعلومات المتوفرة في قاعدة البيانات وذلك من خلال:

(1) استخدام أسلوب تحليل المركبات الأساسية لضغط عدد السلاسل إلى أقل عدد ممكن واستخلاص المركبات الأساسية للسلاسل.

(2) حساب قيم المركبات الأساسية تمهيداً لاستخدامها في إنشاء التنبؤات بالسلاسل الأصلية.

### 5. مواد وطرق البحث:

1. دراسة طريقة المركبات الأساسية نظرياً وعملياً.
2. تم اعتماد منهج التحليل الإحصائي باستخدام البرامج الإحصائية R و Spss بناء على البيانات المتوفرة وبما يخدم غرض البحث.

### 6. فرضية البحث:

تم وضع فرضية لاختبارها من خلال البحث وهي: عدم إمكانية تمثيل سلاسل انتاج القمح الطري في المدن السورية في عدد أقل من السلاسل. وفيما يلي طرح لأهم الدراسات التي تم التوصل إليها:

### 7. الدراسات السابقة Previous Studies

- مقالة (أ.د. محمد طاهر عنان، 2008) بعنوان استخدام القيم الذاتية والأشعة الذاتية في تنبؤ مؤشرات الإنتاج النباتي. استُخدمت في تلك الدراسة تقنية الـ PCA لإنتاجية خمس محاصيل وتم اختزال السلاسل الخمس إلى اثنين فقط، ثم بناء نموذج التنبؤ المناسب للمركبتين المستخرجتين ومن ثم تنبؤ الإنتاجية عن طريق القيم والأشعة الذاتية.
- أطروحة دكتوراه (رند عنبر، 2014) بعنوان استخدام الأشعة الذاتية والقيم الذاتية في بناء نموذج تنبؤ الحالة السكانية في سورية. في الفصل الثالث من الأطروحة تم عرض مفهوم الأشعة الذاتية والقيم الذاتية بشكل عام ومن ثم قُدّم شرح مفصل عن كيفية ضغط السلاسل الزمنية باستخدام الأشعة الذاتية والقيم الذاتية أو ما يسمى

بطريقة PCA، إضافة إلى عرض أهم المعايير الأساسية المستخدمة في اختصار السلاسل الزمنية، وأخيراً طبقت طريقة PCA في ضغط سلاسل أعداد سكان وولادات سورية حسب المحافظات والمناطق وذلك حسب معيار نسبة التباين المفسر.

- رسالة ماجستير (عبير العبيد، 2014) بعنوان استخدام تحليل المركبات الأساسية في إيجاد أفضل نموذج انحدار متعدد. عُرضَ الجانب التطبيقي في الفصل الثالث من الأطروحة والذي بحث في إيجاد أفضل نموذج انحدار متعدد لمتغير عدد الأسنان المنخورة لدى شريحة من طلاب جامعة حلب باستخدام تحليل المركبات الأساسية PCA، حيث تم تحديد العوامل المرصية الأكثر تأثيراً على أمراض النخر السنّي ممثلة بالمركبات الأساسية والتي تطابقت نتائجها مع الدراسات الميدانية في بعض الحالات وأظهرت إمكانية اعتماد هذه الطريقة في الأبحاث ذات الصلة.
- رسالة ماجستير (بلخاري سامي، 2009) بعنوان استخدام التحليل العاملي للمتغيرات في تحليل استبيانات التسويق. تناول الفصل الثالث من الرسالة الجانب التطبيقي وتم فيه استخدام أسلوب التحليل العاملي في تحليل استبيانات التسويق حيث أُخصت البيانات في عاملين رئيسيين يفسران 90.73% من نسبة التباين. ضم العامل الأول مجموعة من المتغيرات التي تهدف إلى تيسير تقديم الخدمة للزبائن، وعبر العامل الثاني عن مدى فعالية المزيج الترويجي للمؤسسة من خلال ارتباط هذا العامل بمتغيرات حسن برمجة الإعلانات والمعايير المستخدمة في تقييم نتائج الحملات الاتصالية.
- مقالة (د. عبد الهادي الرفاعي وآخرون، 2011) بعنوان تحليل المؤشرات التعليمية الزوجية في المحافظات السورية باستخدام طريقة المركبات الأساسية. طبقت في تلك المقالة طريقة تحليل المركبات الأساسية على المؤشرات الزوجية وتم التوصل إلى مركبين أساسيين يمثلان المؤشرات التعليمية الزوجية البالغ عددها 12 ويفسران 91% من التباين الكلي وهما تدني المستوى التعليمي للزوجين ونسب التعليم المتوسط للزوجين كما تضمن البحث تدوير المحاور ونتج عن ذلك تحسسين في تفسير المركبات المستخرجة.

- مقالة (د. ترقو محمد، 2017) بعنوان التحليل متعدد الأبعاد للمتغيرات السياحية والبيئية باستخدام طريق المركبات الأساسية (PCA). تم اختبار طبيعة العلاقة بين المؤشرات السياحية والمؤشرات البيئية في 163 دولة باستخدام طريقة المركبات الأساسية، وبينت النتائج ملاءمة البيانات للتحليل العاملي من خلال تطبيق اختبار KMO، كما استخرج 7 عوامل تفسر 68.6% من التباين الكلي وتبين وجود تداخل بين متغيرات السياحة ومتغيرات البيئة في تكوين العوامل المستخرجة.

### 8. مفاهيم عامة في تحليل المركبات الأساسية:

#### 1.8. المركبات الأساسية The Principal Components [2] [3]

المركبات الأساسية هي تراكيب خطية بالمتغيرات الأصلية  $X_1, X_2, \dots, X_p$  غير مرتبطة ومرتبطة بحسب نسبة تفسيرها للتباين الكلي (نسبة المعلومات التي تعطيها عن العينة) [3] [2] فالمركبة الأساسية الأولى هي التركيب الخطي الذي يؤدي إلى تفسير أكبر نسبة من التباين في البيانات، وتعد المركبة الأساسية الثانية هي التركيب الخطي الذي يؤدي إلى تفسير ثاني أكبر كمية من التباين المتبقي بعد المركبة الأولى (والذي لا يُفسر من قبل المركبة الأولى) وغير مرتبطة بالمركبة الأولى ومتعامدة معها، والمركبة الأساسية الثالثة تُمثل التركيب الخطي الذي يؤدي إلى تفسير أكبر نسبة تباين بعد المركبتين الأولى والثانية ومتعامدة معها وهكذا من أجل جميع المركبات الأساسية...

#### 2.8. الشكل الجبري للمركبات الأساسية [3] [4]:

ليكن المتجه العشوائي  $\hat{X} = [X_1, X_2, \dots, X_p]$  له مصفوفة تباين  $\Sigma$  من الشكل:

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma^2_{11} & \sigma^2_{12} & \dots & \sigma^2_{1p} \\ \sigma^2_{21} & \sigma^2_{22} & \dots & \sigma^2_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma^2_{p1} & \sigma^2_{p2} & \dots & \sigma^2_{pp} \end{pmatrix}$$

حيث  $\sigma^2_{jk}$  هو التباين بين المتغيرين  $X_j$  و  $X_k$ . وله مصفوفة الارتباط  $R$  من الشكل:

$$R = \begin{pmatrix} 1 & r_{12} & \dots & r_{1p} \\ r_{21} & 1 & \dots & r_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \dots & 1 \end{pmatrix}$$

حيث  $r_{jk} = \frac{\sigma^2_{jk}}{\sigma_{jj}\sigma_{kk}}$  هو معامل الارتباط بين المتغيرين  $X_j$  و  $X_k$ .

ولتكن القيم الذاتية الموافقة لمصفوفة التباين  $\Sigma$ ،

و  $\hat{A} = [a_1, a_2, \dots, a_p]$  هي مصفوفة الأشعة الذاتية المقابلة.

ولتكن  $\hat{L} = [l_1, l_2, \dots, l_p]$  مصفوفة تحقق أعمدها العلاقة:

$$\sum_i \sum_j \hat{l}_i l_j = \begin{cases} 1 & ; i = j \\ 0 & ; i \neq j \end{cases} \quad (1)$$

عندئذ فإن الصيغة العامة للمركبات الأساسية هي:

$$Y = \hat{L}X \quad (2)$$

تدعى  $\hat{L}$  بمصفوفة تحميلات المركبات حيث  $l_i = \frac{a_i}{\lambda_i}$  من أجل  $i = 1, 2, \dots, p$  والمركبة الأساسية ذات الترتيب  $i$  تعطى بالعلاقة التالية:

$$Y_i = \hat{l}_i X = l_{i1}X_1 + l_{i2}X_2 + \dots + l_{ip}X_p$$

وفق الشرط:  $(l_{i1}^2 + l_{i2}^2 + \dots + l_{ip}^2 = 1)$

ومنه فإن المركبة الأساسية الأولى:

$$\text{بحيث يأخذ} \quad Y_1 = \hat{l}_1 X = l_{11}X_1 + l_{12}X_2 + \dots + l_{1p}X_p$$

$\text{Var}(Y_1)$  أعظم قيمة.

والمركبة الأساسية الثانية:

$$\text{بحيث يأخذ} \quad Y_2 = \hat{l}_2 X = l_{21}X_1 + l_{22}X_2 + \dots + l_{2p}X_p$$

$\text{Var}(Y_2)$  ثاني أعظم قيمة.

⋮

وهكذا المركبة الأساسية التي ترتبها  $p$ :

$$\text{ويأخذ } \text{Var}(Y_p) \quad Y_p = \hat{l}_p X = l_{p1}X_1 + l_{p2}X_2 + \dots + l_{pp}X_p$$

أعظم قيمة بعد  $(p-1)$  قيمة.

كما يمكن الحصول على المتغيرات الأصلية من التراكيب الخطية للمركبات الأساسية والمتجهات الذاتية كما يلي:

$$X_1 = \hat{a}_1 Y = a_{11}Y_1 + a_{12}Y_2 + \dots + a_{1p}Y_p$$

$$X_1 = \hat{a}_2 Y = a_{21}Y_1 + a_{22}Y_2 + \dots + a_{2p}Y_p$$

⋮

$$X_p = \hat{a}_p Y = a_{p1}Y_1 + a_{p2}Y_2 + \dots + a_{pp}Y_p$$

إن تباين المركبة الأساسية ذات الترتيب  $i$  يعطى بالعلاقة:

$$\text{Var}(Y_i) = \hat{l}_i \Sigma l_i = \lambda_i \quad (3)$$

والتغاير بين المركبتين  $Y_i, Y_j$  يعطى بالشكل:

$$\text{Cov}(Y_i, Y_j) = \hat{l}_i \Sigma l_j = 0 \quad (4)$$

حيث  $i, j = 1, 2, \dots, p$  و  $i \neq j$

### 3.8. المركبات الأساسية لمتغيرات عشوائية معيارية [4]:

بفرض لدينا المتجه المعياري  $Z = [Z_1, Z_2, \dots, Z_p]$  بحيث أن:

$$Z_1 = \frac{(X_1 - \mu_1)}{\sigma_{11}}, Z_2 = \frac{(X_2 - \mu_2)}{\sigma_{22}}, \dots, Z_p = \frac{(X_p - \mu_p)}{\sigma_{pp}} \quad (5)$$

ويكتب بالشكل المصفوفي كما يلي: (6)  $Z = (\Sigma^{1/2})^{-1} (X - \mu)$

بحيث  $\Sigma^{1/2}$  هي مصفوفة قطرية بالانحرافات المعيارية ولها الشكل التالي:

$$\Sigma^{1/2} = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_{22} & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & \sigma_{pp} \end{pmatrix}$$

من الواضح أن:  $E(Z_i) = 0$  و  $\text{Var}(Z_i) = 1$  حيث  $i = 1, \dots, p$

ولتكن  $R$  مصفوفة الارتباط لـ  $Z$  قيمها الذاتية  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$  ومتجهاتها الذاتية المقابلة

$$a_1, a_2, \dots, a_p \quad \text{بحيث} \quad \lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p \geq 0$$

يتم الحصول على المركبات الأساسية للمتجه المعياري  $Z$  باستخدام المتجهات الذاتية الموافقة لمصفوفة معاملات الارتباط  $R$  (بدلاً من مصفوفة التباين المشترك  $\Sigma$  قبل المعايرة) لأن ذلك يضمن أخذ الفروق بين وحدات القياس بعين الاعتبار في التحليل، إضافة إلى ذلك فقد تملك المتغيرات المقاسة باستخدام وحدات القياس نفسها تباينات مختلفة بشكل كبير، وهذا يسبب مشكلات عند استخدام طريقة تحليل المركبات الأساسية، واستخدام مصفوفة معاملات الارتباط للمتجهات المعايرة يلغي وجود هذه المشكلات في الدراسة. وتعطى المركبة الأساسية  $Y_i$  بالعلاقة التالية:

$$Y_i = \hat{l}_i Z = \hat{l}_i (\Sigma^{1/2})^{-1} (X - \mu); i = 1, 2, \dots, p \quad (7)$$

جميع النتائج السابقة تنطبق على المركبات الأساسية للمتغيرات المعيارية مع شيء من

التبسيط انطلاقاً من كون  $\text{Var}(Z_i) = 1; i = 1, 2, \dots, p$



## 9. أدوات تحليل المركبات الأساسية [11][10][9][8][4]:

### أولاً: القيم الذاتية Eigen value:

يتم قياس مقدار التباين الذي يحتفظ به كل مكون رئيسي من خلال ما يسمى القيمة الذاتية، أي تقيس القيم الذاتية حجم التباين في كل المتغيرات التي تحسب على مركبة واحدة، فالقيمة الذاتية ليست نسبة تفسير التباين ولكنها مقياس لحجم التباين المفسر. وبالتالي فإن القيمة الذاتية الموافقة للمركبة تدل على الأهمية الجوهرية لها، فمن المنطقي اختيار المركبات الأساسية ذات القيم الذاتية الكبيرة فقط وهناك جدل حول المعيار المستخدم لتحديد المركبات الأساسية المهمة إحصائياً.

### ثانياً: تحميلات المركبات Components Loadings:

يعبر تحميل المركبة عن درجة ارتباط كل متغير مع إحدى المركبات الأساسية ويرمز لمعامل تحميل المتغير  $X_i$  على المركبة  $Y_j$  بـ  $l_{ij}$  (وهو أيضاً احداثيات المتحولات على محاور المركبات ويدعى بتحميل المتحولات على المركبات)، فالمتغيرات التي يكون لها تحميل مرتفع على مركبة معينة ومنخفض على المركبة الثانية يعني أنها ترتبط بعلاقة قوية مع المركبة الأولى وضعيفة مع المركبة الثانية ويتم إهمال المركبات التي ترتبط بعلاقات ضعيفة مع المتغيرات الأخرى.

ويحسب معامل تحميل المتغير  $X_i$  (أو  $Z_i$ ) على المركبة  $Y_j$  وفق العلاقة:

$$l_{ij} = \frac{a_{ij}}{\lambda_i} \quad ; i = 1, 2, \dots, p ; j = 1, 2, \dots, k \quad (8)$$

حيث  $p$ : عدد المتغيرات المستقلة الأصلية و  $k$ : عدد المركبات الأساسية.

$a_{ij}$ : عنصر المتجه الذاتي  $a_i$  ذو الترتيب  $j$  و  $\lambda_i$ : القيمة الذاتية

الموافقة للمتجه الذاتي  $a_i$ .

### ثالثاً: الاشتراكيات Communalities:

تُعرّف اشتراكية (درجة شيوع) المتغير بأنها إسهامات هذا المتغير في جميع العوامل التي تم استخلاصها. حيث أنه يتكون التباين الكلي لمتغير معطى  $X_i$  من جزأين: جزء خاص بذلك المتغير يدعى "التباين الخاص" ويصطلح على تسميته "تباين المتغير" ونرمز له بالرمز  $\psi_i$ ، وآخر خاص بالتباين المشترك بين المتغيرات المستقلة ويدعى "التباين

المشترك أو الاشتراكية". لكل متغير مدروس تشاركية يرمز لها بالرمز  $h_i$  وتمثل مجموع مربعات تحميلات هذا المتغير على المركبات الأساسية المختلفة وتحسب وفق العلاقة التالية:

$$h_i = \sum_{j=1}^k l_{ij}^2 \quad ; i = 1, 2, \dots, p \quad (9)$$

ويمكن توضيح ذلك بالعلاقة:

$$\frac{\sigma_{ii}}{Var(X_i)} = \underbrace{l_{i1}^2 + l_{i2}^2 + \dots + l_{ik}^2}_{\text{التباين التشاركي للمتغير } X_i} + \underbrace{\psi_i}_{\text{التباين الخاص}} \quad ; i = 1, 2, \dots, p \quad (10)$$

$l_{ij}$ : معامل تحميل المتغير  $X_i$  على المركبة  $Y_j$ .

أي كل متغير يساهم بأحجام مختلفة في كل مركبة من المركبات ومجموع مربعات هذه المساهمات (أو التشبعات) في المركبات هي قيمة الاشتراكية.

#### 10. معايير تحديد أهم المركبات الأساسية [12][11][4]:

لا يتم الاحتفاظ بجميع المركبات الأساسية الناتجة عن التحليل، وهناك عدة معايير لاختيار المركبات الأساسية منها:

##### ► معيار Kaiser:

نصح العالم Kaiser عام 1960 بالاحتفاظ بالمركبات الأساسية التي تكون قيمها الذاتية أكبر من الواحد، معتمداً في ذلك على فكرة أن القيم الذاتية تمثل مقدار التباين الذي تفسره المركبة الأساسية وبالتالي أخذ جميع القيم التي تقع خارج كرة وحدة الواحدة للوصول إلى أكبر نسبة مفسرة من التباين الكلي. وقد دلت الدراسات بأن معيار Kaiser يكون دقيقاً عندما يكون عدد المتغيرات أقل من 30 متغير، وجميع قيم التشاركية الناتجة بعد التحليل هي أكبر من (0.7).

##### ► معيار Cattell:

وهي تقنية اقترحها العالم Cattell يرسم مخطط ذو بعدين يمثل المحور Y القيم الذاتية والمحور X المركبات الأساسية الموافقة لكل قيمة ذاتية، يدعى هذا المخطط بمخطط الانحدار Scree plot. وعادة يكون عدد المركبات الأساسية ذات القيم الذاتية المرتفعة قليل مقارنةً مع المركبات الأساسية ذات القيم الذاتية المتدنية لذلك فإن لهذا

المخطط شكل مميز جداً إذ يحوي المنحني انحداراً حاداً يليه تلاشي وتساؤل فتكون نقطة القطع لاختيار المركبات الأساسية المهمة إحصائياً هي نقطة انعطاف المنحني من متزايد إلى متناقص أو بالعكس. و يعتبر هذا المعيار من المعايير الموثوقة لاختيار المركبات الأساسية المهمة إحصائياً من أجل العينات التي يفوق عدد مشاهداتها عن 200.

#### ► معيار نسبة التباين المفسر:

تختلف نسبة هذا المعيار تبعاً لنوع البيانات التي يتم دراستها فالبيانات الطيبة نسبة تباينها المفسر يجب ألا تقل عن 90% والاقتصادية يجب ألا تقل عن 75% أما البيانات التي تتعلق بالبحوث والدراسات الاجتماعية والنفسية فإننا نقبل أن تكون 50% وأكثر وذلك بسبب الظروف والمؤثرات التي تحيط بالإنسان.

#### 11. الخطوات الأساسية لإجراء تحليل المركبات الأساسية [4]:

إذا كانت لدينا بشكل عام مجموعة من السلاسل  $X_{ij}$  المرتبطة مع بعضها بشكل قوي وأردنا ضغط السلاسل نتبع الخوارزمية التالية:

1. نحول قيم السلاسل إلى التوزيع الطبيعي المعياري  $Z_{ij}$ . في هذه الحالة إذا كان لدينا  $p$  سلسلة فإن مجموع تباينات هذه السلاسل بعد التحويل سيكون  $p$  لأن كل سلسلة سيكون متوسطها صفر وتباينها واحد.
2. نوجد مصفوفة الارتباط للسلاسل المحولة، وهي مصفوفة متناظرة بالنسبة للقطر الرئيسي.
3. نوجد القيم الذاتية والأشعة الذاتية لمصفوفة الارتباط حيث أن القيم الذاتية الناتجة هي تباينات المركبات الأساسية والتي تكون مرتبة تنازلياً.

بعدما تطرقنا إلى الإطار النظري لطريقة المركبات الأساسية، سنتناول الجانب التطبيقي ونطبق تلك الطريقة على بيانات سلاسل إنتاج القمح الطري في المدن السورية.

#### 12. خوارزمية مقترحة لتخفيض أبعاد سلاسل إنتاج القمح في سورية:

سنقوم في هذا البحث بتطبيق طريقة المركبات الأساسية PCA لضغط عدد سلاسل إنتاج القمح الطري في المدن السورية متبعين لأجل ذلك خطوات الخوارزمية المقترحة التالية:

1. اختبار مدى ملاءمة البيانات للتحليل العاملي [12].
2. رسم مخطط الانتشار البياني لسلاسل إنتاج القمح الطري في المدن السورية والتأكد من إمكانية ضغط السلاسل وفق طريقة Cattell.
3. في حال الإيجاب في الخطوة 3، نقوم بالتأكد جبرياً من إمكانية الضغط مستفيدين من مصفوفة الارتباط للمتغيرات المعاييرة وقيمها الذاتية.
4. نختار المركبات الأساسية المختزلة للمتغيرات (السلاسل) الأصلية اعتماداً على معيار Kaiser والمخطط البياني لانتشار القيم الذاتية.
5. تشكيل نماذج سلاسل إنتاج القمح الطري وفق التركيب الخطية التي تربط بين السلاسل الأصلية والمركبات الأساسية المختزلة الناتجة عن ضغط السلاسل.

### 13. التطبيق العملي للخوارزمية المقترحة:

قمنا بدراسة إمكانية تخفيض عدد سلاسل إنتاج القمح الطري في المدن السورية إلى أقل عدد ممكن من السلاسل من خلال طريقة الـ PCA باستخدام برنامجي SPSS و R . اعتبرنا أن بيانات كل مدينة تمثل سلسلة (متغير) أي أن حمص تُمثّل وفق السلسلة  $X_{t1}$  وحماه وفق  $X_{t2}$  وهكذا من أجل كل المدن كما يلي:

Homs	Hama	AL-Ghab	Idleb	Aleppo
$X_{t1}$	$X_{t2}$	$X_{t3}$	$X_{t4}$	$X_{t5}$
Tartous	Lattakia	Al-Raqqqa	Dair-Ezzor	Al-Hassake
$X_{t6}$	$X_{t7}$	$X_{t8}$	$X_{t9}$	$X_{t10}$

### 1.1.3. النتائج والمناقشة:

- مقياس ملاءمة البيانات **Kaiser-Meyer-Olkin**: يشير مقياس KMO إلى مدى ملاءمة البيانات للتحليل العاملي وكلما كانت قيمته أكبر كان ذلك أفضل، ويلاحظ من النتائج أن قيمته تساوي (0.465) وهي تساوي (0.5) وبالتالي فإن بيانات الدراسة ملاءمة لإجراء التحليل العاملي.
- تطبيق طريقة تحليل المركبات الأساسية على سلاسل إنتاج القمح الطري في المدن السورية من عام 2006-2018 : سنعتبر في دراستنا أن المتغيرات التي سندخل في المركبات الأساسية هي السلاسل الزمنية لإنتاج القمح الطري في المدن السورية. كما سنجري الدراسة بعد تحويل قيم جميع السلاسل الزمنية إلى التوزيع

الطبيعي المعياري، علماً بأنه في البداية يكون عدد السلاسل الزمنية = عدد المركبات الأساسية.

- نقوم بمعايرة قيم السلاسل (تحويل القيم إلى التوزيع الطبيعي المعياري) فتصبح قيم بمتوسط صفري وانحراف معياري يساوي الواحد، ومنه يصبح مجموع تباين المتغيرات يساوي لعدددها ويساوي العدد (10). تم حساب المتوسطات والانحرافات المعيارية للمتغيرات الأصلية والنتائج موضحة في الجدول التالي:
- مصفوفة الارتباط الخاصة بسلاسل انتاج القمح الطري في المدن السورية: حُسِبَت مصفوفة الارتباط للسلاسل بعد التحويل إلى التوزيع الطبيعي المعياري ورُتِبَت النتائج في الجدول التالي:

جدول (1): مصفوفة الارتباط لسلاسل انتاج القمح الطري في المدن السورية

correlation	Homs	Hama	Ghab	Idleb	Aleppo	Tartous	Lattakia	AlRaqqa	DairEzzor	AlHassake
Homs	1	0.62	0.78	0.91	0.88	0.47	0	0.87	0.77	0.69
Hama	0.62	1	0.36	0.7	0.6	-0.04	0.13	0.54	0.44	0.28
Ghab	0.78	0.36	1	0.62	0.58	0.67	-0.41	0.62	0.49	0.42
Idleb	0.91	0.7	0.62	1	0.74	0.25	0.05	0.84	0.78	0.66
Aleppo	0.88	0.6	0.58	0.74	1	0.46	0.22	0.76	0.65	0.7
Tartous	0.47	-0.04	0.67	0.25	0.46	1	-0.37	0.41	0.48	0.56
Lattakia	0	0.13	-0.41	0.05	0.22	-0.37	1	-0.04	0.09	0.36
AlRaqqa	0.87	0.54	0.62	0.84	0.76	0.41	-0.04	1	0.85	0.61
DairEzzor	0.77	0.44	0.49	0.78	0.65	0.48	0.09	0.85	1	0.83
AlHassake	0.69	0.28	0.42	0.66	0.7	0.56	0.36	0.61	0.83	1

المصدر: من إعداد الباحث باستخدام البرنامج الاحصائي R

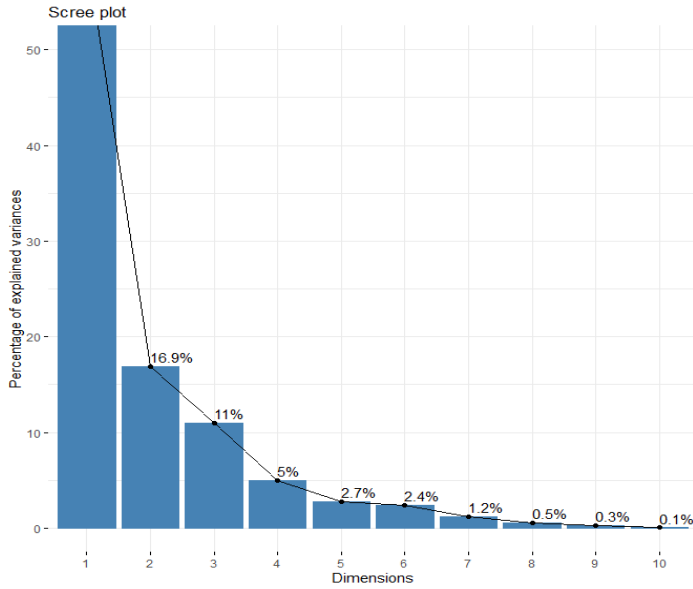
يلاحظ من مصفوفة الارتباط في الجدول (1) أن سلاسل انتاج القمح الطري في المدن السورية ترتبط مع بعضها بشكل قوي وهذا ما يؤكد على إمكانية ضغط السلاسل. كما يتبين أن:

-المتغير Homs مرتبط ارتباطاً قوياً موجباً مع المتغيرات Idleb (0.91) و Aleppo (0.88) و AlRaqqa (0.87) بينما لا يرتبط بالمتغير Lattakia (0).

- المتغير Hama يرتبط ارتباط جيد موجب مع كل من Homs (0.62) و Idleb و (0.7) و Aleppo (0.6) و ارتباط ضعيف سالب مع Tartous (-0.04).
  - المتغير Lattakia هو المتغير الأقل ارتباطاً مع جميع المتغيرات الأخرى.
  - المتغير Ghab يرتبط ارتباط جيد موجب مع Homs (0.78) و Idleb (0.62) و AIRaqqa (0.62) و ارتباط متوسط سالب مع Lattakia (-0.41).
- القيم الذاتية لمصفوفة معاملات الارتباط:

بتمثيل الخط البياني للقيم الذاتية لمصفوفة الارتباط باستخدام البرنامج الاحصائي R يظهر لنا الشكل التالي:

شكل (1) مخطط انحدار القيم الذاتية لمصفوفة معاملات الارتباط



يتضح من الشكل البياني (1) أن المنطقة شديدة الانحدار تضم المركبات الأساسية الأولى والثانية والثالثة، وأن الخط البياني يغير اتجاهه ابتداء من القيمة الثالثة لذلك يمكن الاختصار إلى ثلاث سلاسل حسب هذا المقياس. وبترتيب نتائج القيم الذاتية لمصفوفة الارتباط في جدول نحصل على ما يلي:

المركبات الأساسية	القيم الذاتية قبل الاستخراج			القيم الذاتية بعد الاستخراج			القيم الذاتية بعد الدوران		
	القيمة الذاتية	النسبة من التباين %	التجميع الصاعد للنسبة من التباين %	القيمة الذاتية	النسبة من التباين %	التجميع الصاعد للنسبة من التباين %	القيمة الذاتية	النسبة من التباين %	التجميع الصاعد للنسبة من التباين %
1	5.995	59.946	59.946	5.995	59.946	59.946	4.005	40.052	40.052
2	1.687	16.869	76.815	1.687	16.869	76.815	3.088	30.882	70.934
3	1.102	11.019	87.834	1.102	11.019	87.834	1.690	16.900	87.834
4	0.495	4.953	92.787						نسبة التباين التي تفسرها المركبات الأساسية الثلاث الأولى
5	0.273	2.734	95.522						
6	0.243	2.429	97.950						
7	0.118	1.181	99.131						
8	0.053	0.530	99.661						
9	0.029	0.287	99.949						
10	0.005	0.051	100.000						

جدول (2): القيم الذاتية لمصفوفة معاملات ارتباط سلاسل انتاج القمح الطري في سورية

المصدر: من اعداد الباحث باستخدام برنامج Spss v.21.

• تحليل التباين المفسر:

تمثل النتائج الواردة أعلاه في الجدول (2) مقدار التباين المفسر، حيث يتضح أن القيمة الذاتية للسلسلة الرابعة أقل من واحد وبالتالي يمكن تلخيص سلاسل انتاج القمح الطري في المدن السورية العشرة وفقاً للقيم الذاتية إلى ثلاث عوامل (مركبات) أساسية تتضمن الـ 10 سلاسل باستخدام طريقة المركبات الأساسية ذات التدوير المتعامد Varimax، ومنه تم استخراج المركبات التي تتجاوز قيمتها الذاتية قيمة الواحد حسب معيار Kaiser، وبالتالي فإن معيار Kaiser ومخطط الانحدار يقودان إلى الاحتفاظ بنفس العدد من المركبات. وقد ساهمت تلك العوامل الثلاث معاً في تفسير نسبة مقدارها 87.83 % من التباين الكلي.

بلغت نسبة التباين المفسر لكل مركبة قبل الدوران كالتالي:

-المركبة الأولى:

قيمتها الذاتية (5.995) وبالتالي تفسر  $80\% < 59.95\% = 100 * (5.995/10)$  من التباين ومنه ليس هناك من أهمية للاختصار حسب المعيار الثالث (معيار نسبة التباين المفسر) في هذا البحث.

-المركبة الثانية: قيمتها الذاتية (1.687) وبالتالي تفسر  $16.87\% = 100 * (1.687/10)$  من التباين.

-المركبة الثالثة: قيمتها الذاتية (1.102) وبالتالي تفسر  $11.02\% = 100 * (1.102/10)$  من التباين.

كما نلاحظ أنه قبل الدوران كانت المركبة الأولى تفسر مقداراً كبيراً من التباين الكلي، بينما تفسر المركبة الثانية مقداراً صغيراً جداً من التباين الكلي (59.95% مقارنة مع 16.87%) لكن بعد الدوران تحسنت بنية المركبات وأصبحت مساهمة المركبة الأولى في التباين قريبة من مساهمة المركبة الثانية (40.05% مقارنة مع 30.88%).

إن إيجاد قيم المركبات الأساسية المختزلة يعتمد على تحميلات المتغيرات والتي تحسب بدلالة الأشعة الذاتية لمصفوفة الارتباط، لذلك قمنا بإيجاد مصفوفة الأشعة الذاتية وحصلنا على النتائج في الجدول التالي:

جدول (3) مصفوفة الأشعة الذاتية لمصفوفة الارتباط

المدن	السلاسل	الأشعة الذاتية		
		1	2	3
Homs	$Z_{t1}$	0.804	0.524	0.162
Hama	$Z_{t2}$	0.912	-0.101	-0.075
Ghab	$Z_{t3}$	0.506	0.446	0.630
Idleb	$Z_{t4}$	0.875	0.368	0.032
Aleppo	$Z_{t5}$	0.700	0.557	-0.053
Tartous	$Z_{t6}$	-0.019	0.800	0.525
Lattakia	$Z_{t7}$	0.074	0.137	-0.949
AlRaqqa	$Z_{t8}$	0.752	0.492	0.144
DairEzzor	$Z_{t9}$	0.565	0.702	-0.033
AlHassake	$Z_{t10}$	0.353	0.875	-0.243

المصدر: من إعداد الباحث باستخدام برنامج SPSS.



تُظهر النتائج الواردة في الجدول (3) أعلاه أن كل من سلاسل المركبات الأساسية مرتبطة بالسلاسل الأصلية ارتباطاً جيداً وبالتالي يمكن استخدامها في التنبؤ.

- تحليل الاشتراكات (القيم التشاركية): تمثل قيم التشاركية مقدار التباين المشترك في كل متغير من متغيرات الدراسة والذي يمكن تفسيره بالمركبات المستخرجة، وقد رتبت النتائج في الجدول التالي:

جدول (4): القيم الأولية والمستخلصة لاشتراكات متغيرات سلاسل انتاج القمح الطري في المدن السورية

المدن	المتغيرات	القيم المستخلصة
Homs	$Z_{t1}$	0.947
Hama	$Z_{t2}$	0.847
Ghab	$Z_{t3}$	0.853
Idleb	$Z_{t4}$	0.901
Aleppo	$Z_{t5}$	0.803
Tartous	$Z_{t6}$	0.915
Lattakia	$Z_{t7}$	0.925
AlRaqqa	$Z_{t8}$	0.828
DairEzzor	$Z_{t9}$	0.813
AlHassake	$Z_{t10}$	0.950

المصدر: من اعداد الباحث باستخدام برنامج SPSS

يتبين من الجدول (4) أعلاه أن:

- قيم الاشتراكات تتراوح بين (0.80) و (0.95)، وبالتالي فإن جميع قيم التشاركية بعد استخراج المركبات تتجاوز (0.7)، وبما أن عدد المتحولات في الدراسة أقل من 30 متحول، فإن استخدام معيار Kaiser يكون دقيقاً وتكون المركبات الناتجة موثوقة بشكل كبير.

- المركبات الأساسية الأولى والثانية والثالثة قامت بتفسير (0.947) من تباين سلسلة انتاج محافظة حمص وقامت بتفسير (0.847) من تباين سلسلة انتاج محافظة حماه وهكذا.

والآن بحساب مصفوفة الدرجات والتي هي عبارة عن الأشعة الذاتية مقسومة على القيم الذاتية الموافقة نحصل على الجدول التالي:

جدول (5) مصفوفة الدرجات (التحميلات)

المدن	السلاسل	تحميلات المتغيرات على المركبات		
		1	2	3
Homs	$Z_{t1}$	0.184	0.021	0.058
Hama	$Z_{t2}$	0.441	-0.364	-0.018
Ghab	$Z_{t3}$	0.086	0.025	0.351
Idleb	$Z_{t4}$	0.267	-0.082	-0.004
Aleppo	$Z_{t5}$	0.122	0.101	-0.081
Tartous	$Z_{t6}$	-0.272	0.428	0.237
Lattakia	$Z_{t7}$	-0.031	0.162	-0.602
AlRaqqa	$Z_{t8}$	0.171	0.022	0.049
DairEzzor	$Z_{t9}$	0.013	0.231	-0.087
AlHassake	$Z_{t10}$	-0.146	0.431	-0.241

المصدر: من إعداد الباحث باستخدام برنامج SPSS

يمثل الجدول (5) أعلاه مصفوفة كل سطر من أسطرها يمثل تحميلات المتغير (السلسلة المدروسة)  $X_i ; i=1, \dots, 10$  على المركبة الأساسية  $Y_j ; j=1, 2, 3$ ، ونلاحظ أن:

-المركبة الأولى ترتبط بعلاقة موجبة مع جميع المؤشرات (المدن) ما عدا طرطوس واللاذقية والحسكة.

-المركبة الثانية ترتبط بعلاقة موجبة مع كل المدن بينما ترتبط بعلاقة سالبة مع (حماه وادلب) موجبة.

-المركبة الثالثة ترتبط بعلاقة سالبة مع (حلب، حماه، ادلب، اللاذقية، ديرالزور، الحسكة) بينما ترتبط بعلاقة موجبة مع (حمص، الغاب، طرطوس، الرقة).

- تحديد قيم المركبات الأساسية لإنتاج القمح الطري في المدن السورية:

نشكل معادلات سلاسل المركبات الأساسية الثلاث بدلالة متغيرات الدراسة بالاعتماد على الجدول (5) أعلاه كما يلي:

$$Y_{t,1} = 0.184Z_{t,1} + 0.441Z_{t,2} + 0.086Z_{t,3} + 0.267Z_{t,4} + 0.122Z_{t,5} - 0.272Z_{t,6} - 0.031Z_{t,7} + 0.171Z_{t,8} + 0.013Z_{t,9} - 0.146Z_{t,10}$$

$$Y_{t,2} = 0.021Z_{t,1} - 0.364Z_{t,2} + 0.025Z_{t,3} - 0.082Z_{t,4} + 0.101Z_{t,5} + 0.428Z_{t,6} + 0.162Z_{t,7} + 0.022Z_{t,8} + 0.231Z_{t,9} + 0.431Z_{t,10}$$

$$Y_{t,3} = 0.058Z_{t,1} - 0.018Z_{t,2} + 0.351Z_{t,3} - 0.004Z_{t,4} - 0.081Z_{t,5} + 0.237Z_{t,6} - 0.602Z_{t,7} + 0.049Z_{t,8} + -0.087Z_{t,9} - 0.241Z_{t,10} \quad (11)$$

حيث أن أمثال  $Z_{t,j}$  في علاقة  $Y_{t,1}$  تمثل أحمال السلاسل  $Z_{t,j}$  ( $t=1, \dots, 13$ ,  $j=1, \dots, 10$ ) على المركبة الأساسية الأولى، وأمثال  $Z_{t,j}$  في علاقة  $Y_{t,2}$  تمثل أحمال السلاسل  $Z_{t,j}$  على المركبة الأساسية الثانية، وأمثال  $Z_{t,j}$  في علاقة  $Y_{t,3}$  تمثل أحمال السلاسل  $Z_{t,j}$  على المركبة الأساسية الثالثة.

بتعويض قيم السلاسل الأصلية المعيارية في المعادلات الثلاث أعلاه (11) نحصل على قيم سلاسل المركبات الأساسية. وبالتالي فإننا استطعنا باستخدام طريقة المركبات الأساسية تخفيض عدد السلاسل البالغ عددها 10 سلاسل والحصول في النهاية على ثلاث مركبات أساسية

وفي النهاية يمكننا القول إننا تمكنا من تمثيل العشر سلاسل في عدد أقل من السلاسل (3 مركبات)، وفي ذلك نفي للفرضية التي تنص على عدم إمكانية تمثيل (ضغط) سلاسل إنتاج القمح في عدد أقل من السلاسل، وقبول الفرضية البديلة التي تنص على إمكانية تمثيل سلاسل إنتاج القمح في عدد أقل من السلاسل.

• التنبؤ بالسلاسل الزمنية لإنتاج القمح الطري في المدن السورية باستخدام طريقة PCA:

الآن لتمهيد السلاسل والتنبؤ بقيمها المستقبلية نقوم أولاً بالتنبؤ بقيم المركبات الأساسية باستخدام طرائق التنعيم الأسّي وسلاسل ARIMA لثلاث سنوات ومن ثم إيجاد قيم السلاسل الأصلية عن طريق الأشعة الذاتية الموافقة لكل سلسلة وفق الخطوات التالية:

**الخطوة 1:**

بدراسة المركبة الأساسية الأولى تبين أن نموذج التنبؤ الرياضي الموافق لها هو:

$$\hat{y}_{t|t-1} = l_t = l_{t-1} + (0.331)e_{t-1} \quad (12)$$

ونموذج التنبؤ الرياضي الموافق لسلسلة المركبة الثانية هو:

$$\hat{y}_{t|t-1} = l_t = l_{t-1} + (0.454)e_{t-1} \quad (13)$$

ونموذج التنبؤ الرياضي الموافق لسلسلة المركبة الثالثة هو:

$$\hat{y}_{t|t-1} = l_t = l_{t-1} + (0.280)e_{t-1} \quad (14)$$

**الخطوة 2 :** نقوم بإيجاد تنبؤات السلاسل الأصلية بتعويض قيم الأشعة الذاتية الموافقة لكل سلسلة فحصنا على النتائج المرتبة في الجداول التالية:

الجدول (6): القيم التنبؤية بسلاسل المركبات الأساسية لإنتاج القمح الطري من عام 2019 حتى 2021

t	2019	2020	2021
$Y_{t1}$	-0.4555735	-0.4555731	-0.4555733
$Y_{t2}$	-0.7445960	-0.7445954	-0.7445952
$Y_{t3}$	-0.02624623	-0.02625719	-0.02625641

المصدر: من اعداد الباحث باستخدام برنامج R

بتعويض القيم التنبؤية للمركبات الأساسية من الجدول (6) أعلاه في جملة المعادلات (11) نحصل على القيم التنبؤية للسلاسل ولكن بقيمها المعيارية المرتبة في الجدول أدناه:

جدول (7) القيم التنبؤية للسلاسل المعيارية من عام 2019 حتى 2021

t	$Z_{t,1}$	$Z_{t,2}$	$Z_{t,3}$	$Z_{t,4}$	$Z_{t,5}$
2019	-0.7607013	-0.3383104	-0.5791451	-0.6734780	-0.7322504
2020	-0.7607024	-0.3383092	-0.5791516	-0.6734778	-0.7322492
2021	-0.7607024	-0.3383095	-0.5791511	-0.6734779	-0.7322492
t	$Z_{t,6}$	$Z_{t,7}$	$Z_{t,8}$	$Z_{t,9}$	$Z_{t,10}$
2019	-0.6008002	-0.1108144	-0.7127120	-0.7792393	-0.8059611
2020	-0.6008055	-0.1108039	-0.7127129	-0.7792383	-0.8059578
2021	-0.6008049	-0.1108046	-0.7127129	-0.7792383	-0.8059579

المصدر: من اعداد الباحث باستخدام برنامج R

وبإعادة القيم إلى حالتها الحقيقية عن طريق الضرب بالانحراف المعياري وإضافة المتوسط نحصل على القيم التنبؤية للسلاسل الأصلية.

جدول (8) القيم التنبؤية للسلاسل الأصلية حتى العام 2021 بطريقة المركبات الأساسية

t	$X_{t,1}$	$X_{t,2}$	$X_{t,3}$	$X_{t,4}$	$X_{t,5}$
2019	8218.480	5609.502	19737.35	53947.72	316849.8
2020	8218.476	5609.505	19737.28	53947.73	316850.0
2021	8218.477	5609.504	19737.29	53947.72	316850.0
t	$X_{t,6}$	$X_{t,7}$	$X_{t,8}$	$X_{t,9}$	$X_{t,10}$
2019	10172.37	53.64909	262064.9	97040.58	447580.9
2020	10172.34	53.64945	262064.8	97040.63	447581.8
2021	10172.35	53.64943	262064.8	97040.63	447581.8

المصدر: من اعداد الباحث باستخدام برنامج R

تم حساب مؤشر متوسط الخطأ المطلق MASE لمجموعة الاختبار من أجل كل سلسلة من السلاسل الأصلية، وحصلنا على النتائج الواردة في الجدول التالي:

الجدول (9): قيم MASE للسلاسل الاصلية باستخدام المركبات الاساسية

	MASE
Homs	0.3367804
Hama	1.2964086
Ghab	0.7495715
Idleb	1.0714943
Aleppo	0.5403437
Tartous	1.0798631
Lattakia	0.3490653
AlRaqqa	0.3489627
DairEzzor	0.3078831
.AlHassake	0.5288252
Average	0.66091979

المصدر: من إعداد الباحث باستخدام برنامج R

### 2.13. الاستنتاجات:

سعيًا في هذا البحث إلى تسليط الضوء على هذه الطريقة كأحد الأساليب المهمة في تحليل البيانات التي تمدنا بها البحوث الزراعية. وقد توصلنا في هذا البحث إلى نتائج نظرية وأخرى تطبيقية:

- ففي الجانب النظري تم التوصل إلى النتائج التالية:
  - تسعى طريقة المركبات الأساسية إلى تلخيص المتغيرات إلى عدد قليل من العوامل لتفسر أكبر نسبة من التباين في مجموعة المتغيرات مع المحافظة على أكبر قدر ممكن من المعلومات.
  - تبرز لنا طريقة المركبات الأساسية مجموعة العناصر الكامنة التي يصعب الكشف عنها والتي يمكن أن يكون لها دور في تفسير العلاقات بين عدد كبير من المتغيرات. طبقت في هذه الدراسة تقنية الـ PCA على بيانات إنتاج عشر مدن سورية من القمح الطري، حيث تم اختصار هذه السلاسل عن طريق القيم والأشعة الذاتية.
  - واستناداً إلى الدراسة التطبيقية يمكن استخلاص أهم النتائج التالية:
    - جميع بيانات المتغيرات المدروسة تتبع التوزيع الطبيعي باستثناء بعض القيم الشاذة.
    - ملاءمة البيانات للتحليل العاملي نظراً لأن قيمة KMO قدرت بـ (0.465) وهي تساوي تقريباً (0.5).
    - تم باستخدام طريقة المركبات الأساسية تخفيض عدد سلاسل انتاج القمح الطري والحصول على ثلاث سلاسل مركبات وهي المركبات التي تتجاوز قيمتها الذاتية قيمة الواحد، تلك المركبات الأساسية الثلاث تمثل السلاسل الأصلية (10 سلاسل) أفضل تمثيل وتفسر النسبة الأكبر من تباينها الكلي (87.8%).
    - تعبر المركبة الأولى والثانية عن أهم المركبات التي تم استخلاصها وذلك نظراً لنسبة التباين التي تفسرها 76.81% وهي نسبة عالية أي أن هذا المستوى العاملي يعطي أحسن تفسير للمتغيرات. وتعتبر عن المناطق التي تتميز بمعدل انتاج مرتفع (المنطقة الشرقية والوسطى) من خلال ارتباطها القوي بمجموعة من السلاسل التي لها نفس الخصائص وتقع في تلك المناطق.
    - تضم المركبة الثالثة مجموعة من السلاسل لها نفس الخصائص وتقع في نفس المنطقة (الغربية) وتتميز بمعدلات انتاج منخفضة مقارنة مع بقية السلاسل.
    - تراوحت قيم الاشتراكات بين (0.80) و (0.95) والتي تمثل نسبة تباين المتغير التي يمكن تفسيرها بالمركبات المستخرجة.

#### 14.التوصيات

على ضوء ما تقدم يمكننا أن نقدم مجموعة من التوصيات:

- بما أن المناطق الشرقية والوسطى والشمالية تعد المركب الأساسي الأول الذي يمثل سلاسل انتاج القمح الطري في المدن السورية أفضل تمثيل ويفسر (40%) من التباين الكلي، فيجب العمل على تكثيف الجهود لرفع انتاج القمح الطري في تلك المناطق عن طريق تحسين جودة التربة الزراعية واختيار أفضل أنواع البذار وتأمين المبيدات الجيدة والاهتمام باليد العاملة في تلك الأراضي.

- الاستفادة من البرامج الإحصائية الحديثة المستخدمة في التحليل العاملي وتطبيق طريقة المركبات الأساسية، وخاصة الإصدارات الحديثة كالبرنامج الاحصائي R نظراً للوقت والجهد الذي توفره بالإضافة إلى دقة النتائج التي يمكن الحصول عليها باستخدام تلك البرامج ووفرة الحزم الموجودة فيها.

## 15. المراجع

- [1] - بلبخاري سامي، 2009 - استخدام التحليل العاملي للمتغيرات في تحليل استبيانات التسويق، رسالة ماجستير، جامعة العقيد الحاج لخضر - باتنة، الجزائر. 119 صفحة.
- [2] - K. Alboukadel, 2011, *Multivariate Analysis II Practical Guide to Principal Component Methods in R. STHDA*, Edition1, 205pages.
- [3] أ.د. محمد طاهر عنان، 2008 - استخدام القيم الذاتية والأشعة الذاتية في تنبؤ مؤشرات الإنتاج النباتي، مجلة المؤتمر الدولي الأول للإحصاء الرياضي في جامعة حلب، سورية. ص 301-308.
- [4] أ.د. محمد طاهر عنان، 2014، سلاسل زمنية، جامعة حلب، سورية. 377 صفحة.
- [5] رند عنبر، 2014- استخدام الأشعة الذاتية والقيم الذاتية في بناء نموذج تنبؤ الحالة السكانية في سورية، رسالة دكتوراه، جامعة حلب، سورية، ص 84-132.
- [6] عبير العبيد، 2014 - استخدام تحليل المركبات الأساسية في إيجاد أفضل نموذج انحدار متعدد، رسالة ماجستير، جامعة حلب ، سورية، ص 41-59.
- [7]-I.T. Jolliffe, 2002, *Principal Component Analysis*, Springer, Edition 2, Aberdeen, U. K. 519 pages.
- [8]-R. Emmanuel, H. Alfredo et C. Guy ,2004, *Méthodes d'Analyses Factorielles ACp et AFCM*, Séminaire, Université de Rennes 1, France.(28)
- [9]-K. Ali, S. El Jamali et M.Talbi, *Analyse en composantes principales-Une méthode factorielle pour traiter les données didactiques*, numéro 2, 2007, (18):13.
- [10] L. Ludovio , M. Alain, P. Marie, 1995, *Statistique exploratoire multidimensionnelle* , Dunod, Paris, France. 456 pages.
- [11] د.عبد الهادي الرفاعي، د.عبد الله حمادة، شروق بركات، 2011 - تحليل المؤشرات التعليمية الزوجية في المحافظات السورية باستخدام طريقة المركبات الأساسية، مجلة جامعة تشرين للبحوث والدراسات العلمية، سلسلة العلوم الاقتصادية والقانونية. سورية. المجلد(33): العدد (3)، صفحات 81-98.



- [12] د. ترقو محمد، التحليل متعدد الأبعاد للمتغيرات السياحية والبيئية باستخدام طريق المركبات الأساسية (PCA)، 2017- جامعة حسبية بن بو علي، الشلف، الجزائر، مجلة اقتصاديات شمال إفريقيا، العدد(17)، السداسي الثاني، صفحات 245-254.
- [13] أ.د.محمد طاهر عنان، 2018- برامج إحصائية متقدمة، جامعة حلب، سورية. 297 صفحة.
- [14] د.محمد بشر زينه، 2017- لغة البرمجة الإحصائية R، الإصدار الأول، جامعة حلب. سورية. 157 صفحة.
- [15] وزارة الزراعة والإصلاح الزراعي، (2006-2018) - المجموعة الإحصائية الزراعية. قسم الإحصاء، مديرية التخطيط والتعاون الدولي، دمشق، سورية.

