اقليم كوردستان- العراق
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
جامعة صلاح الدين - اربيل
كلية الإدارة والإقتصاد - قسم الاحصاء والمعلوماتية

دراسة احصائية عن دور الذكاء الاصطناعي في تطوير التعليم من وجهة نظر طلبة الدراسات العليا في كلية الادارة والاقتصاد باستخدام التحليل العاملي

بحث تخرج مقدم الى مجلس قسم الإحصاء بكلية الادارة والاقتصاد جامعة صلاح الدين وهو جزء من متطلبات نيل شهادة البكالوريوس علوم في الإحصاء

بإشراف

م . اسراءعوني حيدر

من إعداد

عبدالصمد محمد احمد	بؤلا سردار حسين	ابراهيم عبدالله احمد
1445 هـ	2724 ك	2024م

بسم الله الرحمن الرحيم
اقْرَأْ بِاسْمِ رَبِّكَ الَّذِي خَلَقَ ۝١ خَلَقَ الْإِنسَانَ مِنْ عَلَقٍ ۝٢ اقْرَأْ وَرَبُّكَ
الْأَكْرَمُ ۝٣ الَّذِي عَلَّمَ بِالْقَلَمِ ۝٤ عَلَّمَ الْإِنسَانَ مَا لَمْ يَعْلَمْ ۝٥
صدق الله العظيم

الإهداء

نهدي هذا البحث الى :

* آبائنا وأمهاتنا الأعزاء
* أخواننا وأخواتنا
* مشرفتنا الفاضلة (م.اسراء عوني حيدر)
* كل من علمنا حرفآ
* كل من قدم لنا العون والمساعدة

الباحثون

شكر وتقدير

الحمدلله ربه العالمين الذى وفقنا واعاننا بالقدرة عل انجاز هذا البحث فله الحمد أولا واخرا والصلاة والسلام عل سيدنا محمد صلى الله عليه وسلم وعل اله وصحبه وسلم .

يطيب لنا ان نتقدم بوافر الشكر و التقدير الى مشرفتنا الاستاذة (اسراء عوني حيدر) لمساعدتها لنا لتحمل عناء البحث واشرافها المستمر عل البحث كما تتقدم بالشكر الجزيل لرئيسة قسم الاحصاء الدكتورة(د.بيخال صمد صديق)والى كل الاساتذة الافاضل في قسم الاحصاء لما قدموه من دعم وتشجيع يستحق الاشادة به .

وآخيرا تنوجه بالشكر الخاص الى عوائلنا لمساندتهم ودعواتهم لنا والى كل من مدلنا يد العون.

الباحثون

المحتويات

الموضوع	الصفحة
الفصل الأول " المقدمة وهدف البحث "	2-3
1.1 المقدمة	3
2.1 هدف البحث	3
الفصل الثاني " الجانب النظري "	5 - 23
1.2 التحليل العاملي ((Factor Analysis	5
2.2 اهداف استخدام التحليل العاملي	5
3.2 النموذج العاملي	6
4.2 الفرضيات الأساسية للتحليل العاملي	8
5.2 الشيوع	12
6.2 طرق تقدير الشيوع	13
7.2 طرق التحليل العاملي	15
8.2 طريقة المكونات الرئيسية	15
9.2 المكونة الرئيسية	16
10.2 نموذج المكونات الرئيسية	17
11.2 خواص المكونات الرئيسية	17
12.2 طريقة حساب المكونات الرئيسية	19
13.2 طرق اختيار عدد المكونات الرئيسية	20
14.2 تدوير المحاور	20
15.2 أسلوب التدوير المتعامد	20
16.2 أسلوب التدوير المائل	21
17.2 طريقة تدوير المحاور	22
18.2 عدد العوامل	22
19.2 اختبار معنوية التحميلات	23
الفصل الثالث " الجانب التطبيقي "	25 - 35
1.3 المقدمـــة	25
2.3 وصف البيانات	25

3.3 استخدام التحليل العاملي بطريقة المركبات الرئيسية	32
4.3 نتائج التحليل العاملي	32
الفصل الرابع " الاستنتاجات والتوصيات "	37 – 39
1.4 الاستنتاجات	37-38
2.4 التوصيات	39
المصادر	41
الملاحق	43 – 45
الملحق (A) استمارة استبيان	43-44
الملحق (B) مصفوفة الارتباط	45

الجداول

اسم الجدول	الصفحة
1.3 التوزيع التكراري للبيانات حسب الجنس	26
2.3 التوزيع التكراري للبيانات حسب العمر	27
3.3 التوزيع التكراري للبيانات حسب الحالة الاجتماعية	27
4.3 التوزيع التكراري للبيانات حسب الأقسام لكلية الإدارة والاقتصاد	28
5.3 التوزيع التكراري للبيانات حسب المستوى التعليمي	29
6.3 التوزيع التكراري للبيانات حسب (هل كان لديك معلومات سابقة عن الذكاء الاصطناعي)	30
7.3 التوزيع التكراري للبيانات حسب (مدى الاستفادة من الذكاء الاصطناعي)	30
8.3 نتائج التحليل العاملي بطريقة المركبات الرئيسية	32
9.3 مصفوفة التحميلات العوامل المعنوية بعد تدوير(varimax) وقيم الشيوع للعوامل المستخلصة	33
B.1 مصفوفة الارتباط	44
اسم الشكل	الصفحة
1.2 شكل توضيحي يبين المتغيرات والعوامل المشتركة وقيم الشيوع	13
1.3 يوضح الشكل (1.3) توزيع البيانات حسب الجنس	26
2.3 يوضح الشكل (2.3) توزيع البيانات حسب العمر	27
3.3 يوضح الشكل (3.3) توزيع البيانات حسب الحالة الاجتماعية	28
4.3 يوضح الشكل (4.3) توزيع البيانات حسب الأقسام لكلية الإدارة والاقتصاد –جامعة صلاح الدين	29
5.3 يوضح الشكل (5.3) توزيع البيانات حسب المستوى العلمي	29

6.3	يوضح الشكل (6.3) توزيع البيانات حسب العبارة (هل كان لديك معلومات سابقة عن الذكاء الاصطناعي)	30
7.3	يوضح الشكل(7.3) توزيع البيانات حسب العبارة (مدى الاستفادة من الذكاء الاصطناعي)	31
8.3	العوامل المعنوية وغير المعنوية	33

الفصل الأول

المقدمة وهدف البحث

الفصل الاول

المقدمة وهدف البحث

1.1: المقدمة

يعد الذكاء الاصـــطناعي محركاً رئيســـياً للنمو والابتكار في مختلف المجالات ويهدف إلى بناء نظم قادرة على تقليد أو تحاكي قدرات الإنســـان الذهنية، مثل التعلم والتفكير والاســـتدلال والإدراك والتكيف، بحيث يمكن لهذه الأنظمة القيام بمهام معقدة بدون التدخل البشر، فالذكاء الاصطناعي ليس مجرد مفهوم نظري. بل هو الآن جزء لا يتجزأ من حياتنا اليومية يمكن العثور عليه في كل مكان، من الهواتف المحمولة إلى الســيارات الذاتية القيادة، وحتى الروبوتات الخدمية في المستشفيات.

تتضـمن العلاقة بين الذكاء الاصـطناعي والتعليم ثلاثة مجالات: التعلم عن الذكاء الاصـطناعي، التحضـير للذكاء الاصـــطناعي ويُعنى بتمكين جميع المواطنين من فهم تأثيره على حياتهم، والمجال الثالث هو التعلم باســـتخدام الذكاء الاصطناعي ويتضمّن الأدوات التي تعمل بالذكاء الاصطناعي في الفصول الدراسية والمؤسسات التعليمية عامةً، وهو محور تركيز هذه المقالة. حيث يُنظر إلى الذكاء الاصطناعي كأداة لسد الاحتياج وأوجه القصور في التعليم الحالي، من خلال تخصيص التجربة التعليمية، تبسيط المهام الإدارية، تعزيز ممارسات الكفاءة والفاعلية، بما يسـمح للطلاب بوصـولٍ أوسـع وأجدى، وللمدرسـين بصـرف أوقاتهم في مهامٍ معرفيةٍ لا تعجز عنها الآلات والتقنية، إذ لا يُمكن بأي حالٍ من الأحوال أن تحل التقنية محل المعلم.

2.1: هدف البحث

يهدف البحث الحالي إلى :

١ . التعرف على اهمية الذكاء الاصطناعي في العملية التعليمية .

٢ . يتيح استخدام الذكاء الاصطناعي في تحسين مستوى الطلاب وتعزيز فعالية عملية التعلم من خلال تكنولوجيا متقدمة وحلول مبتكرة .

الفصل الثاني

الجانب النظري

مفهوم التحليل العاملي

الجانب النظري

التحليل العاملي

1.2 التحليل العاملي Factor Analysis:

التحليل العاملي هو أسلوب إحصائى تعمل على تلخيص العديد من المتغيرات لعدد أقل يعرف بالعوامل (Factors) حيث كل مجموعة من المتغيرات تربط بعامل واحد فقط بواسطة دالة حيث ترتبط المتغيرات في العامل ارتباطاً علياً فيما بينها وضعيفاً مع الأخرى، والتحليل ألعاملي يهدف لاستخلاص مجموعة من العوامل (Extraction of Factor) ترتبط بالمتغيرات الأصلية على أن تفسر أكبر نسبة ممكنة من التباين للمتغيرات الأصلية أو تقليص عدد المتغيرات في عدة عوامل ويمكن اعتبار هذه العوامل متغيرات ويجرى عليها التحليل يعرف بالتحليل العاملي .

ويمكن تعريف التحليل العاملي بأنه أحد فروع تحليل متعدد المتغيرات (Analysis Multivariate) القائم على مجموعة من الفرضيات مستخدماً مصفوفة الإرتباط (Correlation Matrix) ومصفوفة التغاير(Covariance Matrix) لتحديد العوامل الفرضية (Hypothetical Factors) الكامنة وراء طبيعة العلاقات الداخلية (المتداخلة) (Internal Relationships) بين مجموعة من المتغيرات المأخوذة لظاهرة معينة والتى هي متغيرات أيضا ولكن بعدد أقل من المتغيرات الأصلية ويتميز التحليل العاملي بقدرته على تقليل المتغيرات الكثيرة و ترتيبها في عدد ضئيل من المتغيرات الفرضية (Hypothetical variables) والتي تعكس التباين المشاع (Common variance) بين المتغيرات وتدعى بالعوامل والتى تكون غير مرتبطة مع بعضها وهكذا نتخلص من مشكلة التعدد الخطى (problem of Multicollinearity).

ان التحليل العاملي يعتمد على احتساب معاملات الارتباط بين المتغيرات . وحيث ان معامل الارتباط يعطي قياس لقوة ذلك الارتباط بين اي متغيرين ، وتفسير معامل الار تباط قد يكون مفيدًا من حيث اعطاء مؤشرات عن نوع وطبيعة العلاقة بين اي متغيرين ، الا انه يعجز في الوقت نفسه عن توضيح اي من هذه المتغيرات يمارس تأثيره بشكل مميز عن غيره من المتغيرات.

ويفترض التحليل العاملي وجود ارتباط بين مجموعة من المتغيرات نتجت لوجود عوامل مشـتركة تؤثر في هذه المتغيرات وان قيم هذه الارتباطات تعود الى واقع تلك العوامل ومعامل الارتباط بين اي متغيرين يعود الى طبيعة تشبعها بالعوامل المشتركة ويطلق عليها(Factors) ودرجة هذا التشبع.

وتعتبر طريقة العامل الرئيسي (Principle Factor Method) التي تستخدم في هذا البحث من اهم طرق التحليل العاملي وهي تطبق بطريقة المحاور الرئيسة (Principle Component) ولكن باستخدام مصفوفة الارتباط المنخفضة (Reduced Correlation Matrix) ، وتأتي الفكرة الاساسية للتحليل بهذه الطريقة لايجاد نظام جديد للعوامل الرئيسية تكون متعامدة مع محاور موجهات المتغيرات التي كونت نظام معين.

لقد توسع إستخدام أسلوب التحليل العاملي في مجالات الحياة المختلفة نتيجة للأنتشار الواسع للمتغيرات كظواهر والتي ترتبط فيما بينها بعلاقات متداخلة، بوصفه نموذجاً رياضياً لتحليل العلاقات بين عدد كبير من تلك المتغيرات وتفسيرها في عدد قليل من العوامل، والأستكشاف عن بعض العلاقات غير المتوقعة التي تبدو مميزة في بادئ الأمر، ومن ثم يتضح أنها ليست لها أهمية تذكر والعكس صحيح، وللحصول على تفاصيل رئيسية مهمة مبنية على طرق أحصائية.

2.2 أهداف استخدام التحليل العاملي:

يمكن تلخيص أهم أهداف التحليل العاملي بما يلي:-

1- التعرف على أنماط العلاقات البينية Delineation interdependency and Pattern

أسلوب التحليل العاملي يكشف عن الأنماط (Pattern) المنفصلة للعلاقات البينية التي تتضمنها المتغيرات وإرجاع مسببات تلك المتغيرات الى أقل عدد من العوامل و التي تحدد فيها قوة علاقة كل متغير بتلك الأنماط.

2- الاقتصاد في وصف البيانات Parsimony or Data Reduction

إذا كان لدينا عدد كبير من المشاهدات الخاصة لمجموعة كبيرة من المتغيرات فأنه يمكن تركيز هذه البيانات في صورة عدد قليل من العوامل تقوم مقام المتغيرات في وصف الظاهرة و توضيح العلاقات فيما بينها.

3- اختبار الفرضيات Hypothesis Testing

يمكن استخدام التحليل العاملي في اختبار صحة الفرضيات الخاصة بنمط العوامل المؤثرة في مجموعة من المتغيرات وذلك بالإعتماد على مصفوفة .

4- تحويل البيانات Data Transformation

يساعد التحليل العاملي في تحويل البيانات الى صورة اخرى تتوفر فيها بعض الشروط التي يمكن تطبيق بعض الأساليب الإحصائية عليها، على سبيل المثال: إذا كان المطلوب تطبيق بعض اختبارات الدلالة الإحصائية على معاملات الانحدار فإن المتغيرات التي تستعمل في التنبؤ يجب أن تكون مستقلة, فإذا كانت هذه المتغيرات مرتبطة فمن الممكن إستخدام أسلوب التحليل العاملي لتحويلها الى أقل عدد من العوامل غير المرتبطة وإحلالها محل المتغيرات الأصلية.

5- إستخدامات إستكشافية Exploratory Uses

يعتبر أسلوب التحليل العاملي مفيداً في استكشاف المجالات الجديدة، فالتحليل العاملي يخفض العلاقات المعقدة بين مجموعة من المتغيرات الى صورة خطية بسيطة كما أنه يستكشف عن بعض العلاقات غير المتوقعة التي تبدو متميزة في بادئ الأمر ومن ثم يتضح إنها معقولة.

6-يساهم أسلوب التحليل العاملي في معالجة مشكلة التعدد الخطي Multicollinearity

لتحويل المتغيرات المرتبطة الى عوامل غير مرتبطة.

3.2 النموذج العاملي Factor Model:

يفسر نموذج التحليل العاملي لـ (p) من المتغيرات (P-dimensional) لعينة حجمها n عبارة عن دالة خطية لـ(p) من متوسطات المتغيرات ل(m) من العوامل المشتركة (Common Factor) بحيث (m<p)، و (p) من العوامل الوحيدة (Unique Factor) لكل متغير، فأن النموذج العاملي سيكون بالشكل الأتي:

$$\underline{X}_{p\times 1} = \underline{M}_{p\times 1} + A_{\mathrm{p\times m}}\ \underline{\mathrm{F}}_{\mathrm{m\times 1}} + \underline{\mathrm{U}}_{\mathrm{p\times 1}} \quad \dots\dots\dots (1-2)$$

حيث أن:

$\underline{X}$: يمثل المتجه العشوائي ل (P) من المتغيرات.

$\underline{M}$: يمثل متجه أوساط المتغيرات.

A : تمثل مصفوفة تحميلات العوامل (Loading Factors) من المتغيرات.

$\underline{F}$: يمثل المتجه العشوائي للعوامل المشتركة(Common Factors) التي تم اختبارها من (p) من المتغيرات.

$\underline{U}$: يمثل المتجه العشوائي للعوامل الوحيدة (التباين الخاص)(Unique Factors) للمتغيرات.

بالنسبة لمصفوفة التغاير(Covariance matrix) لكل من موجهي العوامل المشتركة و العوامل الوحيدة (على افتراض انها مستقلة) هي:

$$E\left(\frac{\underline{F}}{\underline{U}}\right)\left(\underline{F'U'}\right) = \begin{bmatrix} E(\underline{FF'}) & E(\underline{FU'}) \\ E(\underline{UF'}) & E(\underline{UU'}) \end{bmatrix}$$

$$= \begin{bmatrix} \Phi_{m*n} & 0_{m*n} \\ 0_{n*m} & \Psi_{n*m} \end{bmatrix}$$

حيث ان:

Φ = هي مصفوفة التغاير للعوامل المشتركة

Ψ = هي مصفوفة القطرية للتغاير لـ(U) (للعوامل الوحيدة) عناصرها القطرية هي

$$U_1^2, U_2^2, U_3^2 ..... U_n^2$$

والعناصر غير القطرية تساوى صفر.

اما مصفوفة التغاير لـ$(\underline{X})$ سوف نرمز لها بـ($\sum$)

بحيث ان ($\sum$) هي مصفوفة موجبة متماثلة (symmetric positive definite) من الرتبة n ستكون:

$$E(\underline{XX}') = \sum = E(A\underline{F} + \underline{U})(A\underline{F} + \underline{U})'$$
$$\sum = E(A\underline{FF}'A' + A\underline{FU}' + \underline{UF}'A' + \underline{UU}')$$
$$= AE(\underline{FF}')A' + AE(\underline{FU}') + E(\underline{UF}')A' + E(\underline{UU}')$$

بما ان العوامل المشتركة لاترتبط مع العوامل الوحيدة اي ان:

$$E(\underline{FU}') = 0$$

وإن العوامل الوحيدة مستقلة فإن مصفوفة التغاير هي:

$$E(\underline{UU}') = \Psi$$

فإن مكونات مصفوفة التغاير لـ($\sum$) ستصبح بالشكل الأتي:

$$\sum = AE(\underline{FF}')A' + \Psi$$

ولإيجاد الحل العاملي سيتم تقدير معلمات احد النموذجين التاليين:

1- النموذج المقيد Restricted model

يدرس هذا النموذج مشكلة تقدير معلمات النموذج الأتي:

$$\underline{X} = A\underline{F} + \underline{U} \qquad , \quad E(\underline{FF}') = \phi$$

وان

$$\sum = AE(\underline{FF}')A' + \Psi = A\Phi A' + \Psi$$

2- النموذج غير المقيد Unrestricted model

يدرس هذا النموذج مشكلة تقدير معلمات النموذج الأتي:

$$\underline{X} = A\underline{F} + \underline{U} \qquad , E(\underline{FF}') = I_m$$

$$\sum = AA' + \Psi$$

وفية العوامل غير مرتبطة ولايستطيع الباحث ان يضع فرضيات تعرف المعلومات بصورة مفردة واذا عبرنا عن (n) من متغيرات النموذج الخطي (2-1) بدلالة (m) من العوامل المشتركة و العامل الانفرادى بحيث ان (m<n) فنحصل عن المعادلات الأتية:

$$X_1 = a_{11}F_1 + a_{12}F_2 + \ldots\ldots + a_{1m}F_m + U_1$$
$$X_2 = a_{21}F_1 + a_{22}F_2 + \ldots\ldots + a_{2m}F_m + U_2 \quad \ldots\ldots 2-2$$

$$X_n = a_{n1}F_1 + a_{n2}F_2 + \ldots\ldots + a_{nm}F_m + U_n$$

المعادلات (2-2) تسمى بالنمط العاملي (factor pattern) ولبساطة النمط العاملي يمكن ان يعبر عنه بشكل جدول يتضمن المتغيرات والعوامل وتحميلاتها مع القيم الشيوع.

يهتم التحليل العاملي بشكل الرئيسى بتقدير المعاملات او التحميلات (aj1, aj2 ……..ajm) الخاصة بالعوامل هي بمثابة المتغيرات مع فرق بسيط هوان المتغيرات تتضمن قياساً مباشراً (Direct measurement) بينما العوامل هي متغيرات افتراضية (Hypothetical variables) نحصل عليها بمعالجة تحليلية لمجموعة من المتغيرات وتحميلات العوامل هي عبارة عن معاملات الارتباط بين المتغيرات و العوامل التى تم استخلاصها.

4.2 الفرضيات الأساسية للتحليل العاملي Basic Assumptions of Factor Analysis:

اهم الفرضيات للتحليل العاملي هي:-

الفرضية الأولى:

تقوم الفرضية الأساسية لتحليل العاملي على أساس وجود ارتباطات داخلية بين مجموعة من المتغيرات و أن هذه الارتباطات بين المتغيرات جاءت نتيجة لوجود عوامل مشتركة تؤثر فيها، حيث يسعى التحليل العاملي الى تفسير هذه الارتباطات بأقل عدد من العوامل المستقلة فيما بينها. تأخذ هذه الفرضية قيمة معيارية كي تتوزع توزيعاً طبيعياً بوسط قدره صفر و تباين قدره واحد وكذلك التخلص من وحدات القياس للمتغيرات, ويتم أيجاد القيمة المعيارية للمتغيرات بتطبيق العلاقة (2-3) لـ p من المتغيرات لعينة حجمها n كالأتي :

$$Z_{ij} = \frac{x_{ij} - \overline{x}_j}{S_j} \qquad ,i = 1,2,\ldots,p \quad ,j = 1,2,\ldots,n \qquad \ldots\ldots 3-2$$

حيث أن:

Z_{ij} : يمثل القيمة المعيارية للمفردة i للمتغير j .

x_{ij} : يمثل المشاهدة i من المتغير j .

$\overline{x}_j$: متوسط للمتغير j .

S_j : الانحراف القياسي للمتغير j .

ويمكن صياغة النموذج الرئيسي للتحليل العاملي في حالة افتراض وجود (m) من العوامل (بقيمتها المعيارية Z_j) كما يأتي

$$Z_{ji} = a_{j1}F_1 + a_{j2}F_2 + \cdots + a_{jm}F_m + U_{ji} \quad , j = 1,2, \dots , p \quad \dots\dots\dots (4-2)$$

حيث أن :

Z_{ji} : يمثل القيمة المعيارية للمتغير j .

a_{jm} : يمثل تشبع العامل (m) للمتغير j .

$F_1 , F_2 , \dots , F_m$ العوامل المشتركة المستخلصة من (p) من المتغيرات.

U_{ji} : القيمة المعيارية للعوامل الوحيدة.

و استناداً إلى هذه الفرضية يقسم التباين الكلي إلى ثلاثة تباينات و هي:

1- التباين المشاع (Common Variance)

يمثل جزءاً من التباين الكلي الذي يرتبط مع بقية المتغيرات، ويحسب من معاملات العوامل العامة ويرمز له بالرمز (h_j^2) وهو:

$$h_j^2 = a_{j1}^2 + a_{j2}^2 + \cdots + a_{jm}^2 \quad \dots\dots (5-2)$$

2- التباين الخاص (Specific Variance)

يمثل جزءاً من التباين الكلي الذي لا يرتبط مع بقية المتغيرات بل يرتبط مع المتغير نفسه ، وهو جزء من التباين العامل الوحيد الذي يساوي:

$$U_j^2 = b_j^2 + e_j^2 \dots 6-2$$

حيث أن :

U_j^2 : تباين العامل الوحيد.

b_j^2 :التباين الخاص بالمتغير j.

e_j^2 : تباين الخطأ.

3- تباين الخطأ (Error Variance)

يمثل جزءاً من التباين الناتج من حدوث أخطاء في سحب العينة أو قياسها أو حدوث أي تغيرات تؤدي الى عدم الثبات في البايانات و يرمز له(e_j^2)، ويشترك كل من التباين المشاع والتباين الخاص في تكوين التباين المعول (Reliable Variance) وهو:

$$R_{jj} = h_j^2 + b_j^2 \dots\dots\dots (7-2)$$

أن شيوع المتغير هو أقل أو يساوي التباين المعتمد أي أن:

$$h_j^2 = R_{jj} - b_j^2 \leq R_{jj} \dots\dots\dots (8-2)$$

حيث أن المتغير إذا كان مشبعاً بعامل خاص فأن $R_{jj} \geq h_j^2$ أما إذا كان $b_j^2 = 0$ فأن $R_{jj} = h_j^2$

ويهدف التحليل العاملي إلى تحليل التباين المشترك لتحديد عدد ونوع التباينات المشتركة التي تؤدي إلى ارتباطات المتغيرات، ويمكن تمثيل التباين الكلي للمتغير Z_J بواسطة أجزائه بالمعادلة الأتية:

$$\sigma_j^2 = \sigma_{j1}^2 + \sigma_{j2}^2 + \cdots + \sigma_{jm}^2 + \sigma_{js}^2 + \sigma_{je}^2 \ldots\ldots (9-2)$$
$$\text{(Common Variance)} \quad \text{(Specificity Var.)} \text{(Error Var.)}$$

حيث أن :

σ_{js}^2 : يمثل التباين الخاص.

σ_{je}^2 : يمثل تباين الخطأ.

وبقسمة طرفي المعادلة على σ_j^2 ينتج :

$$\frac{\sigma_j^2}{\sigma_j^2} = 1 = \frac{\sigma_{j1}^2}{\sigma_j^2} + \frac{\sigma_{j2}^2}{\sigma_j^2} + \cdots + \frac{\sigma_{jm}^2}{\sigma_j^2} + \frac{\sigma_{js}^2}{\sigma_j^2} + \frac{\sigma_{je}^2}{\sigma_j^2} \quad \ldots (10-2)$$

يمكن تمثيل أجزاء المعادلة (2- 10) التي سنحصل منها على تكوين التباين الكلي للمتغير Z برموز جديدة وبالشكل الأتي :

$$1 = \sigma_{zj}^2 = a_{j1}^2 + a_{j2}^2 + \cdots + a_{jm}^2 + b_j^2 + e_j^2 \ \ldots (11-2)$$

أن الجانب الأيمن من المعادلة يمثل أجزاء التباين القياسي لـ Z_j المعبر عنه بدلالة العوامل فمثلاً a_{j2}^2 يمثل مقدار مساهمة العامل F_2 في تباين المتغير Z_j , وتكون بالمساهمة الكلية للعامل المشترك F_p فـي مجموع تباين كل المتغيرات مساوية لـــ:

$$\sigma_p^2 = \sum_{p=1}^{n} a_{jP}^2 \quad ; \quad (P = 1,2,\ldots,m) \ \ldots (12-2)$$

كما تكون المساهمة الكلية لجميع العوامل المشتركة المستقلة في تباين كل المتغيرات مساوية لـــ:

$$\sigma^2 = \sum_{P=1}^{m} \sigma_P = \sum_{j=1}^{n} h_j^2 \ \ldots (13-2)$$

وحسب ما ذكرنا من أن العلاقات نستطيع وضعها بالصيغة الأتية:

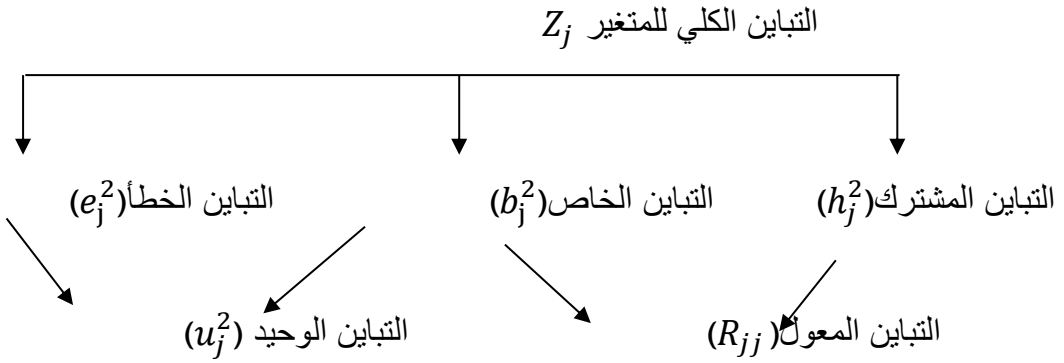
Total Variance التباين الكلي	$1 = h_j^2 + b_j^2 + e_j^2 = h_j^2 + u_j^2$	(14-2 .....
Reliable Variance التباين المعول	$R_{jj} = h_j^2 + b_j^2 = 1 - e_j^2$	
Community كمية الشيوع	$h_j^2 = a_{j1}^2 + a_{j2}^2 + \ldots + a_{jm}^2 = 1 - u_j^2$	
Uniqueness Variance التباين الوحيد	$u_j^2 = b_j^2 + e_j^2 = 1 - h_j^2$	

Specificity Variance التباين الخاص $b_j^2 = b_j^2 = u_j^2 - e_j^2$

Error Variance تباين الخطأ $e_j^2 = R_{jj}$

تباين الخطأ يمثل الفرق بين التباين الكلي و التباين المعتمد:

ويوضح الشكل الأتي العلاقات بين أنواع التباين الكلي:



الشكل رقم (1) يبين أنواع التباين الكلي للمتغير والعلاقات المشتركة بينهما

الفرضية الثانية:

الفرضية الثانية في التحليل العاملي تفترض وجود الارتباط بين المتغيرين (i,j) وأن هذا الارتباط يمكن حسابه على أساس طبيعة وتأثير تحميلات (تشبعات) العوامل المشتركة، ويمكن تمثيل هذه الفرضية بالنسبة للعوامل المستقلة المتعامدة (Orthogonal) بالمعادلة الأتية:

$$r_{ij} = a_{i1}a_{j1} + a_{i2}a_{j2} + \cdots + a_{im}a_{jm} \quad \ldots (15-2)$$

أي أن معامل الارتباط بين المتغيرين عبارة عن مجموع حاصل ضرب تحميلات المتغيرات بالعوامل المشتركة بينهما. و بدلالة المصفوفات يمكن التعبير عن المعادلة أعلاه كالأتي:

$$R = AA'$$

حيث أن :

R : تمثل مصفوفة الارتباط .

A : تمثل مصفوفة تحميلات العوامل.

$$\begin{pmatrix} 1 & r_{12} & \cdots & r_{1n} \\ r_{21} & 1 & \cdots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \cdots & 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2m} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nm} \end{pmatrix} * \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{n1} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{n2} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ a_{1m} & a_{2m} & \cdots & a_{nm} \end{pmatrix}$$

و بالإضافة إلى الفرضيات التي تم ذكرها يجب مراعاة حجم العينة عند استخدام التحليل العاملي حيث لايكون عدد المشاهدات أقل من (50).

5.2 الشيوع Commonalties:

إن العديد من طرق التحليل العاملي تحتاج عند استخدامها في تطبيق التحليل العاملي إلى تقدير أولي لكميات (h_j^2) ووضعها في العناصر القطرية لمصفوفة الارتباط (R) بدلاً من الوحدات، و من هذه الطرق هي طريقة تحليل العامل الرئيسي المستخدمة في بحثنا هذا, و التي تحتاج إلى تقدير هذه القيم ووضعها في القطر الرئيسي لمصفوفة الارتباط (R), كمية الشيوع للمتغير(Z_j) هي عبارة عن مجموع مربعات تحميلات (تشبعات) ذلك المتغير ويمثل نسبة التباين الذي تفسره العوامل المشتركة المستخلصة من تحليل مصفوفة الارتباط (R)، أي أنها تعطي مدى التداخل بين المتغيرات والعوامل المشتركة، وكما ورد ذكره سابقاً في المعادلة (2-11) فأن كمية الشيوع هي:

$$h_{\mathrm{j}}^2 = \sum_{\mathrm{p}=1}^{\mathrm{m}} a_{\mathrm{ip}}^2 \quad ,\mathrm{j} = 1,2,\dots,\mathrm{p} \quad ,\mathrm{p} = 1,2,\dots,\mathrm{m} \quad \dots(16-2)$$

حيث أن (a_{ip}^2) يمثل وزن العامل (p) للمتغير (j) وهي معاملات مصفوفة العوامل(F) وتعرف بتحميلات العوامل (Factor Loading) أو تشبعات العوامل (Saturation Factor)، ويمكن توضيحها بالشكل الأتي:

	F_1	F_2	------	F_m	h_j^2
X_1	a_{11}	a_{12}	------	a_{1m}	h_1^2
X_2	a_{21}	a_{22}	------	a_{2m}	h_2^2
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
Xp	a_{p1}	a_{p2}	----	a_{pm}	h_p^2

الشكل (1.2) شكل توضيحي يبين المتغيرات والعوامل المشتركة وقيم الشيوع

ومن صفات قيم الشيوع أنها موجبة دائماً وتقع قيمها بين الصفر والواحد (لأنها جزء من التباين الكلي والذي يساوي واحداً) أي أنها :

$$0 \le h_{\mathrm{j}}^2 \le 1 \quad \dots.(17-2)$$

وتمثل كمية الشيوع (h_{j}^2) مدى التداخل بين المتغيرات والعوامل المستخلصة فعندما تكون قيم الشيوع قريبة من الواحد فإنها تدل على وجود العلاقة بين المتغير($\mathrm{Z_j}$) والعوامل المستخلصة.

أما عندما تكون قيم الشيوع لأحد المتغيرات مساوية للصفر فأن تحميلات (تشبعات) العوامل لذلك المتغير تساوي صفر، أي أن العوامل المستخلصة لم تستطيع تفسير أي جزء من تباين ذلك المتغير, إذا وقعت قيم الشيوع بين صفر و الواحد فأنها تشير إلى وجود تداخل جزئي بين المتغير والعوامل المستخلصة.

إن مصفوفة الارتباط خلاياها القطرية تساوي الواحد الصحيح يطلق عليها مصفوفة الارتباط الكاملة (Completed Correlation Matrix) أما إذا ملئت الخلايا القطرية بقيم الشيوع (h_j^2) فإنها تسمى بمصفوفة الارتباطات المختزلة (Reduced Correlation Matrix).

6.2 طرق تقدير الشيوع:

في البداية تكون قيم الشيوع غير معروفة ونحن بحاجة إلى تقديرها لتحل كعناصر قطرية في مصفوفة الارتباط وهناك عدة طرق لتقدير قيم الشيوع (h_j^2) قبل بدء عملية التحليل للحصول على العوامل المشتركة، و من أهم هذه الطرق:

1- الارتباط الأكبر Maximum Correlation

يتم في هذه الطريقة اختيار أكبر معامل إرتباط بين المتغير Z_j وبقية المتغيرات الأخرى لتمثل شيوع ذلك المتغير، ووجد ثرستون(Thurston) إن هذه الطريقة البسيطة لتقدير كميات الشيوع تكون مفيدة لمصفوفة الارتباط التي تتضمن إعداد كبيرة من المتغيرات.

2- الثلاثي Third

يتم في هذه الطريقة ايجاد كميات الشيوع (h_j^2) للمتغير Z_j بأستخدام الثلاثي وبالشكل الآتي:

$$h_j^2 = r_{jk}\, r_{jl} \,/ r_{kl} \qquad \dots (18-2)$$

حيث أن k, l هما يرتبطان بقوة مع المتغير Z_j , و ان هذا الأسلوب يتميز عن الأسلوب السابق بقدرته على تقليل تأثير الارتباطات العالية.

3- معدل الارتباطات Mean of Correlation

حسب هذه الطريقة يتم استخراج معدل لكل الارتباطات الممكنة للمتغير j مع بقية المتغيرات ماعدا ارتباطه مع نفسه (أي ماعدا الواحد) وفق العلاقة الآتية:

$$h_j^2 = \sum_{j=1}^{n} \frac{r_{ji}}{n=1} \quad i \neq j \qquad \dots (19-2)$$

4- يمكن البدء بملء الخلايا القطرية لمصفوفة الارتباط بالتباين الكلي لكل متغير بالصيغة القياسية (ويساوي واحداً)

تم أجراء تحليل المركبات الرئيسية للحصول على (n) من المركبات الرئيسية والجذور المميزة المناظرة لها مع الاقتصار على تلك المركبات التي تكون قيمة الجذور المميزة أكبر من واحد واستخدامها في تقدير الشيوع.

5- مربع الارتباط المتعدد Square Multiple Correlation

إن مربع الارتباط المتعدد لكل متغير مع (p-1) من المتغيرات الباقية يعتبر من التقديرات المفضلة لقيم الشيوع، ويتم استخراج قيم الشيوع (h_j^2) في هذه الطريقة بالاعتماد على مصفوفة الارتباط R ومن ثم استخراج معكوس مصفوفة الارتباط R^{-1} لاستخراج قيم الشيوع فأن SMC للمتغير Z_j يعطى بالصيغة الأتية.

$$SMC = R^2_{(j,1,2,\dots,p)} = 1 - \frac{1}{r_{jj}} \qquad \dots(20-2)$$

حيث أن r_{jj} هو عنصر قطري في R^{-1} يخص المتغير Z_j و في عام (1957) أقترح (Wrigley) بأن مربع الارتباط المتعدد يمكن أن يسمى بالأشتراكيات المشاهدة (Observed Commonalties) طالما أنه يقيس التباين المشترك المتنبأ به ما بين الارتباطات المشاهدة.

إن مربع الارتباط المتعدد SMC له خاصية مهمة هي أن هذه القيمة تمثل الحد الأدنى لكمية الشيوع بينما r_{jj} تمثل الحد الأعلى له.

$$R_j^2(n-1) \le h_j^2 \le R_{jj} \qquad \dots(21-2)$$

حيث أن (p-1) يمثل مجموعة المتغيرات باستثناء Z_j .

6- التكرار Iteration

تطلب هذه الطريقة إجراء التحليل لعدة مرات يتم استخدام إسلوب التكرار (Iteration) لتحسن تقديرات قيم الشيوع (h_j^2) حيث تستبدل العناصر القطرية لمصفوفة الارتباط بالتقديرات الأولية (h_j^2) المستخلصة من التحليل الأول, ثم تستخلص العوامل الأساسية من تلك المصفوفة المختزلة ويتم احتساب القيم الجديدة لـــ (h_j^2) وتوضح هذه القيم في العناصر القطرية للمصفوفة التالية ونستمر بأستخدام عملية التكرار إلى أن نحصل على تقديرات متقاربة عندئذ نتوقف ونعتمد على القيم الأخيرة للشيوع.

7.2 طرق التحليل العاملي Factor Analysis Methods:

تهدف طرائق التحليل العاملي إلى تقدير قيم مصفوفة تحميلات العوامل (A) من مصفوفة البيانات (X_{nxp}) وتسمى هذه الخطوة بالحل الأولي (Initial solution)، ومن ثم القيام بتدوير العوامل للكشف عن معناها، أي وصفها وتفسيرها في ضوء البيانات التي تشملها الدراسة والحصول على الحل النهائي (Final solution).
وهناك طرق عديدة لتقدير مصفوفة تحميلات العوامل للوصول إلى الحل الأولي ومن أهمها:

1	طريقة المركبات الرئيسة	Principal Component Method
2	طريقة العامل الرئيسي	Principal Factor Method
3	طريقة الإمكان الأعظم	Maximum Likelihood Method
4	الطريقة الصورية	Image Method
5	طريقة المربعات الصغرى غير الموزونة	Un weighted Least squares
6	طريقة المربعات الصغرى العامة	Generalized Least squares
7	طريقة ألفا	Alpha Method

8	الطريقة المركزية	The Centered Method
9	طريقة راو	Rao Method

8.2 طريقة المكونات الرئيسية Principle Component Method:

تعد طريقة المكونات الرئيسة احد فروع تحليل متعدد المتغيرات (Multivariate Analysis) و واحد من الأساليب المهمة في دراسة عدد كبير من المتغيرات، أي بتلك التي تختص بمجموعة من الظواهر تشاهد حول عدد من المتغيرات المرتبطة فيما بينها بعلاقات متداخلة والتي تسمى بتعدد العلاقة الخطية (Multicollinearity).

إن تفسير هذه العلاقات المتداخلة بين المتغيرات تنطوي على صعوبة كبيرة وخاصة عندما يكون هناك عدد كبير من المتغيرات، لذا يتم إستخدام تحليل المكونات الرئيسة للتوصل إلى تفسير أو فهم العلاقات المتداخلة بين المتغيرات وهي تعالج مجموعة الممتغيرات المرتبطة بتحويلها إلى متغيرات جديدة متعامدة (Orthogonal) فيما بينها وتسمى بالمكونات الرئيسة و عددها بقدر عدد المتغيرات المدروسة ، لذا فأن الباحث حين يرغب في تقليل عدد المتغيرات المدروسة بدون فقدان كمية كبيرة من المعلومات يقوم بأختيار المكونات الرئيسة المستخلصة وان كل مكون رئيسي عبارة عن تركيبة خطية للمتغيرات المدروسة، يكون تباينه بمثابة مؤشر لتفسير جزء التباين الكلي، و عليه فأن جميع المكونات تعد بمثابة مؤشر لتفسير التباين الكلي، ولهذا السبب فإن المكونات الرئيسة ترتيب تنازلياً حسب تباينها، و هكذا فإن كمية المعلومات التي يفسرها المكون الرئيسي الأول أكبر مما يفسره الثاني، و كذلك الثاني أكبر من الثالث وهكذا.

وهذه طريقة عامة لا تتضمن شروطاً بشأن البيانات، ويمكن إعتبارها طريقة رياضية تهدف إلى الوصول إلى أعلى درجة من المعلومات بأقل عدد من المكونات.

ويعرف تحليل المكونات الرئيسية بأنه (طريقة رياضية تتلخص في تقليل مجموعة كبيرة من المتغيرات المترابطة إلى مجموعة صغيرة من المتغيرات غير المترابطة والمتماثلة بتركيبة خطية لمجموعة من المتغيرات الأصلية، وهذه التركيبة تحتوي على نسبة كبيرة من المعلومات الأصلية).

كما يمكن تعريف تحليل المكونات الرئيسية بأنه (طريقة تهدف إلى إيجاد تركيبات خطية مشتقة من المتغيرات الأصلية تدعى بالمكونات الرئيسية لتحل محلها بحيث تفسر معظم التباين الكلي للقيم الأصلية وتكون هذه المكونات الرئيسية متعامدة اي لا يوجد ارتباط فيما بينهما).

9.2 المكونة الرئيسية Principle Component:

هي تركيبة خطية للمتغيرات العشوائية والميزة المهمة للمكونة الجديدة هي بأنها تفسر أكبر نسبة تباين للمتغيرات المدروسة و تساوي مجموع المتغيرات المدروسة بعد ضربها بالمتجهات المميزة.

1- المتجهات المميزة Eigen Vectors

وهي معاملات التركيبة الخطية للمكونات الرئيسية او يسمى بمعاملات المتغيرات الأصلية للمكونات الرئيسية ويرمز لها بـ ($\underline{a}$).

2 - الجذور المميزة Eigen Values

وهي تباين المكونة الرئيسة و يرمزلها بـ (λ_j).

3- التحميل Loading

التحميل (jj') يمثل معامل الأرتباط البسيط بين قيم المكون (j) وقيم المتغير (j') وفق الصيغة الأتية:

$$L_{jj'} = (\underline{a}_j)\sqrt{\lambda_j}$$

10.2 نموذج المكونات الرئيسية:

تكون أنموذج المكونات الرئيسية بحيث توضع المتجهات المميزة بصفتها عوامل في تركيبة الخطية للمتغيرات العشوائية المدروسة (X_j) ($j = 1,2,3, \dots, p$) ويمكن التعبير عنه بالشكل الأتي:-

$$PC_j = a_{1j}X_1 + a_{2j}X_2 + \cdots + a_{pj}X_p \quad (22-2)$$

$$PC_j = \sum_{k=1}^{p} a_{kj}X_k \qquad (j,k = 1,2,3, \dots, p)$$

حيث أن :

PC_j المكونة الرئيسية (j).

a_{kj}: المعامل (k) في المكون (j) وهي قيم المتجهات المميزة $(\underline{a}_j)$ المرافقة للجذور المميزة (λ_j).

و بأستخدام إسلوب المصفوفات:

$$\underline{pc} = \underline{x}\,A \quad \dots\dots (23-2)$$

حيث أن :

$\underline{x}$: متجه المتغيرات المدروسة ذات بعد $p \times 1$.

A : مصفوفة معاملات المتغيرات المدروسة ذات بعد $p \times p$

$\underline{pc}$: متجه المكونات الرئيسة ذات بعد $p \times 1$.

إن العلاقة اعلى يمكن إيجادها من خلال مصفوفة التباين والتباين المشترك فيما إذا كانت المتغيرات المدروسة (X_j) لها وحدات قياس متماثلة، ومن خلال مصفوفة الأرتباط فيما إذا كانت المتغيرات (X_j) لها وحدات قياس مختلفة.

11.2 خواص المكونات الرئيسية:

يمكن تلخيص أهم خواص المكونات الرئيسية فيما يلي:-

1- إن جميع الجذور المميزة لمصفوفة التباين والتباين المشترك (S) و مصفوفة الأرتباط (R) هي قيم موجبة وذلك لأن كلا من (S) و(R) هي مصفوفة محددة موجبة (Positive Definite Matrix).

2- إن مجموع الجذور المميزة يساوي مجموع قيم العناصر القطرية للمصفوفة المستخدمة.

$$\text{trace}(s) = \sum_{j=1}^{p} \lambda_j = \sum_{j=1}^{p} \text{var}(X_j)$$

S: يمثل مصفوفة التباين والتباين المشترك.
$var(X_j)$: يمثل تباين المتغير (X_j).
وعند أستخدام مصفوفة (R) فأن :

$$trace(R) = \sum_{j=1}^{p} \lambda_j = p$$

حيث أن:
p: عدد المتغيرات.
R: يمثل مصفوفة الأرتباط.
3- إن محدد المصفوفة المستخدمة يساوي

$$|R| = (\lambda_1)(\lambda_2)(\lambda_3) \dots (\lambda_p)$$

4- إن المتجهات المميزة متعامدة وذات (طول=1) فيما بينها أي إن:

$$\underline{a}_j \underline{a}_{j'} = 1 \qquad j' = j$$
$$\underline{a}_j \underline{a}_{j'} = 0 \qquad j' \neq j$$

وهذه الخاصية يمكن تحقيقها إذا جعلنا (a_{kj}) هي قيم المتجهات المميزة الطبيعية (Eigen Vector Normalized) المرافقة للجذور المميزة (Eigen Values).

5- إن تباين المكونة الرئيسة هو:

$$\underline{a}_j' S \underline{a}_j = \lambda_j = Var(PC_j)$$

حيث أن:
$\underline{a}_j$: يمثل المتجهات المميزات (j) المرافقة للجذور المميزة (λ_j) .

6- التباين والتباين المشترك بين مكونين رئيسين يساوس صفر

$$Cov(PC_j, PC_{j+1}) = 0$$

7- التباين المشترك بين المتغيرات $(\underline{X})$ و أي مكونة رئيسية هو

$$Cov(\underline{x}, PC_j) = Cov(\underline{x}, a'\underline{x}) = S\underline{a}_j$$

وبالرجوع إلى الصيغة :

$$(S - \lambda I)\underline{a}_j = 0$$
$$S\underline{a}_j - \lambda \underline{a}_j = 0$$
$$S\underline{a}_j = \lambda \underline{a}_j$$

S: مصفوفة التباين والتباين المشترك ذات بعد $p \times p$.
$\underline{a}_j$: المتجهات المميزة ذات بعد $p \times 1$.
إي أن:

$$Cov(\underline{x}, PC_j) = \lambda \underline{a}_j$$

وعند أستخدام المصفوفة (R) فأن:

$$r(\underline{x}, PC_j) = (\underline{a}_j)\sqrt{\lambda_j}$$

وعند أستخدام المصفوفة (S) فأن:

$$r(\underline{x}, PC_j) = \frac{(\underline{a}_j)\sqrt{\lambda_j}}{\sqrt{var(\underline{x})}}$$

8- إن أهمية مكونة رئيسية يقدر بمقدار ما يفسرهه من التباين الكلي أي

$$\frac{\lambda_j}{\sum_{j=1}^{p}\lambda_j}$$

12.2 طريقة حســاب المكونات الرئيسيــة:

أولاً: إذا كانت المتغيرات لها وحدات قياس مختلفة فأن المكونات الرئيسيــة تحسب من خلال مصفوفة الأرتباط R الموضحة بالصيغة التالية :

$$R = \begin{bmatrix} 1 & r_{12} & r_{13} & \cdots r_{1p} \\ r_{21} & 1 & r_{23} & \cdots r_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots \vdots \\ r_{p1} & r_{p2} & r_{p3} & \cdots 1 \end{bmatrix}$$

نجد المعادلة المميزة (Characteristic Equation) من خلال الأتي.

$$|R - \lambda I| = 0$$

والشكل العام للمعادلة المميزة هي كثيرات الحدود (Polynomial) في (λ) من الدرجة(p).

$$\lambda^p + C_{p-1}\lambda^{p-1} + \cdots + C_1\lambda + C_\circ = 0$$

و بحل هذه المعادلة نحصل على (p) من الجذور المميزة و ترتيب هذه الجذور بحيث.

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \cdots > \lambda_p > 0$$

إن لكل جذر مميز λ_j ببعد $(p \times 1)$ ويتم ايجادها بعد تعويض قيم الجذور المميزة λ_j حسب العلاقة التالية.

$$|R - \lambda I|\underline{a}_j = 0$$

و يتم حساب المكونات الرئيسية حسب الصيغة التالية.

$$PC_j = a_{1j}X_1 + a_{2j}X_2 + \cdots + a_{pj}X_p \quad \ldots..(24-2)$$

ثانياً: أما إذا كانت المتغيرات لها وحدات قياس متماثلة فإن المكونات الرئيسية تحسب من خلال مصفوفة التباين والتباين المشترك S (نفس الخطوات أعلاه مع تغير المصفوفة R بالمصفوفة S).

13.2 طرق اختيار عدد المكونات الرئيسية:

هناك معايير عدة لأختبار عدد المكونات الرئيسية المهمة (المعنوية) نذكر منها:-

1- معيار (Kaiser)

الطريقة التي توصل اليها (Kaiser, 1960) وهي تقوم على أساس اختيار عدد المكونات الرئيسية المساوية لعدد الجذور المميزة التي تزيد عن الواحد الصحيح ($\lambda > 1$) و تجدر الأشارة الى أن هذا المعيار يستخدم فيما إذا كانت المتغيرات المدروسة تمتلك وحدات قياس مختلفة (إي استخدام مصفوفة الأرتباط لحساب المكونات الرئيسية).

2- معيار العرض البياني

أفترض (Cattle, 1966) طريقة بيانية لتحديد عدد المكونات، حيث يقوم على أساس رسم المنحنى الذي يمثل علاقة عدد المكونات والجذور المميزة و يكون قاعدة القرار هي أن تستبقي المكونات الرئيسية الى حد الذي يكون فيه المنحنى تقوساً و ترفض المكونات التي تصبح عنها المنحنى بشكل مستقيم.

3- معيار نسبة التباين المفســر

هذا المعيار يعتمد على نسبة المفسرة من التباين الكلي ،حيث يتم اختيار عدد المكونات على أساس النسبة التجميعية للتباين المفسرة من قبل المكونات، كما أشار (Green, 1976) الى أن هذه النسبة يجب أن تكون أكبر أو مساوية ل (80%) بينما أشار كل من (Drape & Smith, 1981) الى ان تفسير (75%) من التباين الكلي يكون كافياً. في حين أشار الباحثان (Afifi &Clark,1984) الى انه يمكن تحديد عدد المكونات باعتماد رأي الباحث في تحديد العدد حسب قناعته بكمية المعلومات، يستخدم هذا المعيار حينما تكون المتغيرات المدروسة ذات وحدات قياس متماثلة (أي عند إستخدام مصفوفة التباين والتباين المشترك لحساب المكونات الرئيسية).

14.2 تدوير المحاور Rotation of Axes:

يهدف التحليل العاملي إلى أعطاء صورة واضحة عن طبيعة العلاقات المتداخلة بين المتغيرات من خلال أبراز العوامل الكامنة وراء هذه العلاقات ووصفها وتفسيرها على ضوء البيانات. يتناول تفسير العوامل البحث في طبيعتها واصلها ومدى استقلاليتها أو ارتباطها، ويتطلب ذلك تحديد الخصائص التي تشترك فيها كل مجموعة من المتغيرات ذات التشبعات العالية بأحد العوامل.

أن الهدف الأساس من تدوير المحاور هو الحصول على عوامل تكون معاملاتها سهلة التفسير وذات دلالة معنوية (لا تتغير من تحليل لأخر)، ويتوقف إسلوب التدوير على مدى ارتباط العوامل أو استقلالها، وعلى الباحث أن يختار الأسلوب المناسب للتدوير، ومن هنا تأتي أهمية تدوير المحاور لتحويل مصفوفة غير المدورة إلى مصفوفة يطلق عليها التركيب البسيط (Simple structure) لمصفوفة العوامل المستخلصة، ويتم الحصول عليها بتدوير هذه العوامل بأحد الأسلوبين الآتيين:

15.2 إسلوب التدوير المتعامد Orthogonal Rotation:

يهدف هذا الأسلوب إلى الحصول على مصفوفة من العوامل المستقلة إحصائياً بمعنى أن تكون المحاور الممثلة لهذه العوامل متعامدة, ويتم تدوير المتعامد بإستخدام الطريقة البيانية Graphical Method of

(Rotation) حيث تعد من أكثر طرق التدوير دقة، أو باستخدام الطريقة التحليلية والتي تتضمن (Varimax)، و(Quartimax)، و(Equimax) و (Orthmax).

16.2 إسلوب التدوير المائل Oblique Rotation:

يهدف هذا الأسلوب إلى الحصول على مصفوفة العوامل المرتبطة إحصائياً، بمعنى أن تكون المحاور الممثلة لهذه العوامل غير متعامدة، والتدوير المائل يتم كذلك أما بإستخدام الطريقة البيانية أو الطريقة التحليلية التي تتضمن (Quartimax)، و(Promax)، و(Procrutes).

وهناك أسلوب أخر, وهو عبارة عن مزيج من التدوير المتعامد و التدوير المائل يسمى بأسلوب التدوير(Orthobliqua).

ومن أهم الطرق المستخدمة في عملية تدوير المحاور هي طريقة (Kaiser-Varimax) لتعظيم التباين، وهي الطريقة التي تم اعتمادها في الجانب التطبيقي من هذه الدراسة، وتعتمد هذه الطريقة على أساس أن أكثر العوامل خضوعاً للتفسير هو ذلك العامل الذي يكون بعض تشبعاته عالية وبعضها منخفضة, وفيه نسبة ضئيلة من القيم متوسطة التشبعات، إذ أن هذا يجعل درجة التباين (تشتت) التشبعات أكبر ما يمكن و بذلك يهدف إلى تبسيط العوامل أو اقترابها من التركيب البسيط, ويمكن توضيح و تبسيط العامل (k) من خلال تطبيق قانون التباين على مربعات تشبعات (تحميلات) العامل(k) كما يأتي:

$$Var(F_k) = \frac{1}{p}\left[\sum\left(a_{jk}^2\right)^2 - \frac{1}{p}\sum\left(a_{jk}^2\right)^2\right] \quad \text{.....} \quad (2\text{-}25)$$

$k=1,2,\ldots..,m$

$Var(f_k)$ V: يمثل التباين العامل (k).

a_{jk} : تمثل قيمة تشبع المتغير(j)بالعامل (k)

p : عدد المتغيرات

ولكي يكون التباين كبيراَ لجميع العوامل فأن تدويراً عمودياً يلزم لجعل التباين الكلي (S^2) نهاية عظمى وذلك بجمع التباينات لكل العوامل وكما يأتي:

$$S^2 = \sum_{i=1}^{m} S_k^2 \qquad .....(26-2)$$

حيث أن:

S^2: يمثل التباين الكلي.

m: يمثل عدد العوامل.

ومن الناحية التطبيقية لا يمكن جعل (s^2) نهاية عظمى في عملية واحدة، إذ أنه يجب تدوير كل عاملين معاً في كل مرة نستهلك جميع أزواج العوامل الممكنة، وفي كل مرة نجعل مجموع تباين تحميلات العاملين نهاية عظمى,

وتسمى جملة هذه العمليات بالدورة الكاملة وفي نهايتها يتم حساب (S^2)، ثم نبدأ في إجراء دورة ثانية وهكذا حتى نصل إلى حالة لا تحدث فيها أية زيادة في قيمة (S^2) في دوريتن متتاليتين، وحينئذ تتوقف عملية التدوير.

17.2 طريقة التدوير المحاورVarimax method:

ان طريق (Quartimax) تهدف الى تبسيط وصف كل صف (متغير) لمصفوفة العوامل وبشكل معاكس فان كيزر كان يشدد لتبسيط اعمدة مصفوفة العوامل كمحاولة للحصول على التركيب البسيط ان طريقة (Varimax) اقترحها كيزر (1958) وهى تعديل لطريقة (Quartimax) وتعتبر اكثر قربا منها للتركيب البسيط, وهي من اكثر طرق التدوير المتعامد شيوعا.

ان القاعدة الاساسية لهذه الطريقة مبنية على اساس ان اكثر العوامل خضوعا للتغسير هو ذلك العامل الذى تكون بعض تشبعات عالية وبعضها صغيرة وفيه نسبة ضئيلة من القيم متوسطة التشبعات ويمكن توضيح وتبسيط العامل من خلال تباين مربعات التحميلات كالأتى :-

$$= \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}(a_{jp}^2) - \frac{1}{n^2}(\sum_{j=1}^{n} a_{jp}^2)^2 \qquad P = 1,2,\dots,m \quad \text{.....(27 - 2)} s_p^2$$

واذا ما جمعت المعادلة (**27−3**) لكل العوامل فان :-

$$S = \sum_{p=1}^{m} s_p^2 = \frac{1}{n}\sum_{p=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} a_{jp}^4 - \frac{1}{n^2}\sum_{p=1}^{m}(\sum_{j=1}^{n} a_{jp}^2)^2 \qquad \text{...(28-2)}$$

حيث ان:-

a_{jp} تمثل قيمة للتشبع الميغير (j) بالعامل (p) وان (n) هو عدد متغيرات التعظيم فى المعادلة (2 − 27) يسمى مقياس تعظيم التباين الخام raw Varimax Criterion. وبترجحج المعادلة (2 − 28)بدلالة قيم الشيوع (h_j^2) فان معيار الاقتراب(تعظيم التباين) هو جعل قيمة v اعظم ما يمكن للحصول على افضل تحميلات للعوامل وكما يأتى:-

$$V = \sum_{p=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}(\frac{a_{jp}}{h_j^2})^4 - \sum_{p=1}^{m}(\sum_{j=1}^{n}\frac{a_{jp}^2}{h_j^2})^2 \quad \text{.....(29 - 2)}$$

Kaiser يسمى المعادلة (2 − 29) بمقياس تعظيم التباين الطبيعى (normal varimax)

18.2 عدد العوامل Number Of Factors:

هناك معايير عدة لتحديد العوامل المهمة (المعنوية) والضرورية لتفسير العلاقة بين المتغيرات ومنها الطريقة التي توصل إليها (Kaiser,1960) لإيجاد عدد العوامل المشاعة (Common Factors) وتقوم هذه الطريقة على اختيار عدد من العوامل المشاعة مساوياً لعدد الجذور المميزة او (القيم العينية) (λ's) والتي تزيد قيمتها عن الواحد الصحيح (λ>1) وأن السبب في اختيار الجذور المميزة الأكبر من الواحد يعود إلى مقارنة بين توزيع معاملات الارتباط مع توزيع القيم العينية حيث يتماثل التوزيعان عندة (القيم العينية)الأقل من الواحد.

كما يوجد معيار أخر وهو معيار النسبة المفسرة من التباين الكلي، حيث يتم اختيار عدد من العوامل على أساس النسبة التجميعية للتباين المفسر من قبل العوامل، حيث يجب أن تكون هذه النسبة أكبر أو مساوياً إلى (80%) وهذا ما ذكره (1987) (Green).

وقد تم أخذ معيار(Kaiser) في هذه الدراسة لتحديد عدد العوامل المعنوية بطريقة المركبات الرئيسة , وتم الاعتماد على معيار النسبة المفسرة من التباين الكلى لتحديد العوامل بطريقة العامل الرئيسى P.F.A.

19.2 اختبار معنوية التحميلات:

هناك طرق عدة لاختبار معنوية التحميلات منها.

1- اختبار (Burt & Banks ,1947)

وهو من أكثر الاختبارات استخداماً لأختبار معنوية تحميلات المكونات حيث يستخدم الخطأ القياسي للتحميلات (Standard Error of the Loading) لتحديد معنوية التحميلات لكل مكون وحسب الصيغة التالية.

$$SSC\left(L_{jj'}\right) = SS\left(rx_j, x_j\right)\sqrt{\frac{p}{p+1-r}} \dots\dots\dots..(30-2)$$

حيث أن:

$SSC\left(L_{jj'}\right)$: معنوية أقل قيمة حرجة للتحميلات (j) في المكونات الرئيسية (j').

$SS(rx_j, x_j)$: قيمة جدولية تبين معنوية أقل قيمة حرجة لمعامل الارتباط البسيط بين (X_j, $X_{j'}$) ويعتمد على حجم العينة و مستوى المعنوية.

p: يمثل عدد المتغيرات المدروسة.

r: عبارة عن ترتيب المكونة في عمليات الاستخلاص (Extraction Process).

ويكون التحميل معنوياً للمكونة تزيد أو تساوي قيمته قيمة الخطأ المعياري للتحميلات لذلك المكون.

2- الاختبار التجريبي

في هذا الاختبار تكون التحميلات معنوية إذا كانت قيمتها أكبر من (∓ 0.3) بشرط أن تحتوي العينة أكثر من (50) مشاهدة.

3- معيار المقارنة

وهي عبارة عن عملية المقارنة بين تحميلات المكونات لمتغير ما بدءاً من المكون الأول الى أخر مكون مستخلص من عملية التحليل، بحيث يتم اختبار أكبر تحميل من التحميلات الموجودة في المكون الخاص بالمتغير المعني، ثم يتم مقارنتة مع التحميلات بقية المكونات للمتغير نفسه، فاذا كان اكبر من تحميلات بقية المكونات و المتغير نفسه يكون التحميل معنويا ،اما اذا كان غير ذلك يعد غير معنوي.

الفصل الثالث

الجانب التطبيقي

الفصل الثالث

الجانب التطبيقي

1.3 المقدمـــــة:

يتضمن هذا الفصل دراسة احصائية لتحديد العوامل المؤثرة عن دور الذكاء الاصطناعي وذلك باستخـــــــدام التحليل العاملي بطريقـــــة المركبـات الرئيسيـــــة (Principal components method) والتي يتضمن اتخاذ آراء طلبـــــة الدراسات العليا لكليـــــة الإدارة والاقتصاد – جامعة صلاح الدين وقد تمَّ الحصول على البيانات من خلال توزيع استمارة الاستبيان (انظر الملحق A) التي يتضمن اتخاذ وتمَّ تحليل البيانات بإستخدام الحزمة الأحصائية (SPSS).

2.3 وصف البيانات:

تم توزيع استمارة استبيان عن طريق الرابط الالكتروني لطلبة الدراسات العليا لكلية الأدارة والاقتصاد وبعد تصنيف وتبويب الاستمارات الخاصة بعينة البحث ووضعها في جداول وتسميتها والتي اخذت بنظر الاعتبار المتغيرات التالية :

اسئلة عامة :

1. (Y_1): الجنس .
2. (Y_2): العمر.
3. (Y_3): الحالة الاجتماعية .
4. (Y_4): القسم .
5. (Y_5): المستوى العلمي .
6. (Y_6): هل كان لديك معلومات عن الذكاء الاصطناعي .
7. (Y_7): هل استفدت من الذكاء الاصطناعي .

اسئلة خاصة:

1. (X_1): تقدم تغذية راجعة للاساتذة والطلبة .
2. (X_2): توفر مرونة في عرض المادة العلمية.
3. (X_3): تساعد الطلبة على التحرر في التعليم باسلوب واحد.
4. (X_4): تقلل من الاعتماد على الكتب الدراسية.
5. (X_5): تلبي احتياجات الطلبة من ذوي الاحتياجات الخاصة.
6. (X_6): تساعد الطلبة على اتخاذ القرارات التعليمية المناسبة.
7. (X_7): توفر نمط التعليم لكل طالب وفقا لميوله واتجاهاته واحتياجاته.
8. (X_8): تعمل على زيادة دافعية الطلبة على المشاركة في عملية التعلم.

9. (X_9): تدفع الطالب التفكير في كيفية استخدام المعلومات بدلا من البحث عنها فقط .
10. (X_{10}): تعمل على تقليل عدد ساعات التعلم المقررات الدراسية المختلفة .
11. (X_{11}): اعتقاد ان الذكاء الاصطناعي مصدر موثوق لمعالجة المشاكل التعليمة .
12. (X_{12}): تكيف الطلبة مع اسلوب التعليم حسب مبدا الذكاء الاصطناعي .
13. (X_{13}): القدرة على تحليل المشكلات المعقدة واقتراح حلول فعالة .
14. (X_{14}): اعتبار الذكاء الاصطناعي بديل لدماغ الانسان .

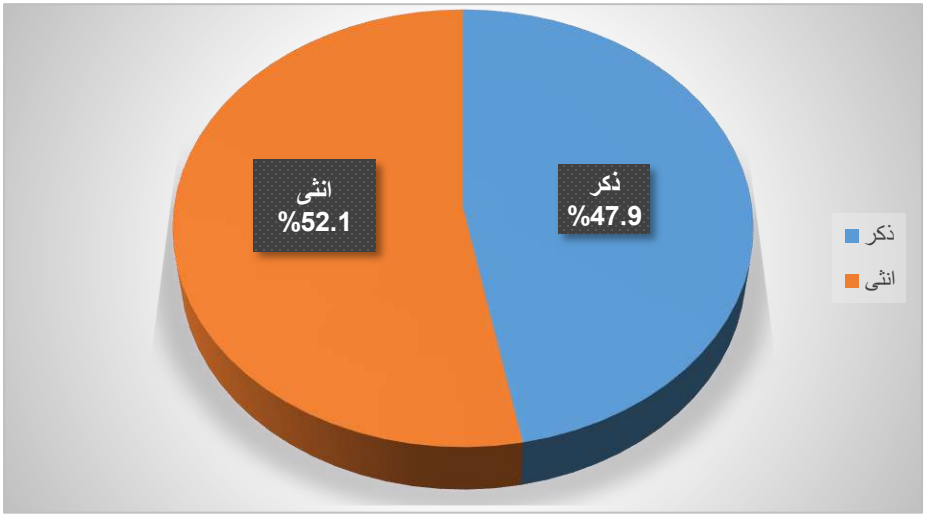
تـــــم وصف البيانات باستخدام الرسم البياني لكل متغير من المتغيرات (Bar Chart , Pie Chart) للاسئلة العامة كل واحد على حدى واستخراج التكرارات والنسب المئوية لهم وكما يلي :

1- توزيع البيانات حسب الجنس:

جدول (1.3) التوزيع التكراري للبيانات حسب الجنس

الجنس	التكرارات	النسبة المئوية
ذكر	34	47.9%
انثى	37	52.1%
المجموع	**71**	**100 %**

يبين جدول(1.3) توزيــع البيانات حسب الجنس وان اغلبيتهم هم من جنس الإناث حيث بلغت نسبتهم (52.1%).



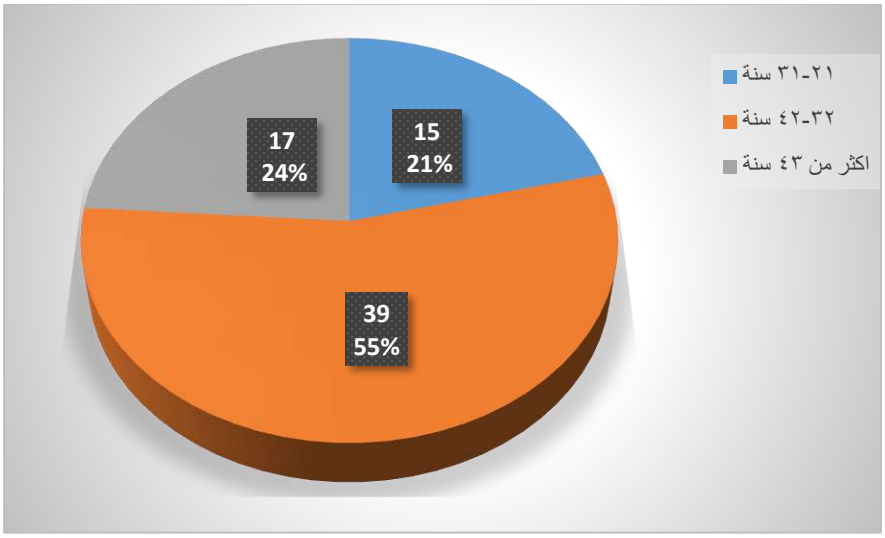
الشكل (1.3) يوضح النسبة المئوية حسب الجنس

2- توزيع البيانات حسب العمر:

جدول (2.3) التوزيع التكراري للبيانات حسب العمر

العمر	التكرارات	النسبة المئوية
(21-31) سنة	15	21.13%
(32-42) سنة	39	54.93%
43 واكثر	17	23.94%
المجموع	**71**	**100 %**

يبين جدول (2.3) توزيــع البيانات حسب العمر وان اغلبيتهم هم من (32–42) سنة حيث بلغت نسبتهم (54.93 %).



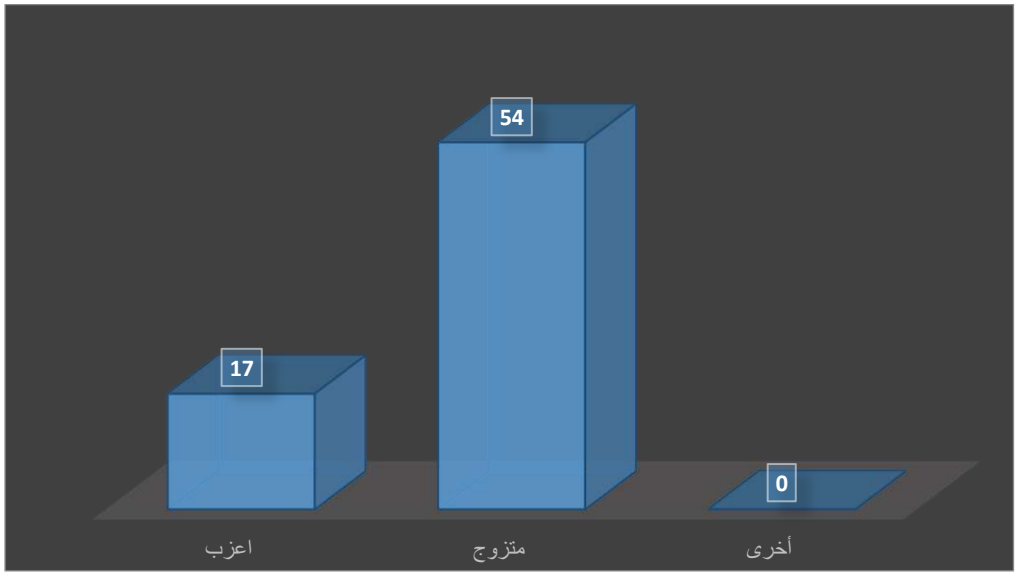
الشكل (2.3) يوضح العدد و النسبة المئوية للبيانات حسب العمر

3- توزيع البيانات حسب الحالة الاجتماعية

جدول (3.3) التوزيع التكراري للبيانات حسب الحالة الاجتماعية

الحالة الاجتماعية	التكرارات	النسبة المئوية
اعزب	17	23.94%
متزوج	54	76.06%
المجموع	**71**	**100 %**

يبين جدول (3.3) توزيــع البيانات حسب حالتهم الاجتماعية حيث نلاحظ ان المتزوجون هم الأغلبية حيث بلغت نسبتهم (76.06%).



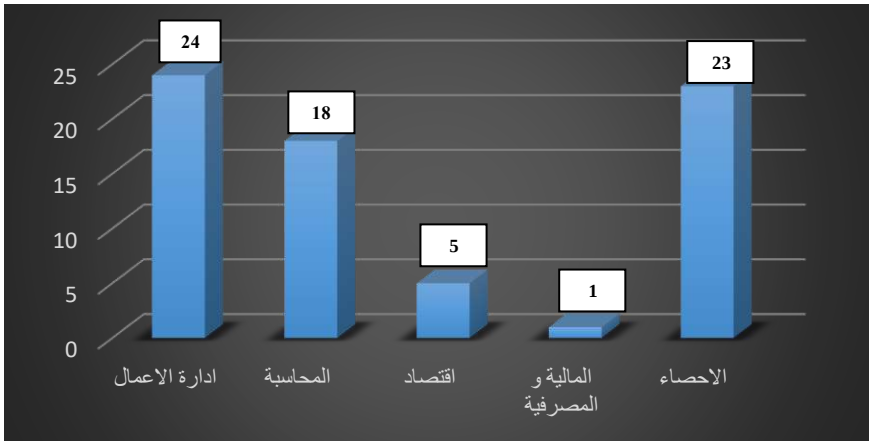
الشكل (3.3) يوضح البيانات حسب الحالة الاجتماعية

4- توزيع البيانات حسب الاقسام :

جدول (4.3) التوزيع التكراري للبيانات حسب الاقسام

الاقسام	التكرارات	النسبة المئوية
ادارة الاعمال	24	33.80%
المحاسبة	18	25.35%
اقتصاد	5	7.04%
المالية و المصرفية	1	1.41%
الاحصاء	23	32.39%
المجموع	**71**	**100 %**

يبين جدول (4.3) توزيـــــع البيانات حسب الاقسام وان قسم (إدارة الاعمال) هم الفئة الأغلبية حسب الاستمارة حيث الموزعة حيث بلغت نسبتهم (33.80%%).



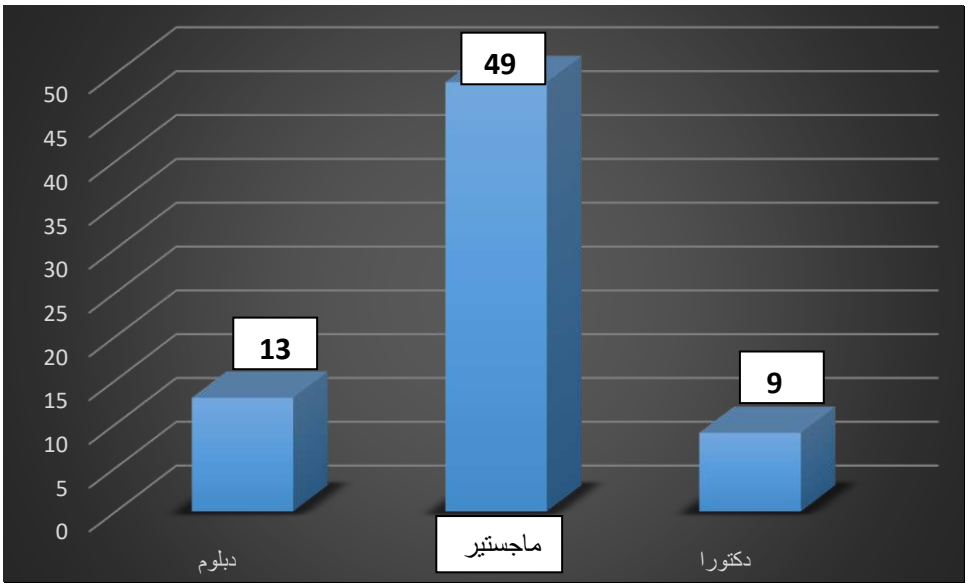
الشكل (4.3) يوضح طلبة الدراسات العليا لاقسام كلية الإدارة والاقتصاد – جامعة صلاح الدين

5 – **توزيع البيانات حسب المستوى العلمي :**

جدول (5.3) التوزيع التكراري للبيانات حسب المستوى العلمي

المستوى العلمي	التكرارات	النسبة المئوية
دبلوم	13	18.31%
ماجستير	49	69.01%
دكتورا	**9**	**12.68%**
المجموع	**71**	**100 %**

يبين جدول رقم (5.3) توزيــع البيانات حسب (المستوى العلمي) وان اغلبية البيانات هم من طلاب (الماجستير) حيث بلغت نسبتهم (69.01%).



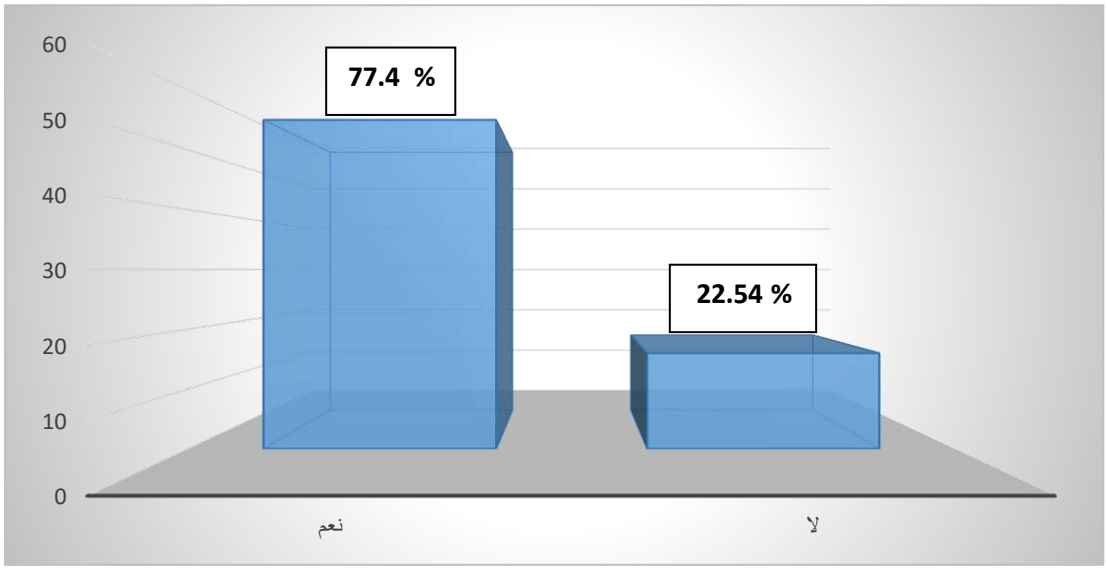
الشكل (5.3) يوضح المستوى العلمي

6 - توزيع البيانات حسب العبارة (هل كان لديك معلومات عن الذكاء الاصطناعي) :

جدول (6.3) التوزيع التكراري للبيانات للعبارة (هل لديك معلومات عن الذكاء الاصطناعي)

هل كان لديك معلومات عن الذكاء الاصطناعي	التكرارات	النسبة المئوية
نعم	55	77.46%
لا	16	22.54%
المجموع	**71**	**100%**

يبين جدول (6.3) توزيــع البيانات حسب العبارة(هل لديك معلومات عن الذكاء الاصطناعي) وان اغلبية البيانات هم الذين جاوبوا بـ (نعم) حيث بلغت نسبتهم (77.46 %).



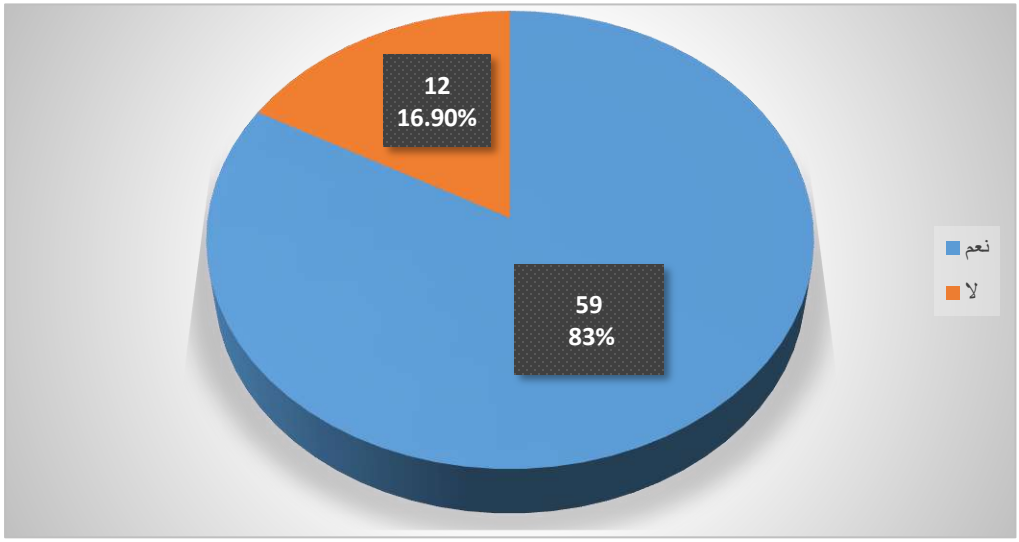
الشكل (6.3) يوضح العبارة (هل كان لديك معلومات عن الذكاء الاصطناعي)

7- توزيع البيانات حسب العبارة (هل استفدت من الذكاء الاصطناعي)

جدول (7.3) التوزيع التكراري لمعرفة (مدى الاستفادة من الذكاء الاصطناعي)

مدى الاستفادة من الذكاء الاصطناعي	التكرارات	النسبة المئوية
نعم	59	83.10 %
لا	12	16.90 %
المجموع	71	**100%**

يبين جدول (7.3) توزيــع البيانات حسب العبارة (هل استفدت من الذكاء الاصطناعي) وان اغلبية البيانات هم الذين جاوبوا بـ **(نعم)** حيث بلغت نسبتهم (% 83.10).



الشكل (7.3) يوضح مدى الاستفادة من الذكاء الاصطناعي

3.3 : استخدام التحليل العاملي بطريقة المركبات الرئيسية :

ان الهدف من استخدام اسلوب التحليل العاملي لتحديد االعوامل المؤثرة لإهمية الذكاء الاصطناعي في التعليم على اساس العلاقة القائمة بين هذه المتغيرات.

ويفترض التحليل العاملي وجود ارتباط بين مجموعة من المتغيرات نتجت لوجود عوامل مشتركة تؤثر في هذه المتغيرات وان قيم هذه الارتباطات تعود الى واقع تلك العوامل ومعامل الارتباط بين اي متغيرين يعود الى طبيعة تشبعها بالعوامل المشتركة ويطلق عليها (Factors) ودرجة هذا التشبع.

وتعتبر طريقة المركبات الرئيسية (Principle component Method) والتي تستخدم في هذا البحث من اهم طرق التحليل العاملي حيث يتم اظهار اهمية كل متغير على اساس علاقة هذا المتغير بالمتغيرات الاخرى، وبما ان المتغيرات المدروسة ذات وحدات القياس مختلفة فقد تم تحويلها الى شكلها القياسي (standardization) اي بوسط صفر وتباين واحد وذلك لتوحيد وحدات القياس لجميع المتغيرات، ومن ثم اختيار عدد العوامل المعنوية بالاعتماد على مقياس (kaiser) الذي يقوم على اســاس القيم المميزة (Eigen values) التي تزيد قيمتها عن الواحد الصــحيح ، بالإضــافة الى تحديد معنوية التحميلات لكل عامل على اســاس المقارنة بين هذه التحميلات حيث يتم اختيار اكبر قيمة تحميل لكل عامل ومن ثم مقارنتها مع تحميلات بقية العوامل لنفس المتغير فإذا كانت هذه القيمة اكبر من تحميلات بقية العوامل فان قيمة هذا المتغير من ذلك العامل تكون معنوية اما اذا كانت هذه القيمة اصــغر من تحميلات بقية العوامل فان قيمة هذا المتغير من ذلك العامل تكون غير معنوية وفي هذه الحالة يتم الانتقال لإختيار تحميلات العامل الذي يليه ، وهكذا بالنسبة لبقية التحميلات.

4.3 نتائج التحليل العاملي :

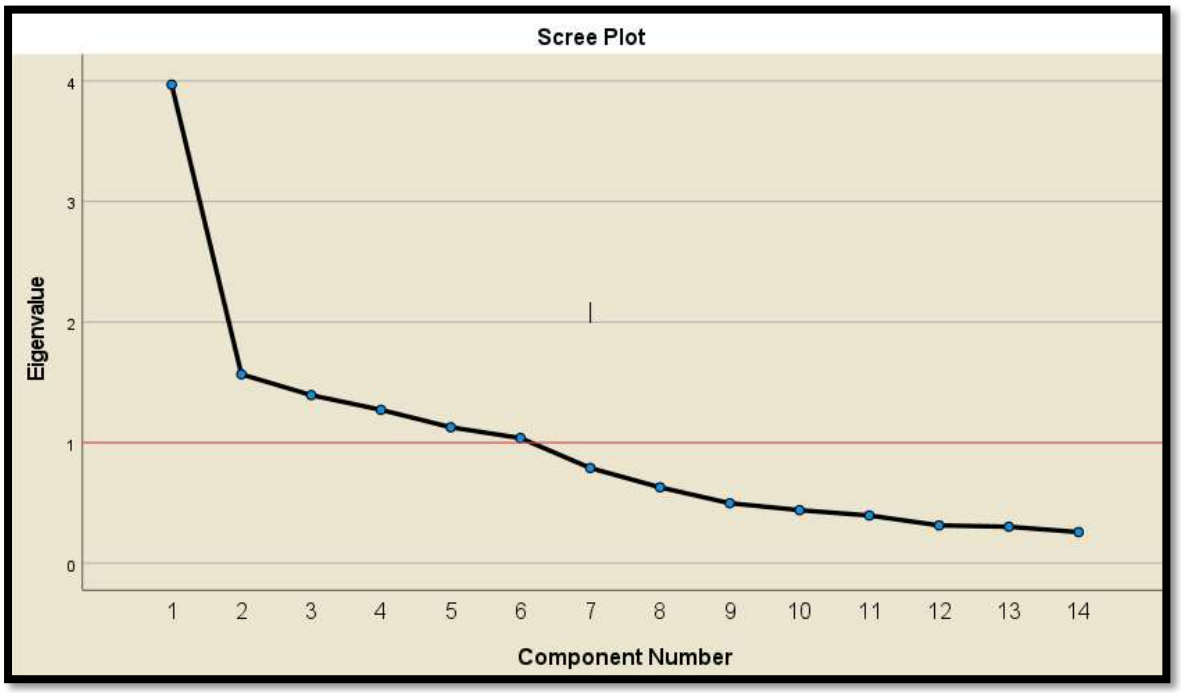
نعرض في جدول (8.3) النتائج التي تم التوصل اليها لإهمية الذكاء الاصطناعي في التعليم :

جدول (8.3) نتائج التحليل العاملي بطريقة المركبات الرئيسية

Total Variance Explained									
Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	3.970	28.354	28.354	3.970	28.354	28.354	2.051	14.653	14.653
2	1.567	11.194	39.548	1.567	11.194	39.548	1.859	13.281	27.934
3	1.394	9.961	49.508	1.394	9.961	49.508	1.825	13.034	40.967
4	1.273	9.089	58.598	1.273	9.089	58.598	1.789	12.775	53.742
5	1.128	8.056	66.654	1.128	8.056	66.654	1.472	10.518	64.260
6	1.038	7.418	74.071	1.038	7.418	74.071	1.374	9.811	74.071
7	.790	5.644	79.715						
8	.630	4.497	84.213						
9	.498	3.558	87.771						
10	.440	3.146	90.917						
11	.396	2.830	93.747						
12	.314	2.243	95.990						
13	.303	2.163	98.154						
14	.258	1.846	100.000						
Extraction Method: Principal Component Analysis.									

نلاحظ من الجدول (8.3) ان الاجزاء المظللة تشير الى وجود ستة من العوامل الرئيسية (معنوية) لدور الذكاء الاصطناعي في عملية التعليم والتي تمثل عدد العوامل التي تزيد قيمة تباينها عن الواحد الصحيح وتفسر هذه العوامل (الستة) نسبة (67.573 %) من التباين الكلي للمتغيرات وان العوامل المستخلصة هذه على الرغم من انها تفسر نسبة مختلفة من التباين ولكنها لها اهمية في تحديد المتغيرات للأسباب التي تؤدي الى استخدام الذكاء الاصطناعي،وهذه العوامل (6) تفسر كل منها على التوالي:-

(9.811, 10.518, 12.775, 13.034, 13.281, 14.653) من التباين الكلي .



الشكل (8.3) العوامل المعنوية وغير المعنوية

إن الرسم البياني ***Scree Plot*** يمثل قيم الجذور الكامنة لكل عامل على المحور الصادي ورقم المكون على المحور السيني ، ويعتبر الرسم البياني معيارا آخر يمكن إستخدامه بالإضافة إلى معيار الإبقاء على العوامل التي يزيد جذرها الكامن عن الواحد الصحيح لتحديد العوامل في التحليل العاملي والإبقاء فقط على تلك التي تكون في المنطقة شديدة الإنحدار.

جدول (9.3) مصفوفة التحميلات العوامل المعنوية بعد تدوير(varimax) وكميات الشيوع للعوامل المستخلصة

Rotated Component Matrix[a]							Communality كمية الشيوع
	Component						
	1	2	3	4	5	6	
x13	.776						.812
x12	.713						.706
x11	.677						.648
x14		.796					.784
x6		.702					.765
x7		.598					.667
x8			.850				.788
x9			.574				.706
x2				.780			.720
x1				.717			.711
x3				.681			.711
x10					.834		.763
x5					.665		.752
x4						.900	.836

بالاعتماد على مصفوفة التحميلات بعد التدوير (Varimax) حيث من خلال مصفوفة تشبعات العوامل المبينة في جدول(8.3) ومقدار الاهمية النسبية لكل عامل يتضح لنا ما يلي:

العامل الاول:

يشكل هذا العامل الاكثر اهمية في (دور الذكاء الاصطناعي على التعليم) حيث انه يفسر (**14.653** %) من التباين الكلي ، ويتشبع هذا العامل تشبعا معنويا للمتغيرات التالية حسب التسلسل:

1. (x_{13}) بمقدار (0.776) وبكمية الشيوع (0.812).
2. (x_{12}) بمقدار (0.713) وبكمية الشيوع (0.706).
3. (x_{11}) بمقدار (0.677) وبكمية الشيوع (0.648).

العامل الثاني:

هذا العامل يأتي بالمرتبة الثانية من حيث الاهمية فنجد انه يفسر (**13.281**%) من التباين الكلي ، ويتشبع هذا العامل تشبعا معنويا للمتغيرات التالية حسب التسلسل:

1. (x_{14}) بمقدار (0.796) وبكمية الشيوع (**.784**)
2. (x_{6}) بمقدار (0.702) وبكمية الشيوع (**.765**)
3. (x_{7}) بمقدار (0.598) وبكمية الشيوع (**.667**)

العامل الثالث :

هذا العامل يأتي بالمرتبة الثالثة من حيث الاهمية فنجد انه يفسر (**13.034** %) من التباين الكلي ، ويتشبع هذا العامل تشبعا معنويا للمتغيرات التالية حسب التسلسل:

1. (x_{8}) بمقدار (**.850**) وبكمية الشيوع (**.788**) .
2. (x_{9}) بمقدار (**.574**) وبكمية الشيوع (**.706**) .

العامل الرابع :

هذا العامل يأتي بالمرتبة الرابعة من حيث الاهمية فنجد انه يفسر (12.775 %) من التباين الكلي ، ويتشبع هذا العامل تشبعا معنويا للمتغيرات التالية حسب التسلسل:

1. (x_2) بمقدار (.780) وبكمية الشيوع (.720)
2. (x_1) بمقدار (.717) وبكمية الشيوع (.711)
3. (x_3) بمقدار (.681) وبكمية الشيوع (.711)

العامل الخامس :

هذا العامل يأتي بالمرتبة الخامسة من حيث الاهمية فنجد انه يفسر (10.518 %) من التباين الكلي ، ويتشبع هذا العامل تشبعا معنويا للمتغيرات التالية حسب التسلسل:

1. (x_{10}) بمقدار (.834) وبكمية الشيوع (.763)
2. (x_5) بمقدار (.665) وبكمية الشيوع (.752)

العامل السادس:

هذا العامل يأتي بالمرتبة الخامسة من حيث الاهمية فنجد انه يفسر (9.811 %) من التباين الكلي ، ويتشبع هذا العامل تشبعا معنويا للمتغيرات التالية حسب التسلسل:

1. (x_4) بمقدار (.900) وبكمية الشيوع (.836).

الفصل الرابع

الاستنتاجات والتوصيات

الاستنتاجات

1.4 الاستنتاجات

فيما يأتي تلخيص لإهم الاستنتاجات التي توصلنا اليها من نتائج التحليلات الاحصائية :

1. ان نسبة الطلاب حسب العينة الموزعة هم من الاناث اكثر من الذكور حيث بلغت نسبة الاناث (52.1%) مقارنة بنسبة الذكورالتي بلغت (47.9%) .

2.ان اغلبية طلاب الدراسات العليا هم الذين يتراوح اعمارهم بين (32-42) **سنة** حيث بلغت نسبتهم(54.93).

3.ان الحالة الاجتماعية لإغلبية الطلاب من العينة المدروسة هم من(المتزوجون)حيث بلغت نسبتهم 76.06% .

4.ان اغلبية البيانات المدروسة هم من قسم إدارة الاعمال حيث بلغت نسبتهم (33.80%).

5.ان اغلبية طلبة الدراسات العليا للعينة المدروسة هم من طلاب الماجستير حيث بلغت نسبتهم (69.01%) .

6. ان اغلبية البيانات المسحوبة من مجتمع الدراسة والتي تم اخذ اراء الطلاب هم كانت لديهم معلومات عن الذكاء الاصطناعي حيث بلغت نسبتهم (77.46%).

7. نلاحظ ان اغلبية البيانات المسحوبة من مجتمع الدراسة والتي تم اخذ آرائهم هم الذين (استفادوا من الذكاء الاصطناعي) حيث بلغت نسبتهم (83.10%).

8. ظهور ستة عوامل رئيسية (معنوية) والتي من خلالها تم تحيد اهم المتغيرات لدور الذكاء الاصطناعي واهميتها في التعليم .

العامل الاول:

يشكل هذا العامل الاكثر اهمية في (دور الذكاء الاصطناعي على التعليم) حيث انه يفسر (% **14.653**) من التباين الكلي ، ويتشبع هذا العامل تشبعا معنويا للمتغيرات التالية حسب التسلسل:

1.(x_{13} :القدرة على تحليل المشكلات المعقدةواقتراح حلول مناسبة لها) بمقدار(0.776) وبكمية الشيوع (0.812).

2.(x_{12}:تكيف الطلبة مع اسلوب التعليم حسب مبدأ الذكاء الاصطناعي) بمقدار (0.713) وبكمية الشيوع (0.706).

3.(x_{11}:اعتقاد ان الذكاء الاصطناعي مصدر موثوق لمعالجة المشاكل التعليمية) بمقدار (0.677) وبكمية الشيوع (0.648).

العامل الثاني:

هذا العامل يأتي بالمرتبة الثانية من حيث الاهمية فنجد انه يفسر (13.281%) من التباين الكلي ، ويتشبع هذا العامل تشبعا معنويا للمتغيرات التالية حسب التسلسل:

1.(x_{14}:اعتبار ان الذكاء الاصطناعي بديل لدماغ الانسان) بمقدار (0.796) وبكمية الشيوع (.784)

2.(x_6:تساعد الطلبة على اتخاذ القرارات التعليمية المناسبة) بمقدار (0.702) وبكمية الشيوع (.765)

3.(x_7:توفر نمط التعليم لكل طالب وفقا لميوله واتجاهاته واحتياجاته) بمقدار (0.598) وبكمية الشيوع (.667)

العامل الثالث :

هذا العامل يأتي بالمرتبة الثالثة من حيث الاهمية فنجد انه يفسر (13.034 %) من التباين الكلي ، ويتشبع هذا العامل تشبعا معنويا للمتغيرات التالية حسب التسلسل:

1.(x_8: تعمل على زيادة دافعية الطلبة على المشاركة في عملية التعلم) بمقدار (.850) وبكمية الشيوع (.788) .

2.x_9: تدفع الطالب التفكير في كيفية اســتخدام المعلومات بدلا من البحث عنها) بمقدار (.574) وبكمية الشــيوع (.706) .

العامل الرابع :

هذا العامل يأتي بالمرتبة الرابعة من حيث الاهمية فنجد انه يفسر (12.775 %) من التباين الكلي ، ويتشبع هذا العامل تشبعا معنويا للمتغيرات التالية حسب التسلسل:

1.(x_2:توفر مرونة في عرض المادة التعليمية) بمقدار (.780) وبكمية الشيوع (.720)

2.(x_1:تقدم تغذية راجعة للاساتذة والطلبة) بمقدار (.717) وبكمية الشيوع (.711)

3.(x_3: تساعد الطلبة على التحرر في التعليم باسلوب واحد) بمقدار (.681) وبكمية الشيوع (.711)

العامل الخامس :

هذا العامل يأتي بالمرتبة الخامسة من حيث الاهمية فنجد انه يفسر (10.518 %) من التباين الكلي ، ويتشبع هذا العامل تشبعا معنويا للمتغيرات التالية حسب التسلسل:

1.(x_{10}: تعمل على تقليل ساعات تعلم المقررات الدراسية المختلفة) بمقدار (.834) وبكمية الشيوع (.763)

2.(x_5:تلبي احتياجات الطلبة من ذوي الاحتياجات الخاصة) بمقدار (.665) وبكمية الشيوع (.752)

العامل السادس:

هذا العامل يأتي بالمرتبة الخامسة من حيث الاهمية فنجد انه يفسر (9.811 %) من التباين الكلي ، ويتشبع هذا العامل تشبعا معنويا للمتغيرات التالية حسب التسلسل:

1.(x_4: تقلل من الاعتماد على الكتب الدراسية) بمقدار (.900) وبكمية الشيوع (.836).

2.4 التوصيات:

من خلال ما تقدم نلخص في النهاية إلى تقديم بعض التوصيات والتي تمثل خلاصة لكل ما وراء جاء به البحث:

1-نوصي بإستخدام طرائق اخرى من طرائق التحليل العاملي مثل (طريقة الامكان الاعظم ، طريقة المربعات الصغرى العامة ،....،الخ) .

2- توعية المؤسسات لضرورة استخدام تطبيقات الذكاء االصطناعي في إدارة أنشطة المؤسسات.

3- الاهتمام بعملية التدريب للطلبة والاساتذة والموظفين على استخدام هذه التطبيقات بهدف التخلي عن اليد العاملة الاجنبية وخلق مناصب عمل للموظف .

4 - تشجيع الاهتمام بكل ما هو تكنولوجي لاننا في عصر يتسم بتغيرات سريعة في هذا المجال والسعي للخروج من الطرق التقليدية في تسيير المؤسسات إلى الحداثة والتطور.

المصادر

المصادر

المصادر العربية :

1. أحمد، رزكار مغديـــــد (2005):" المكونات الرئيسة و تحميلاتها مع التطبيق على المستوى التعليم المهنى". رسالة ماجستير، قسم الإحصاء،كليـــة الإدارة و الإقتصاد، جامعة صلاح الدين/ اربيل، العراق.
2. كيورك، لوســين عمانوئيل(2002):"اســتخدام التحليل المتعدد فى دراســة أهم العوامل المؤثرة في أمراض المرارة". رسالة ماجستير، قسم الإحصاء، كلية الإدارة و الإقتصاد، جامعة صلاح الدين،اربيل، العراق.
3. يلدا،هدى قرداغ (2000):" اســتخدام التحليل العاملي لدراســة العوامل المؤثرة لبعض امراض الجهاز العصبي"رسالة ماجستير، قسم الإحصاء،كلية الإدارة و الإقتصاد،جامعة صلاح الدين،اربيل ، العراق.

المصادر الإنكليزية

4- Mulaik, Stanley A. (2009), "***Foundation of Factor Analysis***", 2nd Edition, Taylor & Francis Group, LLC.

Internet:

5- https://www.iasj.net/iasj/pdf/ea0e161cee77d62f.

6- https://drasah.com/Description.aspx?id=8235

الملاحق

الملحق -A-

استمارة الاستبيان

عزيزي الطالب ...

هذه الاستمارة التي بين يديك والتي بعنوان ((دراسة احصائية عن دور الذكاء الاصطناعي في تطوير التعليم من وجهة نظر طلبة الدراسات العليا في كلية الادارة والاقتصاد باستخدام التحليل العاملي)) هي جزء من متطلبات البحث العلمي نرجوا منكم الاجابة على اسئلة الاستمارة التي حتما ستكون ذات قيمة عالية وموضع اعتزاز وتقدير....

شكرا لمعاونتكم

اسئلـة عامـــة :

1. الجنس : ذكر ( ) انثى( )
2. العمر : (21-31) سنة ( ) (32-42) سنة ( ) (أكثر من 43) سنة ( )
3. الحالة الاجتماعية : متزوج ( ) اعزب ( )
4. القســـــــــم : ادارة الاعمال ( ) المحاسبة ( ) اقتصاد ( )
   المالية و المصرفية ( ) الاحصاء ( )
5. المستوى العلمي : دبلوم ( ) ماجستير ( ) دكتورا ( )
6. هل لديك معلومات عن الذكاء الاصطناعي ؟ نعم ( ) لا ( )
7. هل استفدت من الذكاء الاصطناعي ؟ نعم ( ) لا ( )

ت	المتغيرات	موافق بشدة	موافق	محايـــــد	غير موافق	غير موافق بشدة
1	تقدم تغذية راجعة للاساتذة والطلبة					
2	توفر مرونة في عرض المادة العلمية					
3	تساعد الطلبة على التحرر في التعليم باسلوب واحد					
4	تقلل من الاعتماد على الكتب الدراسية					
5	تلبي احتياجات الطلبة من ذوي الاحتياجات الخاصة					
6	تساعد الطلبة على اتخاذ القرارات التعليمية المناسبة					
7	توفر نمط التعليم لكل طالب وفقا لميوله واتجاهاته واحتياجاته					
8	تعمل على زيادة دافعية الطلبة على المشاركة في عملية التعلم					
9	تدفع الطالب التفكير في كيفية استخدام المعلومات بدلا من البحث عنها فقط					
10	تعمل على تقليل عدد ساعات التعلم المقررات الدراسية المختلفة					
11	اعتقاد ان الذكاء الاصطناعي مصدر موثوق لمعالجة المشاكل التعليمة					
12	تكيف الطلبة مع اسلوب التعليم حسب مبدا الذكاء الاصطناعي					
13	القدرة على تحليل المشكلات المعقدة واقتراح حلول فعالة					
14	اعتبار الذكاء الاصطناعي بديل لدماغ الانسان					

الملحق-B- مصفوفة الارتباط

Correlation Matrix

		x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14
Correlation	x1	1.00	.426	.300	-.167-	.122	.286	.133	-.083-	.068	.138	.088	.211	.311	-.037-
	x2	.426	1.00	.349	.115	.182	.116	.116	.104	.050	.008	.164	.152	.227	.075
	x3	.300	.349	1.00	-.068-	.167	.287	.403	.250	.246	.208	.234	.360	.160	.047
	x4	-.167-	.115	-.068-	1.00	.127	-.106-	-.126-	.000	-.290-	.118	.016	-.129-	-.178-	.170
	x5	.122	.182	.167	.127	1.00	.206	.080	.312	.224	.325	.194	.334	.346	-.020-
	x6	.286	.116	.287	-.106-	.206	1.00	.547	.117	.373	.346	.132	.329	.428	.338
	x7	.133	.116	.403	-.126-	.080	.547	1.00	.308	.446	.106	.291	.433	.255	.267
	x8	-.083-	.104	.250	.000	.312	.117	.308	1.00	.560	.176	.331	.358	.081	.143
	x9	.068	.050	.246	-.290-	.224	.373	.446	.560	1.00	.169	.280	.425	.350	.352
	x10	.138	.008	.208	.118	.325	.346	.106	.176	.169	1.00	.040	.073	.167	.125
	x11	.088	.164	.234	.016	.194	.132	.291	.331	.280	.040	1.00	.504	.353	.166
	x12	.211	.152	.360	-.129-	.334	.329	.433	.358	.425	.073	.504	1.00	.539	.128
	x13	.311	.227	.160	-.178-	.346	.428	.255	.081	.350	.167	.353	.539	1.00	.182
	x14	-.037-	.075	.047	.170	-.020-	.338	.267	.143	.352	.125	.166	.128	.182	1.00