

استخراج العوامل في الاختبارات النفسية وتقدير اتساقها البنيوي باستخدام بوتستراپ تحليل الرسم البياني الاستكشافي

Extracting factors in psychological tests and estimating their structural consistency using Bootstrap Exploratory Graph Analysis

أحمد كريش*

مخبر القياس والدراسات النفسية جامعة البليدة 2 (الجزائر)، a.kerriche@gmail.com

تاريخ النشر: 2022-12-20

تاريخ القبول: 2022-09-09

تاريخ الاستلام: 2022-01-10

ملخص: هدفت هذه الدراسة إلى إعطاء مثال تطبيقي يوضح الخطوات العملية لإجراء طريقة بوتستراپ تحليل الرسم البياني البارامترية عندما تتوزع البيانات توزيع طبيعي متعدد واللابارمترية عندما لا يتوفر هذا الافتراض وتكون البيانات رتبية، وهي تعتبر كأحدث طريقة لتقدير العوامل الكامنة في النموذج الشبكي، والتأكد من استقرارها بواسطة حساب معامل الاتساق البنيوي، وكذلك معامل الاتساق البنيوي للبنود التي تنتمي إلى هذه العوامل، حيث تبين أن هذه الطريقة هي الأفضل مقارنة بالطرق الأخرى الخاصة بنموذج العامل الكامن.

الكلمات المفتاحية: النموذج الشبكي؛ التحليل الشبكي؛ تحليل الرسم البياني الاستكشافي؛ الاتساق البنيوي.

Abstract: This study aimed to give a tutorial that shown the practical steps for performing the parametric Bootstrap Exploratory Graph Analysis (bootEGA) when the underlying data are expected to follow a multivariate normal distribution and the nonparametric (bootEGA) when the assumption don't met or the data is polytomous, this method is considered as the newest method for estimating the latent factors in the network model, and ensuring their stability by calculating the structural consistency coefficient, as well as the structural consistency coefficient for items belonging to these factors, in addition it was found that this method is the best compared to other methods of the latent factor model.

Keywords: Network model; Network analysis; Exploratory Graph Analysis; Structural Consistency.

1- مقدمة:

تعتبر النماذج الشبكية من أهم النماذج التي ظهرت خلال العشرين سنة الماضية وذلك من خلال أعمال الباحثين (van der Mass et al., 2006)، حيث تصف هذه النماذج الظواهر المعقدة على شكل مجموعة من العناصر التي تتفاعل فيما بينها، ويحتوي شكل النموذج الشبكي على عنصرين أساسيين هما: الأول عبارة عن دوائر صغيرة تسمى عقد (Nodes) والتي تمثل متغيرات مقاسة إما أن تكون بنود مقياس أو مؤشرات سلوكية أو أعراض اضطراب نفسي معين. والثاني ما يسمى الحواف (Edges) وهي مسارات تربط بين العقد الموجودة في الشبكة. وإحصائياً يمكن قياس هذه المسارات بواسطة معاملات الارتباط الجزئي بين كل عقدتين عند تثبيت كل الارتباطات مع العقد الأخرى الموجودة في الشبكة، وتختلف هذه العلاقات الارتباطية من حيث القوة فكلما كانت الخطوط غليظة دل على وجود علاقة قوية من جهة. ومن جهة أخرى تختلف من حيث الاتجاه فعندما تكون الخطوط خضراء أو زرقاء تدل على وجود علاقة موجبة والخطوط الحمراء تدل على وجود علاقة سالبة (Costantini et al., 2019).

لقد غيّر التحليل الشبكي نظرتنا لبنود الاختبارات النفسية، فبعدما كانت مجرد متغيرات تابعة للسمة الكامنة المقاسة أصبحت متغيرات مستقلة تربطها علاقات سببية مباشرة تتفاعل فيما بينها تساعدنا على فهم أفضل للسّمات الكامنة. كما أن هذا النموذج الحديث وفّر لنا طريقة لاستخراج العوامل الكامنة (الأبعاد) وإمكانية تقدير التشعبات الشبكية التي تشبه تشعبات العامل في التحليل العاملي، وهذا ما أكدّه بعض الباحثين (Hallquist et al., 2019; Rozgonjuk et al., 2020) بأنه يمكننا التعامل مع التشعبات الشبكية كتشعبات العامل في التحليل العاملي الاستكشافي، فكلما ارتفعت قيمتها دلّ على أن البنود تنتمي فعلاً إلى البعد، وإذا كان لها تشعب مرتفع على بعد آخر (تشعب تقاطعي) دلّ على أن البند متعدد الأبعاد. كما يمكن للقارئ العربي الاطلاع أكثر على الجانب النظري والتطبيقي للتحليل الشبكي بالرجوع إلى بعض الدراسات التي قام بها (كريش، 2020) وهناك دراستين أخرى مقبولة للنشر يمكن طلبها من الباحث.

لاستخراج العوامل الكامنة وتحديد مجموعة البنود التي تنتمي إليها في التحليل الشبكي تم تطوير ما يسمى تحليل الرسم البياني الاستكشافي (Exploratory Graph Analysis (EGA) من طرف الباحثين (Golino & Epskamp, 2017)، وذلك بواسطة طريقة Graphical Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (GLASSO) والتي تستخدم لتقدير النماذج الشبكية المسماة بالنموذج البياني قوس Gaussian Graphical Model (GGM)، في هذا الشكل المسارات هي معاملات الارتباط الجزئي بين بندين وبتعبير آخر الارتباط بين بندين بعد تثبيت تأثير كل البنود الأخرى في الشبكة، وهذا النموذج (GLASSO) يُقلّص ويحذف معاملات الارتباط الصغيرة من أجل الحصول على نتائج مقتصدة لا تحتوي على عدد كبير من العلاقات التي يمكن أن تكون مزيفة وغير حقيقية بين البنود، ولتقدير عدد العوامل الكامنة يتم استخدام ما يسمى خوارزميات Walktrap التي أظهرت حسب (Golino & Epskamp, 2017) أداء أفضل مقارنة بالطرق الأخرى المستخدمة في التحليل العاملي الاستكشافي.

يكشف تحليل الرسم البياني الاستكشافي عن العوامل الكامنة التي يتم تقديرها كعناقيد من البنود وتكون مشابهة للعوامل الكامنة في التحليل العاملي الاستكشافي وتؤدي نفس العمل، وإذا نظرنا إلى نموذج العامل الكامن كنموذج سببي حقيقي (يصف العلاقات بين العامل الكامن والبنود التي تتشعب عليه) فنحن نتوقع أن البنود في النموذج الشبكي تتجمع في عناقيد تقابل هذه العوامل الكامنة. ولقد تبين أن أداء تحليل الرسم البياني

الاستكشافي لاستخراج العوامل الكامنة هو أفضل من نموذج العامل الكامن وهذه الأفضلية تبرز خاصة عندما يكون عدد البنود قليل لكل عامل من العوامل (Golino & Epskamp, 2017; Jamison et al., 2021).

وبما أن أهم شيء هو ضمان استقرار النتائج من خلال استخراج عوامل حقيقية يمكن تكرارها والحصول عليها مجدداً في دراسات أخرى، طوّر كل من Christensen & Golino (2021) طريقة جديدة لاستخراج العوامل تسمى Bootstrap Exploratory Graph Analysis (bootEGA)، وكذلك لتقدير استقرار العوامل الكامنة المستخرجة بواسطة طريقة (EGA) والبنود التي تنشعب عليها، حيث تقوم هذه الطريقة على المعاينة المتكررة وإعادة التحليل في كل مرة والتي يمكن أن تصل إلى 500 مرة أو حتى 1000 وأكثر، بالإضافة إلى توليد البيانات بصورة متكررة باستخدام المقاربة البارامترية عندما تتوزع البيانات توزيع طبيعي متعدد، والمقاربة اللابارامترية عندما لا يتوفر هذا الافتراض وتكون البيانات رتيبة. ولكل عينة مستنسخة يتم تطبيق طريقة (EGA) على بياناتها للحصول على توزيع المعاينة لنتائج التحليل الشبكي مما يسمح لنا بحساب حدود الثقة والحصول على النموذج الشبكي المثالي من توزيع المعاينة. كما يمكن لطريقة (bootEGA) تقييم استقرار العوامل والبنود باستخدام الاتساق البنيوي structural consistency، حيث يُعرّف الاتساق البنيوي على أنه نسبة المرات التي تم فيها استخراج العوامل الكامنة (الأبعاد) التي استخرجت في التحليل الأول وأمكن الحصول عليها مجدداً (نفس البنود تنتمي إلى العامل) مع كل تحليل مكرر للعينات المستنسخة. وكتحليل مكمل للاتساق البنيوي هناك استقرار البند الذي يشير إلى نسبة المرات التي يتم تعيين البند في العامل الذي ينتمي إليه. وهذا التحليل يسمح لنا بمعرفة البنود التي ساهمت في الاتساق البنيوي للعوامل أو التي ساهمت في عدم الاتساق، وينصح بحذف البنود التي معامل استقرارها أقل من 0.70. كما يمكننا التعامل مع معاملات الاتساق البنيوي لأبعاد والبنود كمعاملات الثبات (Christensen & Golino, 2021).

بناء على ما سبق تهدف هذه الدراسة إلى إعطاء مثال تطبيقي باستخدام بيانات حقيقية قام بجمعها الباحث باستخدام مقياس بنية الذات، حيث نشرح فيه الخطوات التي يجب اتباعها لاستخراج العوامل وكيفية تقدير اتساقها البنيوي واستقرار البنود بواسطة طريقة بوتستراب تحليل الرسم البياني (bootEGA).

2 - الطريقة والأدوات:

1.2. المشاركون: بلغ عدد المشاركين في هذه الدراسة 1118 طالبا جامعيًا ينتمون إلى تسع جامعات جزائرية من أنحاء الوطن، حيث بلغ متوسط أعمارهم 22.25 (الانحراف المعياري = 3.569).

2.2. أداة الدراسة: لقد تم استخدام مقياس بنية الذات لجمع البيانات والذي قام ببنائه في صورته الأصلية Singelis (1994)، حيث يتكون من 30 بنداً. خمسة عشر بند منها تقيس بنية الذات المستقلة وخمسة عشر بند الأخرى تقيس بنية الذات المترابطة. تكون طريقة الإجابة على شكل سلم ليكرت من سبع اختيارات وهي: (1= غير موافق بشدة)، (2= غير موافق)، (3= غير موافق لحد ما)، (4= غير موافق أو موافق) (5= موافق لحد ما)، (6= موافق)، (7= موافق بشدة). وعليه يتحصل كل مستجيب على درجتين كليتين درجة لبنية الذات المستقلة، وهي مجموع درجات البنود التي تقيس بنية الذات المستقلة والتي نقوم بقسمتها على 15 للحصول على متوسط درجات البنود. ودرجة لبنية الذات المترابطة، وهي مجموع درجات البنود التي تقيس بنية الذات المترابطة والتي نقوم بقسمتها على 15 للحصول على متوسط درجات البنود. قام الباحث كريس (2019) بالحصول على النسخة الأصلية من صاحب المقياس وتكييفه وترجمته من الإنجليزية إلى اللغة

العربية والتحقق من خصائصه السيكومترية بالتحليل العاملي الاستكشافي والتوكيدي. أصبح المقياس يتكون من عشرة بنود التي أظهرت أنها أفضل مؤشرات لقياس بنية الذات في البيئة الجزائرية. بعد بنية الذات المستقلة يتكون من البنود التالية (1 و 2 و 3 و 6 و 9). وبعد بنية الذات المترابطة يتكون من البنود التالية (4 و 5 و 7 و 8 و 10).

3- النتائج ومناقشتها:

لإجراء التحليلات الإحصائية تم استخدام البرنامج الإحصائي R النسخة 4.0.5 يمكن تحميله من الموقع الإلكتروني (<https://www.r-project.org/>). كما ينصح الباحث تحميل برنامج RStudio من الموقع الإلكتروني (<https://www.rstudio.com>) لأنه أفضل من حيث سهولة الواجهة والاختيارات المتاحة للقيام بالتحليل، وهو في النسخة 4.1.2.

وبعد تنصيب البرنامج نقوم بتحميل الحزم الإحصائية التي تسمح لنا بإجراء تحليل الرسم البياني الاستكشافي (EGA) وبوتستراتب تحليل الرسم البياني الاستكشافي (bootEGA) بواسطة كتابة الأوامر التالية:

```
> install.packages(" devtools ")
> devtools::install_github("hfgolino/EGAnet")
```

1.3. استخراج العوامل: قبل القيام بالتحليل نقوم برفع ملف البيانات في البرنامج RStudio بإحدى الطرق المتوفرة فيه، ثم نقوم بالدخول إلى الحزمة الإحصائية EGAnet بواسطة الأمر التالي:

```
> library("EGAnet")
```

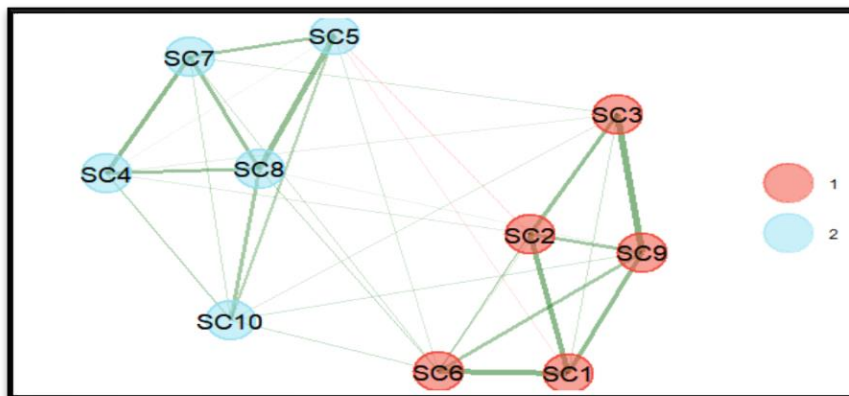
في هذا المثال نقوم باستخراج العوامل بواسطة طريقة بوتستراتب تحليل الرسم البياني الاستكشافي (bootEGA) وذلك بكتابة الأمر التالي:

```
> SC.EGA <- bootEGA(SC, type = "parametric", iter = 500)
```

في هذا الأمر تشير كلمة SC.EGA إلى التسمية المختارة لنتائج التحليل التي نتحصل عليها، وبعدها كلمة bootEGA تعني الطريقة المستخدمة لإجراء التحليل، والحرفين SC يخص تسمية ملف البيانات الخاصة بمقياس بنية الذات، والعبارة type = "parametric" تشير إلى نوع التحليل وهو برمترى، وأخيرا تحدد كلمة iter= 500 عدد مرات تكرار التحليل وهي 500. وفي حالة استخدام نوع التحليل اللابرمترى نغير النوع إلى type = c("resampling") كما هو مبين في الأمر التالي:

```
> SC.EGA <- bootEGA(SC, type = c("resampling"), iter = 500)
```

وبما أن البيانات رتبية تم استخدام طريقة (bootEGA) اللابرمترية، حيث تحصلنا على الشكل (1)



شكل (1) يوضح استخراج العوامل بطريقة (bootEGA) اللابرمترية

نلاحظ من الشكل (1) أنه تم استخراج عاملين كامنين، حيث تتشكل لدينا عنقودين يحتوي كلاهما على خمسة بنود والتي تطابقت مع ما تم الحصول عليه سابقا وهما بعدي بنية الذات، بعد بنية الذات المستقلة والتي تتكون من البنود (1 و 2 و 3 و 6 و 9). وبعد بنية الذات المترابطة تتكون من البنود (4 و 5 و 7 و 8 و 10). ولكي نتحقق من استقرار هذين البعدين نقوم بفحص الإحصاء الوصفي بواسطة الأمر التالي:

> SC.EGA\$summary.table

جدول (1) يوضح الإحصاء الوصفي لبعدي بنية الذات عبر كل العينات

n.Boots	median.dim	SE.dim	CI.dim	Lower.CI	Upper.CI	Lower.Quantile	Upper.Quantile
500	2	0	0	2	2	2	2

نلاحظ من الجدول (1) أن عدد العوامل هو إثنان وهذا ما يؤكد النتائج التي تم الحصول عليها بواسطة طريقة (bootEGA) اللابرمترية. كما أن حدود الثقة لم تختلف عن اثنان. وهناك معلومة أخرى يقدمها لنا تكرار الحصول على عدد العوامل عند تكرار التحليل بواسطة الأمر التالي:

> SC.EGA \$frequency

جدول (2) يوضح عدد الأبعاد عبر كل العينات

عدد العوامل	التكرار
2	1

نلاحظ من الجدول (2) أن عدد العوامل المستخرجة هو اثنان والتكرار هو واحد يعني مئة بالمئة، أي 500 تكرار للتحليل أسفر عن الحصول على عاملين. وهذا يقترح كذلك أن العاملين مستقرين ويمكن الحصول عليهما مجددا.

ولكي نعرف إذا يوجد عدم استقرار لأحد العاملين لوحده نقوم بحساب الاتساق البنيوي لكل واحد منهما وهذا يشير إلى دقة الحصول على نفس النتائج، وهي أن تنتمي نفس البنود إلى نفس العنقود (العامل) عبر التحليلات 500 المكررة في البوتستراب، وذلك من خلال الأمر التالي:

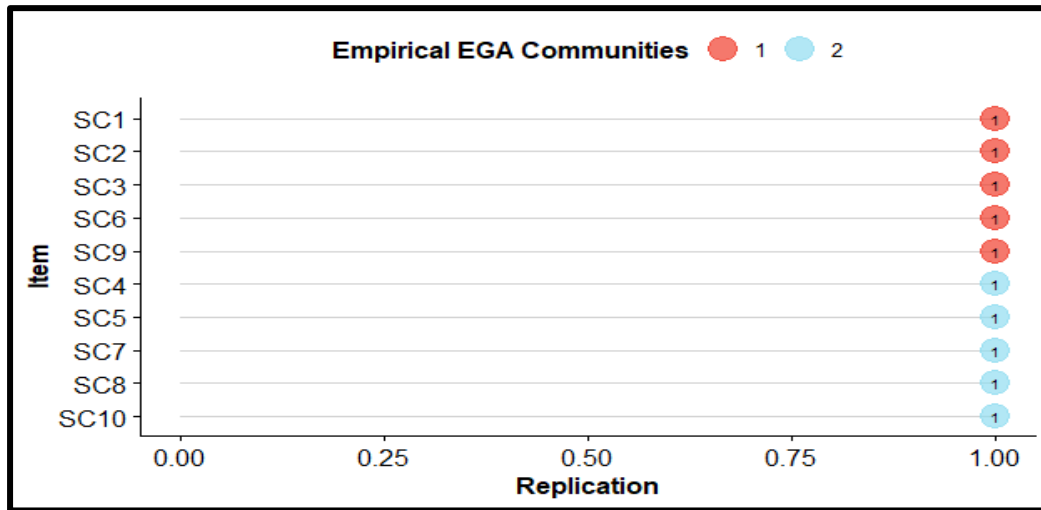
> SC.dimstab \$dimension.stability\$structural.consistency

جدول (3) يوضح الاتساق البنيوي للعوامل المستخرجة

رقم العوامل	استقرار العامل
1	1
2	1

نلاحظ من الجدول (3) أن العاملين المستقرين يتمتعان باستقرار بنيوي مثالي، حيث بلغ واحد لكل منهما وهو مئة بالمئة بمعنى أن كل التحليلات 500 أسفرت عن انتماء البنود لعاملها. وبالرغم من أن هذه النتيجة المثالية تدل على أن كل البنود أيضا تتمتع باستقرار بنيوي لكن سنقوم بتحليل استقرارها لمعرفة إذا هناك بعض البنود فيها خلل وقد تؤثر على الاستقرار البنيوي للعامل، وهذا بواسطة الأمر التالي:

> SC.dimstab <- dimensionStability(SC.EGA)



شكل (2) يوضح معاملات الاتساق البنيوي للبنود على بعدي المقياس

نلاحظ من الشكل (2) أن كل معاملات الاتساق البنيوي للبنود بلغت واحد وهذه النتيجة مثالية وهو أن مئة بالمئة أي كل التحليلات 500 أسفرت عن انتماء كل بند من البنود لعاملها، وهذه القيمة أكبر من القيمة 0.70 التي تعتبر كدرجة القطع لقبول معاملات الاتساق البنيوي.

4-الخلاصة:

يعتبر النموذج الشبكي من أحدث النماذج المستخدمة في القياس النفسي وعلم النفس وهو حديث النشأة منذ 2006 وذلك من خلال أعمال الباحث van der Mass وآخرون، كما نجد تسارع كبير في نشر الدراسات الأجنبية التي تناولت تطوير طرق متعددة لتقدير النموذج الشبكي، وكيفية تطبيق هذا النموذج بهدف التحقق من صلاحية الاختبارات النفسية، وكذلك التعامل بمقاربة جديدة مع الاضطرابات النفسية. ولعل أهم ما تم الاهتمام به في هذه الخمس سنوات الأخيرة (Christensen & Golino, 2021; Golino & Epskamp, 2017) هو تطوير الطرق الأفضل لاستخراج العوامل الكامنة، وكذلك معرفة مدى استقرار النتائج المتحصل عليها وإمكانية تكرارها في دراسات مقبلة لذلك قدمت هذه الدراسة المتواضعة الطريقة الحديثة للتحقق من استقرار النتائج المتحصل عليها بواسطة التحليل الشبكي وهي طريقة بوتستراب تحليل الرسم البياني البارمترية واللابارمترية من خلال إعطاء مثال تطبيقي يوضح خطوات إجراء هذه الطريقة بواسطة البرنامج الاحصائي المجاني R وكيفية تفسير النتائج خاصة تلك المتعلقة بمعامل الاتساق البنيوي للعوامل الكامنة ككل والبنود التي تنتمي إلى هذه العوامل.

إن أهمية النموذج الشبكي تكمن في إعطائنا معلومات جديدة لا يوفرها لنا نموذج العامل الكامن المتمثل خاصة في التحليل العاملي الاستكشافي الواسع الانتشار لذلك ينصح الباحث بالاهتمام بهذا النموذج ومحاولة تطبيقه عند التحقق من صلاحية الاختبارات النفسية، وكذلك محاولة فهم الاضطرابات النفسية بمنظور جديد من خلال تحديد المحكات التشخيصية والأعراض التي لها أهمية في الشبكة مما يبين أنها تلعب دورا مهما في ظهور الاضطراب النفسي واستمراره.

- الإحالات والمراجع:

- كريش، أحمد (2019). نمذجة العلاقات بين بنية الذات وتقدير الذات والرهاب الاجتماعي باستخدام النمذجة بالمعادلة البنائية. أطروحة دكتوراه غير منشورة. جامعة الجزائر 2. الجزائر.
- كريش، أحمد (2020). إعادة التحقق من صلاحية مقياس صعوبات القراءة باستخدام النموذج الشبكي. *المجلة الأمريكية للبحوث الإنسانية*. عدد خاص. 574-587.
- كريش، أحمد (مقبول للنشر). تقدير النموذج الشبكي لقائمة الرهاب الاجتماعي SPIN واختبار ثبات بنية الشبكة بين الذكور والإناث. *مجلة دراسات إنسانية واجتماعية*.
- كريش، أحمد (مقبول للنشر). النموذج الشبكي طريقة حديثة للتحقق من صلاحية الاختبارات النفسية وفهم الاضطرابات النفسية بمنظور جديد. *الاختبارات والمقاييس النفسية: البناء، التقنين، التكيف*.
- Christensen, A. P., & Golino, H. (2021). Estimating the stability of psychological dimensions via Bootstrap Exploratory Graph Analysis: A Monte Carlo simulation and tutorial. *Psych*, 3(3), 479-500
- Costantini, G., Richetin, J., Preti, E., Casini, E., Epskamp, S., & Perugini, M. (2019). Stability and variability of personality networks. A tutorial on recent developments in network psychometrics. *Personality and Individual Differences*, 136, 68-78.
- Golino, H. F., & Epskamp, S. (2017). Exploratory graph analysis: A new approach for estimating the number of dimensions in psychological research. *PloS one*, 12(6), e0174035. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0174035>
- Hallquist, M. N., Wright, A. G. C., & Molenaar, P. C. M. (2019). Problems with centrality measures in psychopathology symptom networks: Why network psychometrics cannot escape psychometric theory. *Multivariate Behavioral Research*, 1-25.
- Jamison, L., Christensen, A. P., & Golino, H. (2021, June 11). Optimizing Walktrap's Community Detection in Networks Using the Total Entropy Fit Index. <https://doi.org/10.31234/osf.io/9pj2m>
- Singelis, T. M. (1994). The measurement of independent and interdependent self-construals. *Personality and Social Psychology Bulletin*, 20, 580-591.
- Rozgonjuk, D., Sindermann, C., Elhai, J.D., Christensen, A.P., & Montag, C. (2020). Associations between symptoms of problematic smartphone, Facebook, WhatsApp, and Instagram use: An item-level exploratory graph analysis perspective. *J Behav Addict*, 9(3), 686-697.
- van der Maas, H. L., Dolan, C. V., Grasman, R. P., Wicherts, J. M., Huizenga, H. M., & Raijmakers, M. E. (2006). A dynamical model of general intelligence: the positive manifold of intelligence by mutualism. *Psychological review*, 113(4), 842-861. <https://doi.org/10.1037/0033-295X.113.4.842>

كيفية الاستشهاد بهذا المقال حسب أسلوب APA :

كريش، أحمد (2022). استخراج العوامل في الاختبارات النفسية وتقدير اتساقها البنيوي باستخدام بوتستراب تحليل الرسم البياني الاستكشافي. *مجلة العلوم النفسية والتربوية*. 8(4)، الجزائر: جامعة الوادي، الجزائر. 14-20.