جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا

كلية الدراسات العليا

تصنيف وتحليل فئات الدخل في السودان باستخدام الدالة التمييزية مقارنة بنماذج الشبكات العصبية في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م

The Classification and Analysis of Income Categories in Sudan by using the Discriminant Function Compared with Artificial Neural Network Models; During 1990 - 2013

بحث لنيل درجة الدكتوراه في الإحصاء

إعداد

الطاهر نوح محمد ادم

إشراف الدكتور

عادل موسي يونس

١٤٣٦هـ - ٢٠١٥م

الآية

بسم الله الرحمن الرحيم

"يؤتي الحكمة من يشاء ومن يؤت الحكمة فقد أوتي خيرا كثيرا وما يذكر إلا أولوا الألباب"

صدق الله العظيم

سورة البقرة الآية (269)

الإهداء

إلي أسرتي الكريمة ... والدي ... والدتي ... إخواني ... أخواتي

لكم مني كل تقدير وامتنان

******

إلي أساتذتي الإجلاء رسل العلم والمعرفة

لكم كل الحب والتقدير

الشكر

الحمد لله رب العالمين، والصلاة والسلام علي اشرف الخلق أجمعين، سيدنا محمد وعلي اله وصحبه أجمعين.

وبعد

الشكر من قبل ومن بعد لله وحده علي أن وفقنا لإتمام هذا العمل اللهم إنا نحمدك حمدا كما ينبغي لجلال وجهك وعظيم سلطانك، حمدا يليق بعظمتك ويوازي نعمك.

الشكر لأسرتي الكريمة التي ساهمت معي إسهاما كبيرا ووفرت كل المعينات اللازمة لانجاز هذا العمل، لهم كل الحب والتقدير ودوام الصحة.

الشكر إلي الزملاء والزميلات بالمواقع المختلفة في الجامعات والمؤسسات علي دعمهم المعنوي والفكري وعلي آرائهم ومقترحاتهم السديدة اسأل الله أن يوفقهم جميعا.

الشكر إلي أستاذي الجليل والمشرف علي هذا البحث الدكتور عادل موسي يونس علي اهتمامه وتوجيهاته وأفكاره الثرة التي قادت إلي انجاز هذا العمل وكذلك اشكر جميع الإخوة الاساتذه بقسم الإحصاء بجامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا وكذلك اخص بالشكر د. احمد حمدي علي مقترحاته واستشاراته النيرة التي سامت معي كثيرا في إتمام هذا البحث. لهم جميعا كل الشكر والتقدير.

مستخلص البحث بالعربية

تناول هذا البحث، والذي بعنوان، تصنيف وتحليل فئات الدخل في السودان باستخدام الدالة التمييزية مقارنة بنماذج الشبكات العصبية في الفترة من 2013 – 1990 م. حيث كانت البيانات الأساسية لهذا البحث هي الأرقام القياسية لأسعار المستهلكين او ما يعرف بمستويات المعيشية لفئات الدخل وهي (فئة الدخول العليا – فئة الدخول الوسطي – فئة الدخول العليا) والتي يتم إعدادها بواسطة الجهاز المركزي للإحصاء. وقد شملت متغيرات هذا البحث المجموعات السلعية الأساسية وهي (الطعام والشراب"الغذاء"، الملابس والأحذية، السكن، الأدوات المنزلية، العناية الصحية، النقل والمواصلات، الترفيه، التعليم ، أخري). وقد كانت مشكلة البحث كيف يمكن ان نستخدم مؤشر الرقم القياسي لمستويات المعيشة في السودان في أسلوب التحليل الإحصائي الذي يستخدم الدالة التمييزية مقارنة بنماذج الشبكات العصبية الاصطناعية، لنصل ألي أسلوب تصنيف من خلاله نستطيع ان نصنف الفرد في أي من مجموعات الدخل ينتمي، وكذلك أيهما أكثر دقة في التصنيف، أسلوب التحليل التمييزي ام أسلوب الشبكات العصبية، وما هي درجة العلاقة بين الأسلوبين، وقد تمثل هدف البحث في استخدام نوعين من التحليل هما التحليل التمييزي والشبكات العصبية، وكذلك هدف البحث الي استعراض واستخدام أساليب الشبكات العصبية المستخدمة في التصنيف وذلك بتطبيقها في مجال الدراسات الاقتصادية ومن ثم المقارنة بين أسلوبي التحليل التمييزي والشبكات العصبية لمعرفة خصائص كل طريقة وما هي أوجه الشبة والاختلاف بين الطريقتين وتحت أي الظروف يمكن ان نستخدم احدي هذه الطرق.

وقد توصل البحث الي نتائج مهمة في التحليل التمييزي، تتمثل في ان الدالة التمييزية المتحصل عليها عن طريق التحليل التمييزي كانت معنوية الا ان كفاءة الدالة في التمييز لم تكن عالية. كذلك بلغت نسبة التصنيف الصحيح 58.3%، كذلك استخدام التحليل التمييزي يتيح طرق وبدائل مختلفة للباحث اذا ما كانت هناك اي مشكلة في طبيعية البيانات . أسلوب الشبكات العصبية أنتج دالة تمييزية بمتوسط مربع خطأ اكبر من متوسط مربع الخطأ في أسلوب التحليل التمييزي.

وقد كانت أهم توصيات هذا البحث، استخدام شبكات أخري في عملية التمييز يمكن ان يكون له اثر ايجابي في تحسين مستوي الخطأ عن طريق الشبكات العصبية. اذا كان مجتمع بيانات الدراسة غير معلوم فان الشبكات العصبية تكون بديلا ناجحا للتحليل التمييزي لاحتوائها علي عدد من دوال التنشيط والنقل والتحويل واكتساب طرق التعلم الذاتي. عدم توفر برمجيات الشبكات العصبية يعتبر احد عوائق انتشار تطبيقها واستخدامها في مجالات مختلفة، وبالتالي لابد من إتاحتها وسهولة استخدامها.

Abstract

This research which is entitled, Classification and Analysis of Income groups in Sudan using discriminant function compared to the models of Neural Networks in the period of 1990 - 2013. Where the basic data for this research are the indices of Consumer prices, or what is known as the living levels of the categories of income, namely, (upper-income class, middle income class - Lower-income class) which are prepared by the Central Bureau of Statistics. The variables of this research included the basic commodity groups, namely, (food and drink "food", clothing and footwear, housing, household items, health care, transport and communications, entertainment, education, and other). The research problem was how we could use the index indicator of living standards in the Sudan in the method of statistical analysis that uses a discriminant function compared to the models of Artificial Neural Networks, to get the method of classification from which we can classify the individual in any of the income groups belongs, as well as whichever is more accurate classification, discriminant analysis method or of neural networks method, and what is the degree of the relationship between the two approaches. May represent the goal of research in the use of two types of analysis are: discriminant analysis and neural networks, as well as the goal of research is to review the use of neural networks used in classification methods to apply them in the field of economic studies and then compare the methods of discriminant analysis and neural networks to learn the characteristics of each method, and what are the similarities and differences between the two methods, and under what circumstances we could use one of these methods.

The research has come to an important outcome of the discriminant analysis; that is discriminant function obtained by the discriminant analysis was significant, but that function efficiently in discrimination were not high. Percentage of correct classification as well as 58.3%, as well as the use of discriminant analysis provides methods and alternatives to different researcher if there was any problem in the normal data.

Neural networks method produced a discriminant function mean square error greater than the mean square error in the method of the discriminant analysis. It was the most important recommendations of this research, The use of other networks in the process of discrimination can have a positive impact in improving the level of error by neural networks. If the data of the study community is unknown, the neural networks to be successful substitute for analysis of the discriminatory because they contain a number of activation functions, transport, transfer and acquisition of self-learning methods. Lack of neural networks software is one of obstacles spread applied and used in different areas, and therefore has to be made available and easy to use.

فهرس المحتويات

الرقم	العنوان	رقم الصفحة
	الاستهلال	أ
	الإهداء	ب
	الشكر	ج
	ملخص البحث بالعربية	د
	ملخص البحث بالانجليزية Abstract	و
	فهرس المحتويات	ح
	فهرس الجداول	ك
	فهرس الأشكال	ل
الفصل الأول: المقدمة		
1 – 1	تمهيد	2
1 – 2	مشكلة البحث	3
1 – 3	أهمية البحث	4
1 – 4	أهداف البحث	5
1 – 5	فرضيات البحث	6
1 – 6	منهجية البحث	6
1 – 7	حدود البحث	6
1 – 8	الدراسات السابقة	6
1 – 9	هيكلة البحث	32
الفصل الثاني: الإطار النظري، الدالة التمييزية – الشبكات العصبية		
	أولا : التحليل التمييزي	
2 – 1	تمهيد	34
2 – 2	التمييز والتصنيف	35
2 – 3	دالة التمييز الخطية لمجموعتين	35
2 – 4	استخدام دالة التمييز في التصنيف	37
2 – 5	اختبار معنوية الدالة التمييزية	40
2 – 6	التمييز في حالة مجتمعين غير طبيعيين.	41
2 – 7	تقييم دوال التصنيف.	42
2 – 8	الدالة التمييزية لأكثر من مجموعتين	44
2 – 9	التصنيف في حالة المجتمعات الطبيعية المتعددة	45
2 – 10	التمييز باستخدام مسافات ماهالانوبيس	47

2 – 11	دوال التمييز القانونية	47
2 – 12	تحليل الدالة التمييزي التدريجي	48
	ثانيا: الشبكات العصبية الاصطناعية	
2 – 13	تعريف الشبكات العصبية الاصطناعية وتاريخها وعلاقتها بالشبكات العصبية الحيوية	49
2 – 14	مكونات عنصر المعالجة للشبكات العصبية	53
2 – 15	رموز ومصطلحات الشبكات العصبية والدوال والعمليات الرياضية	58
2 – 16	أصناف الشبكات العصبية المستخدمة في التصنيف وسماتها	61
2 – 17	استخدامات الشبكات العصبية	73
2 – 18	مقاربة بين الشبكات العصبية والتطبيقات الإحصائية	75
2 – 19	العلاقة بين نماذج الشبكات العصبية ونماذج الانحدار	77
	الفصل الثالث: الأرقام القياسية	
3 – 1	تمهيد	81
3 – 2	تعريف الأرقام القياسية	81
3 – 3	أنواع الأرقام القياسية	81
3 – 4	طرق حساب الأرقام القياسية	82
3 – 5	الأرقام القياسية ذات الأساس المتحرك	87
3 – 6	الرقم القياسي التجميعي المرجح للمناسيب	88
3 – 7	تغيير سنة الأساس والتوصيل لسلسلة أرقام قياسية	89
3 – 8	اختبار الأرقام القياسية	89
3 – 9	خطوات إعداد وتركيب الأرقام القياسية	94
3 – 10	الشروط الواجب توفرها في سنة الأساس	96
3 – 11	أسس اختيار الرقم القياسي المناسب	97
3 – 12	مشاكل تكوين الرقم القياسي	98
3 – 13	بعض الأرقام القياسية الهامة	100
3 – 14	متطلبات إعداد الرقم القياسي للمستهلك	102
3 – 15	الرقم القياسي لأسعار المستهلكين المستخدم في السودان	105
3 – 16	خطوات تركيب الرقم القياسي للمستهلك في السودان.	106
3 – 17	نشر الرقم القياسي وإعلانه	111
	الفصل الرابع: الجانب التطبيقي للبحث	
4 – 1	تمهيد	113
4 – 2	وصف البيانات	114
4 – 3	اختبار كفاية حجم العينة والسكون	123
4 – 4	اختبار شروط التحليل التمييزي	124
4 – 5	إجراء التحليل التمييزي	126
4 – 6	تحليل الشبكات العصبية	142
4 – 7	المقارنة بين اسلوب الدالة التمييزية والشبكات العصبية	147
	الفصل الخامس: النتائج والتوصيات	
5 – 1	النتائج	150
5 – 2	التوصيات	153

فهرس الجداول

الرقم	العنوان	رقم الصفحة
2 – 1	تحليل التباين لدوال التمييز القانونية	47
3 – 1	حصر عدد السلع الاستهلاكية وكمياتها	107
4 – 1	رموز ومتغيرات الدراسة	113
4 – 2	وصف قيم الرقم القياسي لمتغير الطعام والشراب لمجموعات الدخل	114
4 – 3	وصف قيم الرقم القياسي لمتغير الملابس والأحذية لمجموعات الدخل	115
4 – 4	وصف قيم الرقم القياسي لمتغير السكن لمجموعات الدخل	116
4 – 5	وصف قيم الرقم القياسي لمتغير الأدوات المنزلية لمجموعات الدخل	117
4 – 6	وصف قيم الرقم القياسي لمتغير العناية الصحية لمجموعات الدخل	118
4 – 7	وصف قيم الرقم القياسي لمتغير النقل والمواصلات لمجموعات الدخل	119
4 – 8	وصف قيم الرقم القياسي لمتغير الترفيه لمجموعات الدخل	120
4 – 9	وصف قيم الرقم القياسي لمتغير التعليم لمجموعات الدخل	121
4 – 10	وصف قيم الرقم القياسي لمتغير أخري لمجموعات الدخل	122
4 – 11	كفاية حجم العينة والسكون	123
4 – 12	اختبار شرط التوزيع الطبيعي للبيانات	124
4 – 13	اختبار شرط تساوي مصفوفات التباينات والتغايرات المشتركة	124
4 – 14	تساوي متوسطات المجموعات	125
4 – 15	المتوسطات وانحرافات المجموعات السلعية المختلفة.	126
4 – 16	مصفوفة التباينات والتغايرات المدمجة والارتباطات بين المتغيرات	127
4 – 17	تجانس المجموعات التمييزية **Log Determinants**	128
4 – 18	تجانس المجموعات التمييزية **Test Results**	128
4 – 19	قيم الجذر الكامن **Eigenvalues**	129
4 – 20	مدي أهمية الدالة التمييزية في التمييز بين المجموعات	129
4 – 21	معاملات الدالة التمييزية المعيارية التجميعية.	130
4 – 22	المصفوفة الهيكلية لمعاملات الارتباط.	131
4 – 23	المعاملات التمييزية غير المعيارية	132
4 – 24	التمييزية ومتوسطات المجموعات.	132
4 – 25	ملخص الحالات الخاضعة للتمييز	133
4 – 26	الاحتمالات القبلية للانضمام للمجموعات	133
4 – 27	معاملات الدالة التمييزية	134
4 – 28	إحصاءات بيانات البحث	135

4 – 29	نتائج التصنيف الصحيح والخاطئ	140
4 – 30	مقياس كابا للصدفة.	141
4 – 31	ملخص عمليات الحالات في الشبكة العصبية	142
4 – 32	معلومات عمل الشبكة العصبية	143
4 – 34	تقديرات معلمات الدالة التمييزية	146
4 – 35	قيم معاملات الدالة التمييزية بواسطة الشبكة العصبية	147
4 – 36	يوضح معاملات الدالة التمييزية بعد ضرب الأوزان	147
4 – 37	المقارنة النظرية بين أسلوب التحليل التمييزي والشبكات العصبية	148
4 – 38	تحليل التباين لحساب متوسط مربع الخطأ.	148
4 – 39	متوسط مربع الخطأ بين التحليل التمييزي والشبكة العصبية	149

فهرس الأشكال

الرقم	العنوان	رقم الصفحة
2 – 1	صور العصبونات والعقد والمحاور	50
2 – 2	تابع التطابق	55
2 – 3	تابع سيغمويد الثنائي	56
2 – 4	التابع بمعامل انحدار $\delta = 1$	56
2 – 5	يبين شبكة عصبية بوجود انحياز	58
2 – 6	شبكة عصبية بطبقة واحدة	61
2 – 7	شبكة خفية متعددة الطبقات	62
2 – 8	شبكة عصبية بسيطة للتصنيف	63
2 – 9	خط حد الفصل	64
2 – 10	شبكة برسبترون لانجاز تصنيف وحيد	66
2 – 11	يوضح شبكة دلتا Adeline net	66
2 – 12	نموذج شبكة ماكس	69
2 – 13	نموذج الترابط الداخلي للوحدة xi في شبكة القبعة المكسيكية.	70
2 – 14	بنية لشبكة التنظيم الذاتي	71
2 – 15	شبكة عصبية متعددة الطبقات	74
2 – 16	نموذج خطي بسيط يوضح العلاقة بين النموذجين	77
2 – 17	نموذج برسبترون ذو دالة التنشيط الخطية لنموذج خطي بسيط	77
2 – 18	البروسبترون ذو دالة التنشيط الاسية	78
2 – 19	البرسبترون متعدد الطبقات ذو دالة التنشيط غير الخطية	78
2 – 20	نموذج برسبترون غير خطي متعدد	78
4 – 1	الأعمدة البيانية لقيم الرقم القياسي للطعام والشراب لمجموعات الدخل	114
4 – 2	الأعمدة البيانية لقيم الرقم القياسي للملابس والاحذية لمجموعات الدخل	115
4 – 3	الأعمدة البيانية لقيم الرقم القياسي للسكن لمجموعات الدخل	116
4 – 4	الا عمدة البيانية لقيم الرقم القياسي الأدوات المنزلية لمجموعات الدخل	117
4 – 5	الا عمدة البيانية لقيم الرقم القياسي للعناية الصحية لمجموعات الدخل	118
4 – 6	وصف قيم الرقم القياسي للنقل والمواصلات لمجموعات الدخل	119
4 – 7	الأعمدة البيانية لقيم الرقم القياسي للترفيه لمجموعات الدخل	120
4 – 8	الأعمدة البيانية لقيم الرقم القياسي للتعليم لمجموعات الدخل	121

4 – 9	الأعمدة البيانية لقيم الرقم القياسي للسلع الاخري لمجموعات الدخل	122
4 – 10	نمط السلسلة الزمنية لمجموعات الدخل للارقام القياسية	123
4 – 11	البنية الهندسية للشبكة العصبية للتصنيف	144

الفصل الأول

مقدمة

1 – 1 تمهيد.

1 – 2 مشكلة البحث.

1 – 3 أهمية البحث.

1 – 4 أهداف البحث.

1 – 5 فرضيات البحث.

1 – 6 منهجية البحث.

1 – 7 حدود البحث.

1 – 8 الدراسات السابقة.

1 – 9 هيكلة البحث.

الفصل الأول

1 – 1 تمهيد:-

عادة ما نلاحظ عند دراستنا لكثير من الظواهر وجود عدد كبير من المتغيرات المتعلقة بالظاهرة قيد الدراسة وغالبا ما تكون هذه البيانات متداخلة او مختلفة أحيانا مما يصعب عملية الوصول الي تفسير وفهم نمط هذه الظواهر.

احدي طرق تحليل الظواهر المختلفة في مجال تحليل المتغيرات هو التحليل التمييزي والتصنيف والذي يعتبر احد أساليب التحليل الإحصائي المتقدم في مجال تحليل متعدد المتغيرات والذي يهتم بدارسة وتحليل المتغيرات المتعددة لمجتمع البحث او عينة الدارسة وكذلك يهتم بفصل مجموعات مختلفة من المفردات (المشاهدات) وبتوزيع المفردات الجديدة الي مجموعات سبق تعريفها من قبل، كما يستخدم أيضا في تصنيف المشاهدات الجديدة.

هناك العديد من الطرق الإحصائية التي تتناول أساليب تحليل متعدد المتغيرات غير أسلوب الدالة التمييزية، ففي مجال الدالة التمييزية لاحظنا ان معظم البحوث التي تجري تقف عند إيجاد الدالة التمييزية وعلي عملية التصنيف غير ان فكرة هذا البحث أكثر عمقا لان هناك أساليب أخري للتحليل شبيهة بأسلوب الدالة التمييزية كالمكونات الرئيسية والتحليل العاملي وقد تم تناولها في كثير من البحوث. الا ان هناك أسلوب آخر أصبح يستخدم في التصنيف وهو نماذج

الشبكات العصبية الاصطناعية (Artificial Neural Network "ANN") والذي يعطي إمكانية لتقدير دالة النموذج وإمكانية للتمييز والتصنيف. كما نستطيع من خلال هذه الدراسة عقد مقارنة وإيجاد العلاقة بين الدالة التمييزية ونماذج الشبكات العصبية حيث تعتبر الشبكات العصبية شكلا من أشكال الذكاء الاصطناعي وهي عبارة عن نماذج رياضية مستوحاة من خصائص معالج المعلومات للدماغ البشري والتي تنتج حلولا ذات معني تفوق إمكانات الحاسبات الرقمية التقليدية، وقد استخدمت في العديد من النواحي الهندسية وتم تطبيقها في التصنيف والتنبؤ وحققت درجة مقبولة من النجاح.

وعندما نتناول هذا الموضوع ينصب اهتمامنا علي تصنيف فئات السكان الي ذوي (الدخول العليا، والدخول الوسطي، والدخول الدنيا) وذلك بأخذ العديد من المؤشرات (الرقم القياسي لأسعار المستهلك ومستويات المعيشة) التي تعبر عن متغيرات مجتمع البحث لنصل الي دالة تمييزية نقوم بتطبيقها لتصنيف الأفراد الي أي من هذه الفئات ينتمون، وكذلك الي إيجاد العلاقة بين التحليل التمييزي ونماذج الشبكات العصبية .

1 – 2 مشكلة البحث:-

من ابرز المشاكل التي يواجهها المهتمون بقضايا الاقتصاد والتخطيط والتنمية في السودان هو كيفية استخدام المعلومات الإحصائية. ومن اكبر العوامل واهم الأسباب التي تؤدي الي التخطيط غير منهجي هو القصور في استخدام طرق التحليل الإحصائي، وبالتالي فان التخطيط والتنمية التي تقوم دون الاعتماد علي الأساليب الإحصائية لاشك أنها تؤدي في نهايتها الي الفشل وبالتالي الي إهدار الأموال وضياع الموارد.

المشكلة التي نود بحثها هنا:-

- هي كيف يمكن ان نستخدم مؤشر الرقم القياسي لمستويات المعيشة في السودان في أسلوب التحليل الإحصائي الذي يستخدم الدالة التمييزية مقارنة بنماذج الشبكات العصبية الاصطناعية، لنصل ألي أسلوب تصنيف من خلاله نستطيع ان نصنف الفرد في أي من مجموعات الدخل ينتمي.

- كما ان المشكلة الاخري هي أيهما أكثر دقة في التصنيف، أسلوب التحليل التمييزي ام أسلوب الشبكات العصبية، وما هي درجة العلاقة بين الأسلوبين، وتحت أي الظروف يمكن ان يستخدم احد هذين الأسلوبين.

- المزاوجة بين عملية التصنيف بأسلوب الدالة التمييزية وعن طريق نماذج الشبكات العصبية قد يفتح باب جديد اما الباحثين للتعرف علي أساليب أخري للتصنيف والتمييز واذا ما قمنا بتحديد مكامن القوة والضعف في كل أسلوب. اذ يمكن ان نضع شروطا تحكم استخدام هذه الطرق كما أننا نلاحظ ان أسلوب الشبكات العصبية لم يدخل في مجال التطبيق، للظواهر الاجتماعية والاقتصادية بصورة واسعة فقد وجدنا معظم التطبيقات في النواحي الهندسية والتقنية وبتوسيع دائرة التطبيق في مجالات أخري يتيح الفرصة لكثير من الظواهر في مختلفة العلوم ان تدرس بواسطة الشبكات العصبية الاصطناعية.

1 – 3 أهمية البحث:-

ان غاية ما تصبو اليه أي دولة هو التنمية والتقدم، ومن أهم الوسائل لتحقيق هذا الهدف، هو التخطيط الذي يستند علي المعلومة الإحصائية والتحليل الإحصائي وتأتي أهمية هذا البحث في ان استخدام الدالة التمييزية والشبكات العصبية في هذا البحث الذي يتناول الأرقام القياسية

لمستويات المعيشة في السودان، أنها تساعد الاقتصاديين والسياسيين والمخططين والمنتجين ...الخ في معرفة فئات الدخول في السودان وذلك مهم لرسم السياسات وتنفيذ الخطط.

كما ان أهمية هذا البحث تكمن في إبراز قوة أساليب التحليل المختلفة التحليل التمييزي والشبكات العصبية الاصطناعية المختلفة لمعرفة أيهما أكثر كفاءة في التصنيف، وهل هناك شروط معينة اذا توفرت في خصائص البيانات تحكم استعمال واحدة من تلك الأساليب. وما هي إمكانية توسيع استخدام نموذج الشبكات العصبية في الظواهر الاجتماعية والاقتصادية بدلا من اختصار تطبيقها في المجالات الهندسية والتقنية.

1 – 4 أهداف البحث:-

يهدف هذا البحث الي:-

- بناء نموذج يمكن بواسطته التمييز بين فئات الدخول في السودان الي ذوي دخول عليا ووسطي ودنيا، وذلك بناء علي استخدام أسلوب التحليل التمييزي وكذلك نموذج الشبكات العصبية الاصطناعية ومن ثم مقارنتهما لمعرفة أي الأسلوبين أكثر دقة والشروط التي تحكم استخدام أي طريقة من الطرق، ومعرفة العلاقة بين الطريقتين.

- كما يهدف هذا البحث الي استخدام هذه الدالة في تصنيف فئات السكان في السودان في المستقبل عند الحصول علي مؤشرات الرقم القياسي لمستويات المعيشة وهي (الغذاء، الملابس والأحذية، السكن، الأدوات المنزلية، العناية الصحية، النقل والمواصلات، الترفيه، التعليم ، أخري) وهي عبارة عن مؤشرات تعكس الوضع الاقتصادي في السودان من حيث الدخل والإنفاق علي هذه السلع. وقد اعتمدنا علي هذا الأسلوب لان تصنيف

البيانات يؤدي الي إنشاء مجموعات من المتغيرات المتماثلة بناء علي المعلومات المتاحة فهي بذلك تعتبر أساليب جيدة لتصنيف المتغيرات الي مجوعات معرفة بدقة.

1 – 5 فرضيات البحث:-

١- أسلوب التحليل التمييزي أكثر كفاءة من نماذج الشبكات العصبية.
٢- الدالة التمييزية لها القدرة علي تصنيف فئات الدخل في السودان الي ذوي دخول (عليا، متوسطة ودنيا)
٣- نسبة الخطأ في عملية التمييز صغيرة جدا في الدالة التمييزية والشبكات العصبيبة الاصطناعية.
٤- أسلوب الشبكات العصبية له القدرة علي التصنيف.

1 – 6 منهجية البحث:-

نستخدم في منهجية هذا البحث الأسلوب والصفي والتحليلي الذي يعتمد علي تطبيق أسلوب التحليل التمييزي والشبكات العصبية الاصطناعية ومن ثم مقارنة الطريقتين لمعرفة أيهما أكثر كفاءة للاستخدام في التصنيف وذلك بإيجاد متوسط مربع الخطأ في كلا الأسلوبين.

تم استخدام المصادر التاريخية للحصول علي بيانات البحث وهي عبارة عن منشورات الجهاز المركزي للإحصاء حول الأرقام القياسية لمستويات المعيشة للمجموعات السلعية المختلفة بالسودان في الفترة من ١٩٩٠م وحتي ٢٠١٣م . وهي(الغذاء، الملابس والأحذية، السكن، الأدوات المنزلية، العناية الصحية، النقل والمواصلات، الترفيه، التعليم ، اخري) .

1 – 7 حدود البحث:-

حدود زمانية: وهي الأرقام القياسية لأسعار المستهلك للفترة من (١٩٩٠-٢٠١٣م).

حدود مكانية: وهي الجهاز المركزي للاحصاء، السودان.

1 – 8 الدراسات السابقة:

١- دراسة (ظافر رمضان ١٩٩٨م)

قام بدراسة (التحليل التمييزي وأمراض أسنان الأطفال) (دراسة إحصائية) جامعة الموصل.[1]

تناولت الدراسة التحليل التمييزي والذي هو احد طرائق تحليل متعدد المتغيرات الذي يمكن ان يقدم الحل لمشكلة تعيين او تخصيص شخص الي مجوعة معينة من عدة مجاميع استنادا الي متغيرات محددة وهكذا فان هذه الدراسة عملت علي استخدام التحليل التميزي للحصول علي دالة خطية يمكن بها التمييز بين الأطفال صغار السن من حيث إصابتهم بتسوس الأسنان العادي والتسوس المتفشي ذلك ان التسوس المتفشي يعني إصابة أكثر من ٧٠% من الأسنان الطفل بتسوس او بضعف في مادة السن، ومن خلال الدالة التميزية التي تم الحصول عليها يمكن التمييز بين هاتين الحالتين ثم تقديم العلاج المناسب لكل حالة.

٢- دراسة (دوخي، قبلان ٢٠٠٤م)

قام الباحثان بدراسة (تمييز الأسر الفقيرة من غير الفقيرة في المناطق النائية التابعة لإقليم جنوب الأردن).[2]

استهدفت الدراسة تمييز الأسر الفقيرة من غير الفقيرة في المناطق النائية في إقليم جنوب الأردن، وقد استخدم اسولب التحليل التمييزي في تحليل البيانات.

وتوصلت النتائج عن احدي عشر عاملا لها الأثر الأكبر في تمييز الأسر الفقيرة ذي الفقر المدقع. امكن تفسير الدالة التمييزية بين مجموعات الاسر الفقيرة في كل المتغيرات المميزة المختارة عند مستوي الدالة الاحصائية ($\alpha = 0.000$) وعليه يمكن القول بان الدالة التمييزية تكفي لتفسير التباين بين مجموعات الاسر الفقيرة وغير الفقيرة من بين مسوحات الانفاق والدخل (ميزانية الاسرة) التي تقوم الدوال باعدادها.

[1] مجلة تنمية الرافدين ٥٤(٣٠)١٩٩٨ ص ٣١٧- ٣٢٦.

[2] مجلة التنمية والسياسات الاقتصادية المجلد السابع العدد الاول – ديسمبر ٢٠٠٤م.

وأظهرت الدراسة ان الفقر يرتبط بشكل وثيق بانخفاض الاجور والبطالة المقنعة وعليه فان الأسلوب الشامل لمعالجة الفقر يتطلب برنامجا يشتمل علي التحولات الموجهة وشبكة تامين اجتماعي كعناصر رئيسية مكملة للإستراتيجية الرئيسية سالفة الذكر.

٣- دراسة (د. عبد الحميد العباسي، سبتمبر ٢٠٠٤م)

دراسة (المقارنة بين استخدام الشبكات العصبية وساريما للتنبؤ بأعداد الوفيات الشهرية الناتجة عن حوادث المرور بالكويت).[١]

استهدفت الدراسة الحالية المقارنة بين استخدام اسلوب الشبكات العصبية وساريما للتنبؤ بأعداد الوفيات الشهرية الناتجة عن حوادث المرور بالكويت ويعد اسلوب ساريما من الطرق الإحصائية الشائعة الاستخدام في التنبؤ بقيم الظاهرة مستقبلا اعتمادا علي الارتباط بين قيمة الظاهرة وقيمها السابقة اعتمادا علي علاقة خطية ومن ثم قد تكون مقيدة في تطبيقاتها. اما أسلوب الشبكات العصبية فلا يشترط الخطية عند تطبيقه (يعتمد علي علاقة خطية وغير خطية) ومن ثم يكون من انسب الطرق في مثل هذه الظروف، ثبت ان الشبكات العصبية الاصطناعية أكثر دقة وكفاءة في التنبؤ من أسلوب ساريما حيث وصلت الشبكات لمعدل مرتفع وعال من الدقة مع الاحتفاظ بأفضليتها في التنبؤ.

٤- دراسة (انهار، عمر. ٢٠٠٦م)

قام الباحثان بدراسة (تشخيص حالات الاطفال حديثي الولادة باستخدام قاعدة البيانات والمنطق المضبب) كلية علوم الحاسوب والرياضيات.[٢]

---

[١] المجلة العربية للعلوم الإدارية، مجلد ١١ عدد ٣ سبتمبر ٢٠٠٤م ص ٣٢٣-٣٥٩

[٢] المجلة العراقية للعلوم الاحصائية (10)2006 [136 – 159] p p

استخدمت هذه الدراسة قاعدة البيانات والمنطق المضبب في تشخيص حالات الاطفال حديثي الولادة عند الدقيقة الاولي من ولادة الطفل والدقيقة الخامسة وذلك لمتابعة حالة الطفل الصحية بالاعتماد علي مجموعة من العوامل وهذه العوامل تعتبر كمدخلات علي قاعدة البيانات والخروج بثلاث حالات بعد ذلك يتم ربط قاعدة البيانات مع المنطق المضبب باستخدام قواعد يتم تطبيقها علي قاعدة البيانات ومن الناحية الطبية تم اعتماد مقياس طبي يعتمد علي مجموعة مدخلات ومجموعة مخرجات لتشخيص حالة الطفل الصحية. تم ربط هذا المقياس بقاعدة البيانات والمنطق المضبب.

تم تصميم قاعدة البيانات باستخدام اكسس وتمت برمجة النظام باستخدام لغة فيجول بيسك باصدارها السادس ويعمل هذا النظام علي حسابات تعمل تحت بيئية نظام الشتغيل ويندوز.

٥- دراسة (حسن، رنا ٢٠٠٦م)

قام الباحثان بدراسة (استخدام سلاسل ماركوف المخفية في تمييز حروف العلة في اللغة الانجليزية).[١]

تناول هذا البحث دراسة نماذج ماركوف المخفية التي هي مجموعة منتهية من الحالات، كل حالة تقترن بتوزيع احتمالي، اما الانتقالات ما بين الحالات فتحدد بواسطة مجموعة من الاحتمالات تمسي الاحتمالات الانتقالية. وبشكل عام تتولد الحالة الناتجة (المشاهدة) طبقا لتوزيعات الاحتمالية المقترنة اذا توجد احتمالية ناتجة فقط ولا توجد حالةظاهرة يمكن ان تشاهد ولهذا فان الحلات تكون مخفية وقد كانت النتائج التي توصل اليها البحث: انه يمكن معرفة الحروف الصحيحة وحروف العلة دون معرفة سابقة بقواعد اللغة الانجليزية.

[١] المجلة العراقية للعلوم الاحصائية (9)2006 ص [67 – 91] .

٦- (الجاعوني، عدنان ٢٠٠٧م)

يتضمن هذا البحث دراسة احد اساليب التحليل الاحصائي متعدد المتغيرات وهو اسلوب التحليل التمييزي الذي يعد من الاساليب الاحصائية المتقدمة التي تستخدم في توصيف وتوزيع الاسر داخل الهيكل الاقتصادي والاجتماعي للمجتمع ويساعد في رسم خطط التنمية الاقتصادية والاجتماعية التي تهدف اليها الدولة والوقوف علي انسب الطرائق من حيث عدالة توزيع الدخل والعبء الضريبي والاعانات الحكومية لاسر المجتمع بصورة اكثر واقعية، يطبق هذا الاسلوب من خلال عدة متغيرات تحدد من قبل الباحث من اجل الوصول الي الاهداف التالية.

- توصيف وتوزيع الاسر داخل الهيكل الاقتصادي للمجتمع.
- تحديد العوامل والمتغيرات التي تؤثر في توصيف وتوزيع الاسر داخل الهيكل الاقتصادي الاجتماعي في المجتمع
- محاولة تطوير اساليب وتقانات التحليل الاحصائي وتطبيقها في الدراسات الاقتصادية.

وقد توصلت الدراسة الي دالة تمييزية لتوصيف وتوزيع مفردات الدراسة داخل هذه المستويات وتحديد المستوي الاقتصادي والاجتماعي الذي تنتمي اليه المفردة سواء كانت خارج نطاق هذا الهيكل او التي تنتقل من مستوي اقتصادي اجتماعي الي مستوي اقتصادي اجتماعي اخر داخل هذا الهيكل، كما بينت الدراسة ايضا مدي كفاءة دالة التمييز في توصيف وتوزيع الاسر من خلال تغدير معدلات الخطأ لتصل اخيرا الي اختبار معنوية الفروق بني المجتمعات للتاكد من معنوية تصنيف الاسر. واوصت الدراسة بالاهتمام بدراسة ابعاد ومتغيرات اقتصادية واجتماعية متجددة وتحديد العوامل

المؤثرة في تحديد الهيكل الاقتصادي الاجتماعي للاسر داخل مستويات هذا الهيكل وضرورة صياغة نموذج التوصيف والتوزيع الامثل لاسر المجتمع المدروس داخل مستويات الهكيل الاقتصادي الاجتماعي.

٧- دراسة (حمدي، كرم. سبتمبر ٢٠٠٨م)

قام الباحثون بدراسة(تشخيص مرض التدرن الرئوي (السل) باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية).[١]

تم في هذا البحث تمييز مرض التدرن الرئوي او ما يعرف بالسل عن طريق استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية، فكرة البحث هي تصميم نظام يتم فيه ادخال اعراض المريض يقوم النظام بادخال هذه الاعراض الي الشبكة العصبية التي تقوم بالتمييز. تم اختبار النظام علي عدد من الاشخاص المصابين وغير المصابين الذين تم ادخال المعلومات منهم الي قاعدة البيانات التابعة للنظام المبرمج باستخدام visual basic 6.0 مع قاعدة البيانات باستخدام Microsoft Access واستخدام شبكة Hamming & Maxnet اعطي النظام امكانية تمييز عالية جدا، بالاضافة الي استخدام قاعدة بيانات خاصة لخزن معلومات الاشخاص الذين يتم فحصهم وامكانية استرجاعها في اي وقتت عن طريق ربط قاعدة البيانات بالشبكة العصبية الاصطناعية ولابد من الاشارة الي انه يمكن تطبيق هذه الشبكة في تشهيص امراض اخري وكذلك يمكن استخدام نوع اخر من الشبكات العصبية الاصطناعية في تشخيص مرض التدرن الرئوي (السل)

٨- دراسة (لهيب ٢٠٠٨م)

[١] المؤتمر العلمي الاول لتقانة المعلومات – جامعة الموصل – ٢٢ سبتمبر ٢٠٠٨م.

قدم الباحث دراسة بناء نظام هجين (الشبكات العصبة الاصطناعية والمنطق المضبب) لترتيب المواقع الالكترونية بالاعتماد علي نموذج تقييم جودة المواقع الالكترونية.[1] كلية علوم الحاسوب والرياضيات،

تم في هذا البحث دراسة مجموعة من نماذج قياس جودة المواقع الالكترونية لغرض تقييم الجودة للموقع الالكتروني من خلال قياس مجموعة من العناصر المقترحة للتقييم مثل جودة المحتوي وسهولة التعامل والاعتمادية وجودة الاداء وغيرها من القيم.

وقد كانت اهم الاستنتاجات التي قدمتها الدراسة اوضحت اهمية تقييم المواقع الالكترونية حتي لا يبدد وقت المستخدم، واهمية وضع نظم لمواقع الانترنت التي تقدم مصادر معلومات لمستخدمي المواقع الالكترونية واعطاء المواقع شهادة بعلميتها واعتمادها علي المستوي العلمي وان يكون لكل موقع الكتروني شهادة قياس للجودة تتضمن جودة مصادر المعلومات علي الانترنت فستصبح اكثر فاعلية نظرا لما تتميز به من سرعة النشر والحداثة وامكانية الوصول السريعة.

كما ان استخدام التقينيات الذكائية من المنطق المضبب والشكبة العصبية الاصناعية في قياس جودة المواقع له دور كبير في تسهيل واسراع وكفاءة عملية قياس الجودة للمواقع الالكترونية.

٩- دراسة (لهيب، سوزان. ٢٠٠٨م)

[1] المجلة العراقية للعلوم الاحصائية (17) 1010 ص ص]473 – 494[.عدد خاص بوقائع المؤتمر العلمي الثاني للرياضيات – الاحصاء والمعلوماتية.

قام الباحثان بدراسة (نظام ذكاء اصطناعي هجيني لتصنيف الجنس البشري).[1]

قدم البحث تصنيفا تلقائيا للجنس البشري (ذكر / انثي) بالاعتماد علي صور الموجات فوق الصوتية باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية لتصنيف الجنس البشري. يتكون النظام من ثلاث وحدات معالجات اولية لصورة الموجات فوق الصوتية (ازالة الضوضاء وتقطيع الصورة وتسويتها) استخلاص الخواص وتصنيف الجنس البشري بعد المعالجة الاولية للصورة تم استخلاص الخواص باستخدام تحليل مركبة للنواة الاساسية وقد استخدمت شكبة عصبية اصطناعية خطية لتصنيف وتدريب واختبار الصور. قدم النظام نتائج موثوقة عن الجنس البشري.

١٠- دراسة (فؤاد المخلافي ٢٠٠٨م)

قام بدراسة بعنوان: تصنيف وتمييزالمحافظات اليمنية بحسب مصادر الدخل الفردي باستخدام أسلوبي التحليل العنقودي والتحليل التمييزي.[2]

في هذا البحث تم تطبيق أساليب التحليل الاحصائي متعدد المتغيرات حيث تم استخدام أسلوب التحليل العنقودي متعدد المتغيرات من أجل معرفة التفاوت في توزيع الدخل الفردي بين المحافظات اليمنية وقد تم التوصل إلى أن هناك تقارب في مصادر الدخل الفردي بين) 71 (محافظة شكلت العنقود الاول وهي المحافظات ذات الدخل المنخفض ، ايضا كان هناك تقارب افي مصادر الدخل الفردي بين أربع محافظات شكلت العنقود الثاني وهي المحافظات ذات الدخل المرتفع . كما تم تطبيق أسلوب التحليل التمييزي متعدد المتغيرات لتمييز مصادر الدخل التي تساهم بدرجة كبيرة في هذا التفاوت وتبين أن المتغيرات(X1 الاجور والمرتبات)، X3 (المباع من الأسماك)، (X4 العائد من انشطة الأعمال الخاصة) ، X5 القيمة التقديرية لإيجار

[1] المجلة العراقية للعلوم الاحصائية (17) 1010 ص ص]168– 155[

[2] www.al-edu.com

المسكن المملوك للأسرة)، (X6 المنح الدراسية والمساعدات المالية) هي مصادر الدخل الفردي التي ساهمت بدرجة كبيرة في التمييز بين المحافظات.

١١- دراسة (Jerry,et al. 2009)

قام بدراسة (استخدام الشبكات العصبية FNN Fuzzy Neural Networ) (في التنبؤ باكتشاف حالات تشويه الحقائق المالية) والتي يتم بناء عليها اعداد تقارير مالية مضللة.

يرجع اختيار الباحث الي اسلوب الشبكات العصبية لتميزه عن العديد من الاساليب الاحصائية التقليدية والتي تستخدم في التحليل والتنبؤ عند دارسة احداث ظاهرة معينة للتوصل الي تنبؤ مرتبط بهذه الظاهرة ولهذا فهي قد تستبعد بعض العوامل والمعلومات المتغيرة ذات التاثير علي الظاهرة محل الدراسة والعكس من ذلك فان الشبكات العصبية تتميز بقدرتها الهائلة علي جمع حجم كبير من المعلومات المالية وغيرها وتشغيلها رغبة في الوصول للحل الامثل لهذه المشكلات او النموذج الافضل للتعبير عن الظاهر محل الدراسة وهو ما يميز هذا البحث. وقد هدف هذا البحث الي استخدام الشبكات العصبية لتطوير دور مراقب الحسابات الخارجي في التقرير عن القوائم المالة المضللة ، وتحسين دقة احكام المراجعين في تقدير مخاطر الغش في التنبؤ بالقوائم المالية المضللة وبالتالي سد فجوة توقعات المراجعة باستخدام الشبكات العصبية باعتبارها احد الاساليب المتقدمة لدعم القرار وذلك عن طريق القيام بدراسة اختبارية تهدف الي اختبار استخدام الشبكات العصبية اثرها علي كفاءة وفعالية قرارات المراجعين عن القوائم المالية المضللة. وقد كانت النتائج تدل علي ان درجة دقة التنبؤ بحالات الغش كانت 92.5% وأشارت نتائج تنبؤ الشبكات العصبية قد صنفت بطريقة سليمة 66 حالة من الحالات ال(88) والتي لا تحتوي علي غش في عينة الاختبار وذلك بمعدل دقة بلغ 82.5% كما تنبأ البرنامج بطريقة سليمة بعدد 9 حالات من الحالات (20) والتي تحتوي علي غش وذلك بدرجة معدل دقة 45% وبينت نتائج الدراسة ان

استخدام الشبكات العصبية له دلالة إحصائية في التنبؤ بحالات الغش في القوائم المالية المضللة، وقد كانت هناك علاقة بين استخدام الشبكات العصبية في التقرير عن القوائم المالية المضللة وبين فجوة توقعات المراجعة.

١٢- دراسة (أ.د احمد حلمي ٢٠٠٩م)

قام بدراسة(استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية في اكتشاف الأخطاء الجوهرية في البيانات المالية.[١]

هدفت الدراسة الي اختبار اثر تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية في اكتشاف الأخطاء الجوهرية في البيانات المالية لشركات الصناعية المسجلة في البورصة.

أهم النتائج النظرية ان هناك أهمية لتطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية في التدقيق بشكل عام وفي قضية اكتشاف الاخطاء الجوهرية عند تدقيق البيانات المالية بشكل خاص.

اهم النتائج: توجد اخطاء جوهرية علي مستوي البيانات المالية ككل للشركات الصناعية المسجلة في البورصة حيث كشفت نتائج تطبيق الشبكات العصبية الاصطناعية علي مستوي بنود بيان المركز المالي المختارة ان اعلي الاخطاء الجوهرية كانت لبندي النقدية، والذمم الدائنة واوراق الدفع اما علي مستوي بنود بيان الدخل فقد كانت اعلي الاخطاء لبندي مصاريف البيع والتوزيع والمصاريف التشغيلية .

[١] المؤتمر العلمي السنوي الحادي عشر ذكاء الأعمال واقتصاد المعرفة – جامعة الزيتونة الأردنية ، كلية الاقتصاد والعلوم الإدارية (٢٣ – ٢٦ ابريل ٢٠١٢) عمان – الأردن.

١٣- دراسة (خولة، مي. ٢٠٠٩م)

قام الباحثان بدراسة (التحليل المميز واستعمالاته في طريقة التصنيف).[١]

اهتم البحث بدراسة بيانات لثلاث سنوات عن حجم الضباب والغازات المختلفة التي تم رصدها في وادي وانة في السليمانية. وقد حاولت الدراسة تحديد العوامل المؤثرة في عملية تصنيف البيانات والعوامل التي تجعل الحادثة تنمو نموا اكثر اي تزداد واختبار هذا التاثير باستعمال طرائق احصائية متعددة منها استخدام التحليل المميز غير المعلمي كطريقة تحليلية متضمنا استخدام طريقة الكثافة المقدرة غير المعلمية. لوحظ ان احسن نتيجة للتصنيف كانت بدمج عامل الرطوبة النسبية وعامل نسبة غاز الاوزون مع عامل الاشعاعات المنبثقة من التربة. كما ان عامل الرطوبة النسبة RH ظهر ليكون مؤثرا معيقا للجسيم المتكون اذ ان تاثيرات الاوزون والاشعاعات مجتمعة كانت موصلة اكثر وقد بينت الدراسة ان تركيز NO , SO2 يعطي مؤثرا معنويا لظهور نواة الحدث.

١٤- دراسة (مثنية. ٢٠٠٩م)

قام الباحث بدراسة (مقارنة بين الدالة التمييزة والمنطق المضبب في السيطرة علي انتاج المشروبات الغازية)[٢]

تناول هذا البحث اهمية استخدام نظم السيطرة في العديد من المجالات منها الطب الاقتصاد والهندسة والزراعة...الخ وغيرها نتيجة للتقدم السريع للعلوم والتكنولوجيا في جميع الحقول. وقد

[١] المجلة العراقية للعلوم الاحصائية (18) 1010 ص ص]208 – 195[

[٢] المجلة العراقية للعلوم الاحصائية (18) 1010 ص ص]273 – 296[.

استخدم البحث طريقة المنطق المضبب مع اسلوب الدالة التمييزية كوسيلة في الرقابة علي جودة الانتاج كاسلوب متعدد المتغيرات والمقارنة بينهما من خلال التمييز بين منتوجين متماثلين من حيث تركيب المواد الاولية الداخلة في صنع كل منهما، وقد لخصت الاستنتاجات في الاتي:-

تفوق اسلوب المنطق المضبب علي دالة التمييز حسب الاتي:

١- ان اسلوب المنطق المضبب يبدو اكثر موضوعية في هذا البحث لكونه مخصصا لمعالجة النظم المعقدة.

٢- عند حدود السيطرة ($\pm 2\sigma$) فان العملية تحت السيطرة في لوحة P المضببة وكذلك في لوحة نسبة المعيب (P) للفحص الثلاثة وبذلك نحصل علي نتائج اكثر دقة من خلال الاستفادة من التطبيقات الحسابوبية واستغلالها علي الوجه الامثل في حل بعض المسائل المعقدة في الحياة الواقعية وبالاخص في موضوع السيطرة النوعية.

١٥- دراسة (غيث، البكري ٢٠١٠م)

قام بدراسة: تصميم منظومة لتمييز انماط الاشكال الهندسية باستخدام الشبكات العصبية).[١]

قدم البحث امكانية بناء منظومة برميجية تستخدم احدي تقينات الذكاء الاصطناعي (تطبيقات الخلايا العصبية حيث تكون هذه المنظومة قادرة علي تمييز انماط الاشكال الهندسية المنتظمة وغير المنتظمة باستخدام الشبكات العصبية من نوع (Hamming & Max Net) ذات

[١] مجلة كلية العلوم التطبيقية العدد الخامس ٢٠١٠م، كلية العلوم – جامعة بابل

الاوزان الثابتة . يتم تدريب الشبكة علي تلك الاشكال للمرة الاولي ومن ثم تقوم المنظومة باعطاء ناتج التطابق لاي من هذه الاشكال بسرعة عالية وقد كانت نتيجة تمييز الاشكال بنسبة ٦٤%.

١٦- دراسة (نورزاد. ٢٠١٠م)

قدم الباحث دراسة (معادلة سطح قرار (بيز) للتصنيف في توزيع (كاوس) مع التطبيق. [١]

تناولت هذه الدراسة استخدام نظرية بيز في اتخاذ القرار وهي احدي الطرائق الاحصائية الكفؤة وذلك عند استخدامها في حل معضلة التصنيف كما وهي اداة يكن استخدامها في مضلات التعرف علي الانماط اذ ان هذه النظرية تعتمد اساسا علي وضع مشكلة القرار في صيغة نموذج احتمالي بعد معرفة كل الخصائص الاحتمالية المتعلقة بالمعضلة. اولا: قام الباحث بتعميم معادلة سطح قرار بيز لتشمل ايضا اصنافا ذات متجهات من المتغيرات العشوائية ذات توزيعات متطابقة وخاصة لكن، بمعالم مختلفة في القيمة وذلك بتعديل النموذج الي اقترحه. وثانيا: التاكد من تطابق هذه العادلة مع معادلة سطح الخطية مع التي تنتجها المدركات الحسية والتي تعمل كدالة فصل خطية بالاعتماد علي قيمة العتبة. ثالث:ا تحويل البيانات الي الشكل الثنائي باستخدام صيغة منطقية كي تتماشي مع (BSDE & PERCEPTRON) معا حتي تتم المطابقة بن الاسلوبين هذا فضلا عن تطبيق فكرة الدراسة علي بيانات ميدانية مأخوذه من صنفين للدخل في محافظة السليمانية علي اساس عنية عنقودية عشوائية.

١٧- دراسة (ابراهيم. ٢٠١١م)

[١] المجلة العراقية للعلوم الاحصائية العدد (١٨) ٢٠١٠م ص ص [٣٥-٥٨].

قام الباحث بدراسة(تمييز الاشخاص باستخدام طبيعة اليد بالاعتماد علي التحويل الكنتولي في استخلاص الخوص واستخدام الشبكات العصبية ذات الانتشار الخلفي في عملية التصنيف).[١]

تناول هذا البحث التقنية البايومترية (طبعة اليد) والتي تعتبر واحدة من اهم الطرائق المستخدمة في المقاييس الحيوية التي تستخدم في عملية التحقق من موثوقية هوية الشخص التي تستعمل في معظم تطبيقات الحماية والامن. وقد استخدامت الشبكات العصبية ذات الانتشار الخلفي للقيام بعملية التحقيق. تمتاز هذه الطريقة في عملية التحقق بكونها علمية وسهلة الاستخدام كما تمتاز هذه الطريقة في عملية التحقق بكونها ذات فاعلية عالية في عملية التحقق الشخصي التي تقدر عملية بنسبة ٩٧%.

١٨- دراسة(د. احمد ٢٠١١م) قام بدراسة: التنبؤ بحرارة الطقس باستخدم الشبكات العصبية).[٢]

وقد تناول هذا البحث تنبؤات وانذارات الطقس وهي من اكثر الخدمات المهمة المقدمة من قبل متخصصي الارصاد الجوي، الحكومة والقطاع الصناعي استخدمت التنبؤات للحفاظ علي الحياة والممتلكات لتحسين كفاة العمليات، وكذلك الافراد استخدمت التنبؤات لتخطيط مدي اوسع من الفعاليات اليومية. وقد وضع في هذا البحث درجتان للطقس قد تم التنبؤ بها باستحدام الشكبة العصبية الصناعية ان التصميم للشبكة العصبية الصناعية وقد اعتمدت علي درجتين

---

[١] المجلة العراقية للعلوم الاحصائية (٢٠) ٢٠١١م . عدد خاص بوقائع المؤتمر العلمي الرابع كلية علوم الحساب والرياضيات ص ص]259-270[

[٢] Journal of Engineering and Development, Vol. 15, No. 2, June (2011) ISSN 1813-7822 قسم هندسة البرامج والحاسوب بكلية الهندسة بجامعة المستنصرية

سابقتين لحرارة الطقس (العليا والدنيا) وكذلك زيادة ونقصان درجة حرارة الجو طبقا للاحتباس الحراري ان تصميم الشكبة العصبية قد تم تطبيقه علي مدينة بغداد عاصمة العراق التدريبات والفحوصات استخدمت بيانات لارصاد الجوي لثلاث سنوات (٢٠٠٧ – ٢٠١٠)

١٩- دراسة (باسل، مروة. ٢٠١١م) قام الباحثان بدراسة (نظام حاسوبي مضبب لتصنيف الحالات المرضية).[١]

تناول هذا البحث بيانات طبية واقعية تتضمن عددا من المتغيرات مثل ضغط الدم العالي (SBP) والكولسترول الكلي (TC)، وكولسترول عالي الكثافة (HDL) ويتم بناء نظام حاسوبي يستند علي المنطق المضبب ويقوم بتصنيف درجة خطورة الحالة الصحية لكل مريض بعد ادخال قيم المتغيرات المذكورة. وبتطبيق هذا النظام علي حالات مرضية واقعية، فقد وجد بانه يعطي نتائج مقبولة طبيا وذوات مردودات اكثر واقعية من تلك التي لا تستند الي المنطق المضبب.

٢٠- دراسة (جمال، رمزي، اسامة. ٢٠١١م)

قام الباحثون بدراسة (بناء نظام ذكي لتمييز الحروف الروسية المطبوعة باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية).[٢]

تناول هذا البحث بناء نظام حاسوبي ذكي لتمييز الحرف الروسي المطبوع وكذلك باستخدام خواص هذا الحرف بالاعتماد علي طريقة القيم الذاتية (Eigen value) حيث تم استخدام قيمها لتدريب وفحص شبكة أيلمان العصبية الاصطناعية كأداة في تخاذ القرار. تم ادخال البيانات بواسطة جهاز الماسح الضوئي حيث الصورة التي ينتجها ذات كثافة عالية

[١] المجلة العراقية للعلوم الاحصائية (٢٠) ٢٠١١م جامعة الموصل. عدد خاص بوقائع المؤتمر العلمي الرابع كلية علوم الحساب والرياضيات ص ص [527-538]

[٢] مجلة الرافدين لعلوم الحاسبات والرياضيات المجلد (٨) العدد (٢) ٢٠١١م، كلية الحدباء الجامعية.

وواضحة ومتانسة ذات امتداد (BMP) وتم كتابة البرميجات الهبذا النظام باستخدام لغة (Matlab7.7) والتي تشمل تقينات تحسين الصورة وكذلك برميجت التقطيع واعادة تعديل الحجم للصورة المقطعة واستخلاص الخواص منها بالاعتماد علي القيم الذاتية لها والتدريب وفحص شبكة اليمان العصبية. وقد توصل البحث الي نسبة نجاح في التمييز تصل الي ٩٠%

٢١- دراسة (رائد، نعمة، ذكاء.٢٠١١م)

قام الباحثون بدراسة (تعدين بيانات مشتركي خدمة الانترنت باستتخدام المنطق المضبب والدالة التمييزية).[١] تناول هذا البحث اهداف النظرية المضببة وايجاد طريقة لصياغة نماذج حل المسائل المعقدة جدا والغامضة والتي لا يمكن تحليلها باستخدام الطرائق الرياضية الصرفة فالمنطق المضبب يقوم بالتقدير والتخمين من دون الاعتماد علي نموذج رياضي او احصائي يوضح علاقة المتغيرات مع بعضها وبذلك يستطيع محلل البيانات تدريب هذا النظم وتعليمها واتخاذ القرارات المناسبة من التجارب المستمرة، في حين تؤدي الطرائق الاحصائية منها التحليل التمييزي الي اشتقاق نموذج رياضي يقوم بالتقدير والتخمين ويعد هذا النموذج في التحليل التمييزي توليفة خطية من المتغيرات المسجلة للبيانات . وقد توصل البحث الي ان:

١- الدالة التمييزية صنفت المشتركين افضل من المنطق المضبب.

[١] المجلة العراقية للعلوم الاحصائية (١٩) ٢٠١١م . كلية الادارة والاقتصاد جامعة الموصل، عدد خاص بوقائع المؤتمر العلمي الرابع كلية علوم الحساب والرياضيات ص ص]197-218[

٢- ان نقاط الفصل التي تم الحصول عليها بين المجموعات عند ايجاد الدالة التمييزية للمجموعة الاقل استخداما لمشتركي الـ < web25.07 الدالة التمييزية للمجموعةالاكثر استخداما لمشتركي الـ web < 42.2

٣- ان احتمال الخطأ التي تم الحصول عيها هو 0.05 كانت قليلة مما يدل علي قوة الدالة التمييزة.

٢٢- دراسة (عدالة ٢٠١١م)

قام بدراسة (نمذجة التنبؤ بالمبيعات باستخدام الشبكات العصبية دراسة حالة الشركة الوطنية للصناعات الميكانيكية ولواحقها. كلية العلوم الاقتصادية، جامعة مستغانم.

هدفت هذه الدراسة الي توضيح خطوات نمذجة التنبؤ بالمبيعات باستخدام الشبكات العصبية حيث تم اجراء تطبيق عملي علي سلسلة زمنية لمبيعات منتج احدي المؤسسات الصناعية الجزائرية (١٢٠ احصائية) اعتمادا علي تقنية التدريب واستخدام البرنامج الاحصائي (PITHIA) في الحصول علي النتائج. واثبتت الخوارزمية (1,2,2,1) لنموذج الشبكة العصبية المعتمد في وصف حركة نشاط البيع للمؤسسة وقدرتها علي تقديم تنبؤات ذات اخطاء ضئيلة. واكدت الدراسة ايضا مدي اهمية التحليل الاحصائي للبيانات في عملية النمذجة وعلاقتها بمعمليات التخطيط الاقتصادي واتخاذ القرار والقدرة التنبؤية العالية لنماذج الشبكات العصية مقارنة بالطرق الاخري للتنبؤ.

٢٣- دراسة (مثني، صابر، طلال ٢٠١١م) قام الباحثون بدراسة (مقارنة بين طريقة السيطرة المضببة والدالة التمييزية في تصنيف بعض آبار محافظة نينوي).[١]

تم في هذا البحث بناء نموذج استدلال ضبابي للسيطرة علي تحديد صلاحية نوعية المياة الجوفية لبعض ابار محافظة نينوي وذلك من خلال مجموعة من المشاهدات التي تم الحصول عليها من المناطق قيد الدراسة. ولبيان اهمية النموذج تمت مقارنة مع الدالة التمييزية التي تقوم بتصنيف الفرد الي المجتمع الصحيح وقد اثبت نموذج السيطرة المضببة كفاءة عالية في تحديد نسبة صلاحية كل بئر مقارنة بنموذج الدالة التمييزية التي تم فيه تصنيف الابار قيد الدراسة الي صالح او غير صالح للشرب. وقد بينت النتائج ان تطبيق الطريقتين المقترحتين (الدالة التمييزية والسيطرة المضببة) علي نوعية المياه الجوفية في محافظة نينوي.

١- قد اعطي نتائج دقيقة ومطابقة مع التصنيف الحقيقي للابار وبحيث اصبح من السهل تمييز العينات الماخوذة من اي بئر في المحافظة لمعرفة نوعية مياهه الجوفية.

٢- ان ما يميز طريقة السيطرة المضببة عن بقية طرائق التصنيف هو عدم اعتمادا مباشرا علي حجم البيانات وانما تعتمد علي صفات تلك البيانات ونوعيتها من خلال تحديد المتغيرات اللغوية (مثل تركيز المؤشرات النوعية للمياه) فضلا عن خبرة الخبير.

٣- من خلال التطبيق ظهر ان طريقة السطرة المضببة لا تحتاج الي عمليات كبيرة ومعقدة في عملية التصنيف كما في الدالة التمييزية.

---

[١] المجلة العراقية للعلوم الاحصائية (٢٠) ٢٠١١م . جامعة الموصل. عدد خاص بوقائع المؤتمر العلمي الرابع كلية علوم الحاسوب والرياضيات ص ص]315-330[

٤- باستخدام نتائج السيطرة المضببة يمكن تحديد نسبة صلاحية المياة الجوفية في الابار من خلال ترتيب القيم تصاعديا بحيث ظهر ان اكثر المياه صلاحية في منطقة (فايدة) واقلها صلاحية هي في نطقة (بعويزة)

٢٤- بحث (ميسون ٢٠١١م)

قدمت الباحثة بحث بعنوان: (تمييز الحروف العربية باستخلاص خواصها اعمادا علي شبكتي الانتشار العكسي والمدرك والمقارنة بين اداء الشبكتين).[١]

في هذا البحث تم استخدام طريقة جديدة لتمييز الحرف العربي بالاعتماد علي احجام مختلفة للحرف العربي وتم تطبيقها علي جميع الحروف العربية المتشابهة وغير المتشابهة واخذت حركات للحرف (الفتحة، الضمة، الكسرة) وقد تم التوصل الي نتائج جيدة. وتم توظيف شبكة المدرك (perceptron) وشبكة الانتشار العكسي (Back probagation) من اجل تسريع عملية التمييز من ثم اجراء عملية المقارنة مابين اداء هاتين الشبكتين. وقد خلصت النتائج الي الاستنتاجات التالية.

١- تستخدم مصفوفة حدوث المشاركة علي الصورة ذوات التدرج الرمادي

٢- مصفوفة حدوث المشاركة اعطت نسبة تمييز ممتازة للحرف العربي المطبوع.

٣- مصفوفة حدوث المشاركة اعطت صفات لكل حرف وعلي الرغم من تغيير حجم الحرف في كل مرة الا ان ذلك لم يؤثر في نتائج التمييز.

[١] المجلة العراقية للعلوم الاحصائية (٢٠) ٢٠١١م . عدد خاص بوقائع المؤتمر العلمي الرابع كلية علوم الحساب والرياضيات ص ص]730-749[

٤- استخدام مصفوفة حدوث المشاركة في عميات التمييز لانها تعطي صفات لنسيج الصورة ومكوناتها.

٢٥- دراسة (ارسانيوس ٢٠١٢م)

قام الباحث بدراسة (اختبارية لاستخدام الشبكات العصبية لتطوير دور مراقب الحسابات في التقرير عن القوائم المالية المضللة).[١]

تناولت هذه الدراسة عملية المراجعة الخارجية لتخفيض المخاطر في المعلومات المحاسبية واضفاء الثقة والمصداقية عليها لغرض زيادة قدرة وفاعلية عملية المراجعة علي اكتشاف الاخطاء والغش. وقد استخدمت الدراسة تقينات الخلايا العصبية كنوع جديد من انواع تكنولوجيا الذكاء الاصطناعي والتي تعتمد علي استخدام العيديد من الالات والاجهزة والبرامج المتخصصة وقواعد المعرفة الاصطناعية ومحاكاة نموذج العقل البشري وصولا الي توفير واجد من الاساليب التي تستخدم في زيادة درجة الدقة في التنبؤ بالمتغيرات واعطاء الحلول المثلي التي تمكن الوصول اليها وتحقيقها بشكل عملي ويتعبر اسلوب Fuzzy Neural Network (FNN) احد التطبيقات التي تلقي القبول والدعم من العديد من الجهات البحثية في العلوم الطبيعية والاجتماعية المختلفة سواء من خلال تصميم التجارب والحالات العملية ان تننفيذها خاصة في مجالات التنبؤ بالفشل المالي للشركات والتنبؤ باسعار تبادل الاسهم في السوق والتنبؤ باسعار المخزون وغيرها .

٢٦- دراسة (توفيق، مغمل، عبدالغني. ٢٠١٢م)

[١] المؤتمر العلمي السنوي الحادي عشر. ذكاء الاعمال واقتصاد المعرفة، جامعة الزيتونة الاردنية كلية الاقتصاد والعلوم الادارية ٢٣-٢٦ابريل ٢٠١٢م عمان – الادرن.

قام بدراسة (نحو توظيف الشبكات العصبية الاصطناعية في اعداد الموازنة التقديرية للمبيعات): دراسة حالة مؤسسة صناعة قارورات الغاز – جامعة باتنة – الجزائر.

اهتمت الدراسة وفي ظل الانفتاح الاقتصادي وتزايد حدة المنافسة في الاسواق اصبح من الضروري علي هذه المؤسسات ان تقوم بدراسة علمية عند قيامها بعملية التخطيط وعند اعداد الموازنات التقديرية للمبيعات حتي تكون اثر كفاءة لتحسن اوضعيتها المالية.هدف البحث الي التاصيل لمنهجية فعالة تقوم علي اساس الشبكات العصبية الاصطناعية لاعداد الموازنات التقديرية للمبيعات والتي تكتسب اهمية كبيرة داخل الوحدات الانتاجية لما توفره من المعلومات اللازمة لاتخاذ القرارات السليمة والاستخدام الامثل للموارد. وقد تم التوصل من خلال البحث الي نتائج مشجعة وتحفز علي المضي قدما لتوظيف الشبكات العصبية الاصطناعية بشكل اوسع في مجالات اخري لتسيير بهدف تحسين الفاعلية المردودة الانتاجية للمؤسسات.

٢٧- دراسة (حازم،٢٠١٢م)

قام الباحث بدراسة(استخدام شبكة كوهين لتصنيف السنوات حسب مستويات الامطار في محافظة نينوي).[١]

افترض هذا البحث ان عملية التصنيف للبيانات عادة تكون بوضع شروط او قيود وغالبا مما تكون القيود الموضوعة غير منطقية وغير صحيحة لذا تم في هذا البحث اجراء عملية التصنيف بالاعتماد علي اسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية وبالتحديد شبكة كوهين التي تدعي ايضا بخرائط التنظمي الذاتي وكانت نتائج التصنيف اعمي اي من دون تدخل الباحث في وضع اي قيد او شرط وهذا ما تمتاز به شبكة كوهين وكذلك كونها من الشبكات التي تدرب نفسها بنفسها اي بدون اشراف وتم الحصول علي نتائج قيمة في وقت زمني قياسي ومن ثمار هذه الطريقة هو بناء خوارزمية كوهين الخاصة بتصنيف السنوات اعتمادا علي مستوي الامطار وقد كانت نتائج التصنيف باستخدام الخوارزمية المذكورة بوقت قياسي جدا.

٢٨- دراسة (حذيفة، محمد. ٢٠١٢م)

[١] المجلة العراقية للعلوم الاحصائية (21)2012 ص ص [189- 214]. جامة الموصل.

قام الباحثان بدراسة (تصنيف نوعية المياه الجوفية نوع بلاسبي باستخدام شبكة كوهين العصبية) كلية علوم الحاسوب والرياضيات جامعة الموصل.

تم في هذا البحث تصنيف ٢٤ بئر في المكمن المائي المتواجد ضمن التكوين الجيلوجي بلاسبي في منطقة بعشيقة/ شمالي الموصل باستخدام احد انواع الشبكات العصبية الاصطناعية وتحديدا (شبكة كوهين) وذلك بالاعتماد علي نوعية المياه الجوفية فيها. اذ تمت الاستعانة ببعض البرامج الحاسوبية منها (Global Mapper v.7) الذي تم فيه تسقيط مواقع الابار للمياه الجوفية لمنطقة البحث علي الخارطة الطبوغرافية طبقا لاحداثيات الطول والعرض للاستفادة منها احصائيا في عملية التصنيف. كذلك تم استخدام برنامج (C++ v.3) الذي تمت فيه برمجة شبكة كوهين لتصنيف تلك الابار بتنقية ذكائية الي مجاميع طبيقا لنسبة التويلة الكهربائية (E.C) في الماء . وقد خلصت النتائج الي:-

١- ظهور نتائج عملية التصنيف بهيئة نص بملف نوع txt .
٢- ظهور رسم في البرنامج الخاص بشكبة كوهين يوضح عملية التصنيف، اذ تظهر فيه عدة نقاط ملونة وكل نقطة تكون بشكل دائرة، حيث كل لون يعبر عن صنف معين، واذا ظهرت عدة نقاط بنفس اللون فمعني ذلك ان هذه الابار تعتبر مشابهة او متقاربة في الصفات. في هذه الحالة توجد خمس رسوم ابتداء من حالة العنقودين وانتهاء بحالة ستة عناقيد.
٣- تم توزيع هذه النقاط (الابار الارتوازية) بهذا الشكل لانه تم تسقيطاه علي موقع البحث بالاعماد علي الاحداثيات اي خطوط الطول والعرض.
٤- كل لون يمثل صنفا معينا، اذا لدينا اساسا في عملية التصنيف (6) الوان سيتم تمثيلها.
٥- التصنيف بشبكة كوهين التي تعد احد اساليب التقنيات الذكائية، واظهرت نتائج مهمة ومفيدة في تصنيف ابار المياه الجوفية اذ ادت الغرض منا في تحديد نوعية

المياة الجوفية لموقع البحث (بعشيقة) وذلك من ناحية استخدام تلك المياه لاغراض متعددة منها الاستخدام البشري والزراعي والصناعي واغراض اخري.

٦- اعتبار التصنيف في حالة (عنقودين) كتصنيف اولي (أساسي) لابار المياه الجوفية لانه كلما تزداد عملية العنقدة عندئذ تزداد دقة التصنيف اي حد معين عندها يثبت التصنيف ولا يتغير.

٧- تبين ان افضل حالة تصنيف الحالات الخمسة هي حالة (ستة عناقيد) لانها تحتوي عي دقة عالية في التصنيف ولكن في الحقيقة الامر علي الرغم من استخدام حالة (ستة عناقيد) فان شبكة كوهين قدمت تصنيفا رباعيا للابار في عنية البحث اذ تم فرز كل مجموعة علي حدة بصورة منظمة وفق نسبة الـ(E.C) التي تمثل نوعية المياه الجوفية لموقع البحث.

٢٩- بحث (أ.م.د حنان ٢٠١٢)

قام بدراسة (تصميم الشبكات العصبية متعددة الطبقات لتمثيل مثالي لمرشحات البتروث)، الجامعة التكنولوجية/ قسم الهندسة الكهربائية والاكترونية. بغداد/العراق

في هذا البحث تم تصميم خمس شبكات عصبية متعددة الطبقات لتمثيل مثالي لمرشحات البترورث حيث تنفذ الشبكتان العصبيتان الاولي والثانية مرشح الترددات الواطئة المثالي والعملي اما الشكبة العصبية التالثة فتقوم بتنفيذ مرشح الترددات الحزمي اما الشبكة العصبية الرابعة التي تنفذ مرشح الترددات الحزمي المتعدد فتتكون من طبقتان حيث تحتوي الطبقة الاولي علي ست خلايا عصبية تحتوي الطبقة الثاينة علي خلية عصبية واحدة فقط، واخيرا الشكبة العصبية الخامسة التي تنفذ مرشح الترددات العالي فتتكون من ثلاث طبقات حيث تحتوي علي الطبقة الاولي علي ثلاث خلايا عصبية وتحتوي الطبقة الثانية علي ثلاث خلايا عصبية اما الطبقة الثالثة فتحتوي

علي خلية عصبية واحدة فقط ، تم استخدام الخوارزمية ذات الانتشار العكسي في تدريب الشبكات العصبية حيث تم الحصول علي المعدل التربيعي للخطأ بحدود 10^{-10} . تم تدريب الشبكات واختبارها باستخدام MATLAB

٣٠- دراسة (صوراي، دياب، طاوش ٢٠١٢)

قام الباحثون بدراسة(تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية كاحد اساليب ذكاء الاعمال لتسيير مخاطر القروض، دراسة حالة البنك الجزائري الخارجي) وتهدف الدراسة الي التمييز بين المؤسسات السليمة والعاجزة الطالبة للقروض.[١]

تناولت هذه الدراسة عملية القروض البنكية والتي ترفق دائما بمخاطر، فقد حاولت الدراسة كشف الغطاء علي تقنية الشبكات العصبية الاصطناعية وقد توصلت الدراسة الي النتائج التالية. تم تصنيف المؤسسات الي سليمة وعاجزة، بلغت نسبة التصنيف الصحيح في عينة البياء ب 90.7% ونسبة التصنيف الخاطي ب9.3%. بلغت دقة النموذج في عينة الاثبات 95% ، تمكن النموذج المقترح من التمرن علي الامثلة المقدمة من عينة البياء بنسبة 100%

٣١- دراسة (طارق، زينب ٢٠١٢م)

قام الباحثون بدراسة (تقنيات تحويل الموجة المتعددة والشبكة العصبية الاصطناعية لتمييز الاجسام ثلاثية الابعاد باستعمال الشرائح).[٢]

---

[١] المؤتمر العلمي السنوي الحادي عشر، ذكاء الاعمال واقتصاد المعرفة. جامعة الزيتونة الاردنية، كلية الاقتصاد والعلوم الادارية ٢٣ – ٢٦ ابرير ٢٠١٢ م. عمان – الاردن ..WWW.wikipedia.org 1

[٢] المجلة الهندسية المجلد ١ العدد ١٨ العام ٢٠١٢م.

هذا البحث قدم تقنيات تحويل الموجة المتعددة والشبكة العصبية الاصطناعية لتمييز الأجسام الثلاثية الأبعاد من صور ثنائية الأبعاد باستعمال الشرائح. التقنيات المقترحة تختبر عن طريق بيانات تحوي خصائص الشرائح المختلفة و الجزء ذات الطاقة العالية بعد استخدام اسلوب يعتمد على تحويل الموجة المتعددة للشرائح. مجموعة الاختبار تحتوي على مجموعتين المجموعة الأولى تحتوي على صور وشرائح وخصائص الشرائح والجزء ذات الطاقة العالية بعد استخدام اسلوب يعتمد على تحويل الموجة المتعددة للشرائح تشابه بعض تلك الموجودة في قاعدة البيانات. أما المجموعة الثانية فتحتوي على صور، شرائح، خصائص الشرائح و الجزء ذات الطاقة العالية بعد استخدام اسلوب يعتمد على تحويل الموجة المتعددة للشرائح تشابه بعض تلك الموجودة في قاعدة البيانات لكن بعدإجراء تحويرات عليها مثل التدوير، التصغير، التكبيروالتزحيف. التمييز باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية للمجموعة الأولى أعطت نسبة (٩٤%) و (83%) باستخدام الخصائص و الجزء ذات الطاقة العالية للشرائح على الترتيب والتي هي أفضل مقارنة بالتمييز بطريقة قياس المسافة الأقل للتشابه. أما بالنسبة للتمييز باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية للمجموعة الثانية فقد أعطت نسبة (٩٤%) و (٧٢%) باستخدام الخصائص والجزء ذات الطاقة العالية للشرائح على الترتيب والتي هي أفضل مقارنة بالتمييز بطريقة قياس المسافة الأقل للتشابه والتي أعطت نسبة (١١%) و (٣٣%) على الترتيب. كذلك الوقت المستغرق خلال عملية التمييز باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية أقل مما في طريقة قياس المسافة الأقل للتشابه .

التعليق علي الدراسات السابقة

نلاحظ من خلال هذه الدراسات التي تم عرضها ان جميع الدراسات تتناول اما موضوع التحليل التمييز منفرادا او موضوع الشبكات العصبية منفردا ما عدا دراستين وهي الدراسة رقم (١٨) وهي (مقارنة بين طريقة السيطرة المضببة والدالة التمييزية في تصنيف بعض آبار

محافظة نينوي) والدراسة رقم (٢٣) هي (تعدين بيانات مشتركي خدمة الانترنت باستتخدام المنطق المضبب والدالة التمييزية) وهذه الداسات تناولت اسلوب واحد فقط من اساليب الشبكات العصبية للمقارنة باسلوب التحليل التمييزي. كذلك نلاحظ ان معظم الدراسات تقوم بالتطبيق في المجالات الهندسية والطبية والتقنية وفي مجال معالجة الموجات والاشارة والتصنيف المبني علي الصور، ما عدا قليل من الدراسات التي تقوم بتطبيق اسلوب الشبكات العصبية في المجالات الاجتماعية والاقتصادية، وفي هذا البحث سوف نتناول العديد من طرق الشبكات العصبية للمقارنة بينها وبين أسلوب التحليل التمييزي. والي إبراز قوة أساليب التحليل المختلفة، التحليل التمييزي والشبكات العصبية الاصطناعية المختلفة لمعرفة أيهما أكثر كفاءة في التصنيف، وهل هناك شروط معينة اذا توفرت في خصائص البيانات تحكم استعمال واحدة من تلك الأساليب. وهذا ما يميز هذه الدراسة عن غيرها من الدراسات الاخري.

1 – 9 هيكلة البحث:-

يشتمل البحث علي خمسة فصول، الفصل الأول يتناول المقدمة والخطة العامة للبحث والدراسات السابقة. الفصل الثاني يتناول الإطار النظري للبحث، وهو يتناول كيفية استخدام أسلوب التحليل التمييزي ودواله. وكذلك ويتناول أسلوب الشبكات العصبية وكيفية استخدامها ودوالها. الفصل الثالث يتناول الأرقام القياسية في السودان واهميتها وطرق حسابها. الفصل الرابع يتناول التطبيق العملي وعقد مقارنة بين أسلوب التحليل التمييزي وأسلوب الشبكات العصبية. الفصل الخامس ويتناول النتائج والتوصيات والخاتمة وقائمة المراجع والملاحق.

الفصل الثاني

الاطار النظري: التحليل التمييزي – الشبكت العصبية الاصطناعية

2 – 1: تمهيد.

2 – 2: التمييز والتصنيف.

2 – 3: دالة التمييز الخطية لمجموعتين.

2 – 4: استخدام دالة التمييز في التصنيف.

2 – 5: اختبار معنوية الدالة التمييزية.

2 – 6 التمييز في حالة مجتمعين غير طبيعيين.

2 – 7 تقييم دوال التصنيف.

2 – 8 الدالة التمييزية لأكثر من مجموعتين.

2 – 9 التصنيف في حالة المجتمعات الطبيعية المتعددة .

2 – 10 التمييز باستخدام مسافات ماهالانوبيس.

2 – 11 دوال التمييز القانونية.

2 – 12 تحليل الدالة التمييزي التدريجي.

2 – 13 تعريف الشبكات العصبية الاصطناعية وتاريخها وعلاقتها بالشبكات العصبية الحيوية.

2 – 14 مكونات الشبكات العصبية وعناصر المعالجة .

2 – 15 رموز ومصطلحات الشبكات العصبية الاصطناعية والدوال العمليات الرياضية.

2 – 16 أصناف الشبكات العصبية، المستخدمة في التصنيف وسماتها.

2 – 17 استخدامات الشبكات العصبية.

2 – 18 مقاربة بين الشبكات العصبية والتطبيقات الاحصائية.

2 – 19 العلاقة بين نماذج الشبكات العصبية ونماذج الانحدار.

الفصل الثاني

الإطار النظري – التحليل التمييزي – الشبكات العصبية الاصطناعية

2 – 1 : تمهيد:-

يتناول هذا الفصل اولا الإطار النظري لأسلوب التحليل التمييزي الذي نستخدمه لتمييز فئات الدخول في السودان وذلك في حالة التمييز الخطي لمجموعتين وكيفية التصنيف واختبار معنوية الدالة التمييزية والتمييز في حالة مجتمعين غير طبيعيين وتقييم دوال التصنيف. كما نتطرق الي دراسة التمييز في حالة أكثر من مجموعتين والتصنيف في حالة معلومية المعلمات والتصنيف في حالة المجتمعات المتعددة، ودوال التمييز القانونية، وتحليل الدالة التمييزي التدريجي.

ثانيا يتناول كذلك هذه الفصل الاطار النظري للشبكات العصبية والتي تعتبر احدي التقنيات الذكائية الحديثة التي أصبحت تستخدم بشكل واسع في العديد من المجالات لما لها من خصائص ومزايا واسعة تمكنها من تنفيذ العديد من المهام بدقة وكفاءة عالية، وقد توسع استخدام اساليب الشبكات العصبية من اختصار دورها في المجالات الهندسية والطبية والجيوتقنية الي استخدامها في العلوم الاجتماعية والادراية والمحاسبية وغيرها من المجالات، في هذا البحث نقوم باستعراض الشبكات العصبية من حيث تعريف الشبكات العصبية، والتعريف بالشبكات العصبية الحيوية، ونستعرض تاريخ الشبكات العصبية الاصطناعية المستخدمة في التصنيف، وعناصر المعالجة، ورموز ومصطلحات الشبكات العصبية ودوالها وعملياتها الرياضية، وكذلك نستعرض اصناف الشبكات العصبية ومكوناتها واهم الشبكات العصبية المستخدمة في التصنيف، واستخدامات الشبكات العصبية ومقاربة بين الشبكات العصبية والتطبيقات الاحصائية والعلاقة بين نماذج الشبكات العصبية ونماذج الانحدار واجه الشبه والاختلاف بين اساليب الانحدار والشبكات العصبية.

اولا: التحليل التمييزي.

2 – 2: التمييز والتصنيف.

تستخدم كلمة تمييز (Discriminant) في التحليل التمييزي بمعني فصل (Separate) مجموعات مختلفة من المشاهدات (Observations). أي بمعني إيجاد مميزات تفصل قيم المشاهدات بين المجموعات المختلفة. والدالة التي تستخدم في التمييز تسمي بالدالة التمييزية (Discriminant function) ويكون التمييز جيدا كلما كان هناك تباعد بين المجموعات.[١]

تستخدم كلمة تصنيف (Classification) في التحليل التمييزي بمعني تعيين (Allocation) او تنسيب المفردات أو المشاهدات الجديدة إلي احدي المجموعات، وتتم عملية التصنيف باستخدام دالة التمييز الخطية، وتتوقف جودة التصنيف علي جودة مقدار التمييز.[٢]

2 – 3: دالة التمييز الخطية لمجموعتين.

نشير في بادئ الأمر أننا نستخدم الرمز π_1، π_2 للإشارة إلي المجموعتين الأولي والثانية علي التوالي، وعادة ما يتم فصل أو تصنيف المفردات بناءً علي مقاييس مأخوذة عن p من المتغيرات العشوائية $\underline{X}' = (x1 \ x2 \ldots xP)$. وتختلف قيم $\underline{X}$ المشاهدة ألي حد ما من مجموعة إلي أخري. ويمكننا أن نفكر في جميع قيم المجموعة الأولي علي أنها تكون مجتمع قيم $\underline{X}$ للمجموعة π_1، وفي جميع قيم المجموعة الثانية علي أنها تكون مجتمع قيم $\underline{X}$ للمجموعة π_2. يمكن بعد ذلك وصف هاتين المجموعتين باستخدام دالتي الكثافة الاحتمالية التالية للمتغيرين $f_1(\underline{x})$، $f_2(\underline{x})$ وبالتالي يمكننا التحدث عن تعيين المشاهدات للمجتمعات، او تعيين المفردات للمجموعات بالتبادل. وتسمي دالة التمييز الخطية بدالة فيشر، وتتلخص فكرة فيشر في تحويل المشاهدات المتعددة المتغيرات إلي مشاهدات وحيدة المتغير $\underline{Y}$، بحيث يتم فصل قيم $\underline{Y}$ التي

[١] ريتشارد جونسون، دين ويشرون. ترجمة: عبدالمرضي عزام. التحليل الاحصائي للمتغيرات المتعددة من الوجهة التطبيقية. الرياض. دار المريخ للنشر

[2] Richard Jonson, Deen wichron. Applied Multivariate Statistical Analysis.University of Wisconsin-Madison, 2002.

نحصل عليها من المجتمعين π_1،π_2 بقدر المستطاع. ولقد اقترح فيشر أن نأخذ توليفات خطية $\underline{\ell}$ من $\underline{X}$ لنحصل منها علي قيم $\underline{Y}$ وذلك لان هذه التوليفات الخطية هي دوال بسيطة في $\underline{X}$ ويمكن التعامل معها من الناحية الرياضية بسهولة .

إذا كانت $\underline{\mu}_1$ تشير إلي متوسط قيم $\underline{Y}$ التي نحصل عليها من قيم $\underline{X}$ التي تنتمي للمجتمع π_1، وكانت $\underline{\mu}_2$ تشير إلي متوسط قيم $\underline{Y}$ التي نحصل عليها من قيم $\underline{X}$ التي تنتمي إلي للمجتمع π_2. فان فيشر اختار التوليفة الخطية التي تعظم مربع المسافة بين $\underline{\mu}_1$ ،$\underline{\mu}_2$، منسوبة إلي التباين. والغرض من ذلك هو الفصل بين المتوسطين المتناظرين للمجموعتين وذلك إذا وقعت احدي المشاهدات في موضع اكبر من أو يساوي مقدار التمييز بين متوسطي المجموعتين فإنها تنسب إلي المجموعة الأولي. وإذا وقعت المشاهدة في موضع اصغر من مقدار التمييز فإنها تنسب إلي المجموعة الثانية.

$\underline{\mu}_1 = E(\underline{X} / \pi_1)$: القيمة المتوقعة لمشاهدة متعددة المتغيرات من π_1 ...(1-2)

$\underline{\mu}_2$ (2- $= E(\underline{X} / \pi_2)$: القيمة المتوقعة لمشاهدة متعددة المتغيرات من π_2

$\Sigma = E(\underline{X} - \underline{\mu}_i)(\underline{X} - \underline{\mu}_i)$: ; i =1,2 مصفوفة التباين والتغاير للمجتمعين (2...2)

$\underline{Y} = \underline{\ell}' \underline{X}$ توليفة خطية ....(3-2)

حيث: $\underline{\ell}'$ هي متجه مميز معدل

من ذلك متوسط $\underline{Y}$ هو احد المتوسطين التاليين :

$\underline{\mu}_1 = (\underline{Y} / \pi_1) = E(\underline{\ell}' \underline{X} / \pi_1) = \underline{\ell}' \underline{\mu}_1$

$\underline{\mu}_2 = (\underline{Y} / \pi_2) = E(\underline{\ell}' \underline{X} / \pi_2) = \underline{\ell}' \underline{\mu}_2$ ...(4-2)

وذلك يتوقف علي المجتمع الذي تنتمي إليه $\underline{Y}$.

تباين $\underline{Y}$ هو :

$\sigma^2 = var(\underline{X}\underline{\ell}') = cov\underline{\ell}'(\underline{X})\underline{\ell} = \underline{\ell}'\Sigma\underline{\ell}$ ...(5-2)

وهو نفس التباين للمجموعتين

ويتم الحصول علي أفضل توليفة خطية باستخدام مربع المسافة بين متوسطي $\underline{Y}$ أي باستخدام النسبة :

$$\sigma_y^2 = \frac{\underline{é}(\underline{\mu}_1-\underline{\mu}_2)(\underline{\mu}_1-\underline{\mu}_2)'\underline{e}}{\underline{e}'\sum\underline{e}} = \frac{é\delta}{e'\sum e} \qquad \ldots\ldots(6-2)$$

حيث تشير δ إلي الفرق بين متجهي المتوسطات. ونلاحظ أن المصفوفة

$\delta\delta' = (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)(\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)'$ تحتوي علي مربعات وحواصل الضرب المتبادلة لعناصر الفروق بين متجهي متوسطات المجموعتين π_1، π_2 ومعاملات توليفة فيشر الخطية

$$= (\ell_1 \quad \ell_2 \ldots \ell_p)$$

هي تلك المعاملات التي تعظم النسبة الموجودة في (2 – 6) يمكن أن نخلص من ذلك بالاتي:

افترض أن $\delta = (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)$ وان $y = \underline{X}\underline{\ell}'$ يتم تعظيم النسبة $\frac{(é\delta)'}{\underline{\ell}'\Sigma\underline{\ell}}$ باختيار

$e = c\,\Sigma^{-1}\delta = c\,\Sigma^{-1}(\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)$ وذلك لان قيمة $c \neq 0$ باختيار $C = 1$ نحصل علي التوليفة الخطية التالية:

$$y_{ik(j)} = \hat{e}'\underline{x} = (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)'\sum^{-1}\underline{x}_i \qquad \ldots (7\text{-}2)$$

وهي تعرف باسم **دالة فيشر الخطية للتمييز(Fisher's Liner Discriminate Function)** .

2 – 4: استخدام دالة التمييز في التصنيف.

ان دالة التمييز الخطية تقوم بالفصل بقدر الإمكان بين المتوسطين المتناظرين للمجموعتين منسوبا إلي تباين المجتمع، وأسلوب التصنيف الجيد هو الذي يعظم مربع المسافة بين متوسطي المجموعتين.يمكن استخدام الدالة (2-7) كأداة للتصنيف فإذا كانت:

(8-2)..... $y_0 = (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)'\sum^{-1}\underline{x}_0$ هي قيمة دالة التمييز عند مشاهدة جديدة $\underline{x}_0$ وكانت:

$$m=\frac{1}{2}(\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)^2 = \frac{1}{2}(\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)'\,\Sigma^{-1}(\underline{\mu}_2+\underline{\mu}_1) \ldots (9\text{-}2)$$

حيث : m هي مقدار التمييز بين متوسطي المجتمعين وحيدي المتغير

$$E(\ /\underline{Y}\pi_2) \quad - \quad m \geq 0$$

$$E(\ /\underline{Y}\pi_2) \quad - \quad 0<m \qquad \ldots(10\text{-}2)$$

هذا يعني انه إذا كانت $\underline{X}_o$ تنتمي إلي π_1 فمن المتوقع ان تكون y اكبر من أو تساوي مقدار التمييز. أما إذا كانت $\underline{X}_0$ تنتمي إلي π_2 فمن المتوقع ان تكون y اصغر من مقدار التمييز. لذا فان قرار التصنيف هو: ضع $\underline{x}_o$ في π_1 إذا كانت :

$$y_o= \ (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} \underline{x}_o \ \geq \ m$$

ضع $\underline{x}_o$ في π_2 إذا كانت :

$$y_o= \ (\underline{\mu}_1 - \underline{\mu}_2)' \Sigma^{-1} \ m<\underline{x}_o \qquad \ldots(11\text{-}2)$$

نشير إلي انه من النادر ان نعرف قيم معلمات المجتمع $\underline{\mu}_1$، $\underline{\mu}_2$ ، Σ لذلك لا يمكننا تنفيذ الصيغة (11-2) . وبالتالي يجب اخذ عينات من المجتمع وإيجاد مقدرات لتلك المعلمات.

اذا كان لدينا n_1 من المشاهدات المأخوذة من المجموعة π_1. و n_2 من المشاهدات المأخوذة من المجموعة π_2. نحصل من ذلك علي مصفوفتي البيانات التاليتين

$$X_{1(n1*p)} = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1P} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{n11} & X_{n12} & \cdots & X_{n1P} \end{bmatrix} \qquad X_{2(n2*p)} = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \cdots & X_{1P} \\ X_{21} & X_{22} & \cdots & X_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ X_{n21} & X_{n22} & \cdots & X_{n2P} \end{bmatrix}$$

$\ldots.(12\text{-}2)$

باستخدام مصفوفتي البيانات يمكن تحديد متجهي متوسطات العينتين ومصفوفتي تبايناتها (Variance) وتبايناتها المشتركة (Covariance) باستخدام:

$$(p \times n_1)\,\underline{\overline{X}}_1 \quad = \sum_{j=1}^{n1} X_{1j}\,\frac{\mathbf{1}}{\mathbf{n1}} \quad ، \quad \underline{\overline{X}}'_{2(p\times n2)} = \sum_{j=1}^{n2} X_{2j}\,\frac{\mathbf{1}}{\mathbf{n2}} \qquad \textbf{...(13-2)}$$

$$S_2 = \frac{1}{n_2 - 1}\sum_{j=1}^{n2}(X_{2j} - \underline{\overline{X}}_2)(X_{2j} - \underline{\overline{X}}_2)'\,; S_1 = \frac{1}{n_1 - 1}\sum_{j=1}^{n1}(X_{1j} - \underline{\overline{X}}_1)(X_{1j} - \underline{\overline{X}}_1)'$$

...(14-2)

وبافتراض إن للمجموعتين الأصليتين نفس مصفوفة التباينات والتباينات المشتركة Σ، يتم دمج مصفوفتي التباينات والتباينات المشتركة للعينتين S_1 , S_2 معا لنحصل علي مقدر واحد غير متحيز للمصفوفة Σ. ولان احتمالات الخطأ تعتمد علي نسبة دالتي الكثافة $f_2(\underline{x})/f_1(\underline{x})$ فإذا كان لكل دالة من دالتي الكثافة مصفوفة تباينات وتباينات مشتركة تختلفان فإن حدود نسبة دالتي

الكثافة التي تتضمن الحد ½|Σ| فإنها بالطبع لا تختفي أي ان $\Sigma_1 \neq \Sigma_2$ وتختفي هذه المشكلة إذا كان $\Sigma_1 = \Sigma_2$.

وبالتالي فان مصفوفة التباينات والتباينات المشتركة المدمجة هي:

$$s^2{}_{pooled} = \frac{(n_1-1)s_1}{(n_1-1)+(n_2-1)} + \frac{(n_2-1)}{(n_1-1)+(n_2-1)}$$

$$s^2_{pooled} = \frac{(n_1-1)s_1+(n_2-1)s_2}{n_1+n_2-2} \qquad \ldots\ldots\ldots(15-2)$$

هو مقدر غير متحيز للمصفوفة Σ إذا احتوت مصفوفة البيانات x_1, x_2 علي عينتين عشوائيتين من المجموعتين π_1، π_2 علي التوالي وبوضع إحصائيات العينة $S, \bar{X}_2, \bar{X}_1$، بدلا من $\underline{\mu}_1$، $\underline{\mu}_2$، Σ نحصل علي ما يلي:

مقدر العينة لدالة فيشر الخطية.

$$y_{ik(j)} = \underline{e}' \underline{x} = (\underline{\bar{x}}_1 - \underline{\bar{x}}_2)' S^{-1} \underline{x_i} \qquad \ldots(16\text{-}2)$$

ويتم الحصول علي مقدار التمييز m بين متوسطي العينتين.

y_1، y_2 من العلاقة التالية :

$$m = \tfrac{1}{2}(\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S^{-1} (\bar{X}_1 - \bar{X}_2) \qquad \ldots\ldots (17\text{-}2)$$

وتصبح صيغة التصنيف التي تعتمد علي العينتين.ضع $\underline{x}_0$ في π_1 اذا كانت :

$$y_0 = (\overline{x}_1 - \overline{x}_2)' s^{-1} \underline{x}_0 \geq m$$

$$m = (\bar{X}_1 - \bar{X}_2)' S^{-1} (\bar{X}_1 - \bar{X}_2) \qquad \ldots\ldots\ldots(18\text{-}2)$$

او اذا كان :

$y_0 - m \geq 0$

و ضع $\underline{x}_0$ في π_2 اذا كانت :

$y_0 < m$ او اذا كان $y_0 - m < 0$

وتتمتع دالة التميز الخطية للعينة بالخاصية المثلي التالية :

التوليفة الخطية.

$$y_{ik(j)} = \hat{e}'x = (\underline{\bar{x}}_1 - \underline{\bar{x}}_2)'s^{-1}\underline{x}$$

تعظم مربع المسافة بين متوسطي عينتي y منسوبة إلي التباين المشترك لعينتي y، أي تعظم النسبة .

$$\frac{(\overline{Y}_1 - \overline{Y}_2)^2}{s^2 Y} = \frac{(e'\overline{x}_1 - e'\overline{x}_2)^2}{e'se} = \frac{(e'd)^2}{e'se}$$

حيث :

$$\underline{d} = (\overline{X}_1 - \overline{X_2}) \qquad ...(19\text{-}2)$$

وتكون النهاية العظمي :

$$max\frac{(ed)^2}{\hat{e}'se} = \underline{d}'s^{-1}\underline{d} \qquad ...(20\text{-}2)$$

$$=(_2\overline{X} - _1\overline{X})' \ s^{-1} \ (_1\overline{X} - _2\overline{X})$$

$$= D^2 \qquad ... (21\text{-}2)$$

حيث D^2 تشير إلي مربع المسافة المحسوبة من العينة.

2 – 5: اختبار معنوية الدالة التمييزية.

بالنسبة لمجموعتين نجد ان D تساوي اكبر فاصل نسبي يمكن الحصول عليه باستخدام توليفات خطية من مشاهدات متعددة المتغيرات، ويعد هذا ملائما حيث انه يمكن في مواقف معينة استخدام D^2 لاختبار ما اذا كان متجها متوسطات مجتمعين $\underline{\mu}_1$، $\underline{\mu}_2$مختلفين معنويا عن بعضهما البعض. وبالتالي يمكن النظر إلي اختبار الفرق بين متجهي المتوسطات علي انه اختبار لمعنوية الفصل الذي يمكن الحصول عليه. افترض ان المجتمعين π_1، π_2مجتمعان طبيعيان متعددا المتغيرات، وان لهما نفس أبعاد مصفوفة التباينات والتباينات المشتركة Σ. [1]

يمكن اختبار:

[1] ريتشارد جونسون واخرون، مرجع سبق ذكره. ص ٦٣٨

$$H_0 : \underline{\mu}_1 = \underline{\mu}_2$$

$$H_1 : \underline{\mu}_1 \neq \underline{\mu}_2$$

باستخدام

$$F_{(v1,v2)} = \frac{(n_1 + n_2 - p - 1)}{(n_1 - n_2 - 2)p} \cdot \frac{(n_1 * n_2)}{n_1 + n_2} \qquad ...(22\text{-}2)$$

ومن ذلك الاختبار اذا كانت القيمة المحسوبة اكبر من الجد ولية بدرجات الحرية $v_1 =$ $p, v_2 = n_1 + n_2 - p - 1$ فإننا نرفض فرض العدم ونستنتج ان دالة التمييز معنوية ولها القدرة علي التمييز. أما اذا قبلنا فرض العدم فان ذلك يعني ان الدالة ليست معنوية أو ليس لها القدرة علي التمييز.

2 – 6 التمييز في حالة مجتمعين غير طبيعيين.

اذا كان المجتمعين غير طبيعيين أمامنا خياران.

أولا: تحويل البيانات غير الطبيعية إلي بيانات أكثر اقترابا من التوزيع الطبيعي واختبار تساوي مصفوفتي التباينات والتباينات المشتركة لمعرفة ما اذا كانت الصيغة الخطية أم الصيغة التربيعية هي المناسبة.[1]

ثانيا: يمكن استخدام الصيغة الخطية دون الاهتمام بشكل التوزيعين الأصليين للبيانات. فمثلا نجد ان طريقة فيشر لا تعتمد علي شكل التوزيعين الأصليين للبيانات ولكنها تتطلب ان يكون للتوزيعين نفس مصفوفة التباينات والتباينات المشتركة. ومع ذلك بينت بعض الدراسات وجود حالات غير طبيعية التوزيع استخدمت فيها دالة فيشر الخطية للتمييز وكانت النتائج سيئة علي الرغم من تساوي مصفوفتي التباينات والتباينات المشتركة للمجتمعين. ان الهدف مما سبق ذكره هو التأكيد علي ضرورة فحص أداء أية طريقة من طرق التصنيف. فعلي الأقل يجب إجراء ذلك بالنسبة للبيانات المستخدمة في إنشاء دالة التصنيف. ومن الناحية المثالية يجب الحصول علي بيانات كافية (للعينات التحقيقية Validation sample والعينات التدريبية Training sample) . فيمكن استخدام العينات التحقيقية لإنشاء دالة التصنيف واستخدام العينات التدريبية لتقييم أداء هذه الدالة.

[1] Richard Jonson and others, Pre Reference.P 428.

2 – 7 تقييم دوال التصنيف.

إن احد الأساليب الهامة للحكم علي أداء أية طريقة من طرق التصنيف هو حساب معدل الخطأ الخاص بها أي حساب احتمال خطا التصنيف فعندما تكون صيغتا التوزيعين الأصليين معلومتين تماما فانه يمكن حساب احتمال خطا التصنيف بسهولة. وحيث انه من النادر معرفة التوزيعين الأصليين فإننا سنركز علي معدل الخطأ المرتبط بدالة العينة للتصنيف فبمجرد إنشاء دالة التصنيف هذه يصبح من المهم الحصول علي مقياس للحكم علي أدائها في العينات التي نحصل عليها مستقبلا للاعتماد عليها في عملية التصنيف. من المعادلة (2-34) نجد ان Total (Probability of Misclassification " TPM")[1]

$$TPM = P_1 \int_{R1} f_1(\underline{x})dx + p_2 \int_{R2} f_2(\underline{x})dx$$

ويمكن الحصول علي اصغر قيمة لهذا المقدار بالاختيار الصحيح للمنطقتين $R_ı$, R_2 وتسمي هذه القيمة معدل الخطأ الحقيقي ("Actual Error Rate " AER)

حيث تحدد المنطقتان $R_ı$, R2 ب [c (1/2)/c(2/1)=1]

$$R_2 : \frac{f_1(\underline{x})}{f_2(\underline{x})} < \frac{p_2}{p_1} ; R_1 : \frac{f_1(\underline{x})}{f_2(\underline{x})} \geq \frac{p_2}{p_1}$$

(وهي احتمالات تكلفة متساوية لخطا التصنيف)

وتبين AER كيفية أداء دالة العينة للتصنيف في العينات المستقبلية وكما هو الحال في معدل الخطأ الحقيقي اذ يمكن تقييم معدل الخطأ بعد الحصول علي دالتي الكثافة $f_1(\underline{x}),f_2(\underline{x})$ ومع ذلك يمكن حساب قيمة تقديرية لمقدار يرتبط بمعدل الخطأ الحقيقي.

يوجد مقياس للأداء يمكن حسابه لأية طريقة تصنيف ولا يعتمد علي شكل توزيع المجتمعين الأصليين ويسمي هذا المقدار بمعدل الخطأ الظاهر ("Apparent Error Rate "APER)وهو نسبة مشاهدات العينة التحقيقية التي صنفت خطأ باستخدام الدالة التمييزية في التصنيف بعد إعادة تصنيف المشاهدات. ويمكن حساب معدل الخطأ الظاهر بسهولة باستخدام ما يسمي بمصفوفة التصنيف التي تبين الانتماء الفعلي مقابل الانتماء المتنبأ به بالنسبة لكل مجموعة فإذا كانت لدينا $n_ı$ من مشاهدات المجتمع $\pi_ı$ و لدينا n_2 من مشاهدات المجتمع π_2فان مصفوفة التصنيف تأخذ الشكل التالي:

[1] ريتشارد جونسون واخرون، مرجع سبق ذكره، ص ٦٨٢

مصفوفة معدل الخطأ للانتماء الفعلي مقابل الانتماء المتنبأ به

المجموعات	π_1	π_2
π_1	n_1C	$n_1M= n_1-n_1C$
π_2	$n_2M = n_2 - n_2c$	n_2C

...(23-2)

حيث:

n_1C : عدد مفردات π_1 التي صنفت صوابا علي أنها من π_1

n_1M : عدد مفردات π_1 التي صنفت خطا علي أنها من π_2

n_2C : عدد مفردات π_2التي صنفت صوابا علي أنها من π_2

n_2M : عدد مفردات π_2التي صنفت خطا علي أنها من π_1

لذا فان معدل الخطأ الظاهر للمجموعتين معا هو :

$$APER = \frac{n_1M+n_2M}{n_1+n_2} \quad ....(24\text{-}2)$$

ويعتبر APER سهل الحساب كما ان معناه مقبول ولكنه لسوء الحظ يتاثر بحجم العنية ولا تختفي هذه المشكلة إلا اذا كان حجما العينتين n_1،n_2 كبيرين جدا، وذلك لان التصنيف الجيد يجب أن يؤد ي إلي أخطاء قليلة واحتمالات فرص التصنيف الخاطئ يجب ان تكون صغيرة ويلاحظ ان معدل الخطأ الظاهر يعتمد علي نسبة حجم العينة إلي حالات الوقوع في الخطأ فكلما كان المقام (أحجام العينات) كبيرا وحالات التصنيف الخاطئ صغيرة جدا (البسط) فان ذلك يؤدي إلي تصغير نسبة معدل الخطأ الظاهر مما يعني جودة التصنيف. ويحدث هذا التقدير المتفائل لقيمة APER لان البيانات المستخدمة لإنشاء دالة التصنيف هي نفسها المستخدمة لتقييم هذه الدالة.

من الممكن إنشاء مقدرات لمعدل الخطأ وتكون اقل من معدل الخطأ الظاهر كما تكون سهلة الحساب نسبيا ولا تتطلب أية افتراضات بالنسبة لتوزيعي المجتمعين وتتلخص احدي هذه الطرق في تقسيم العينة الكلية إلي عينة تحقيقية وعينة تدريبيه وتستخدم العينة التحقيقية في إنشاء دالة التصنيف بينما تستخدم العينة التدريبية في تقييم أداء هذه الدالة. ويحدد معدل الخطأ بنسبة

مشاهدات العينة التدريبية التي صنفت خطا. وعلي الرغم من ان هذه الطريقة تتغلب علي مشكلة التحيز الناجمة من استخدام نفس البيانات لإنشاء دالة التصنيف والحكم عليها إلا أنها تعاني من مشكلة أساسية وهي ان هذه الطريقة تتطلب عينات كبيرة الحجم .

في النهاية يجب ان تستخدم جميع البيانات تقريبا لإنشاء دالة التصنيف وإذا لم يحدث ذلك يمكن ان تفقد معلومات قيمة. ويجب ان يكون واضحا ان التصنيف الجيد (معدلات خطا منخفضة) سيعتمد علي الفصل بين المجتمعين فكلما زاد البعد بين المجموعات كلما زاد احتمال

2 – 8 الدالة التمييزية لأكثر من مجموعتين.

اقترح فيشر التوسع في طريقته في التمييز التي نوقشت في التمييز بين مجموعتين. فالدافع وراء التحليل التمييزي لفيشر هو الحصول علي تمثيل مقبول للمجتمع يتضمن عدد من التوليفات الخطية في المشاهدات. [١]

والهدف الأول من تحليل فيشر التمييزي هو الفصل بين المجتمعات ومع ذلك يمكن استخدامه في التصنيف ، حيث لا يلزم هنا فرض ان المجتمعات توزيعاتها طبيعية متعددة المتغيرات ومع ذلك يفترض ان مصفوفات التباينات والتباينات المشتركة لهذه المجتمعات وأبعاد كل منها p*p متساوية وكاملة الرتبة وهذا يعني ان $\Sigma_1 = \Sigma_2 = \ldots \Sigma_g = \Sigma$.

من الناحية النظرية يمكن مباشرة تعميم طرق التصنيف الخاصة بمجموعتين إلي الحالة الخاصة بأكثر من مجموعتين. وفي ما يلي كيفية التوصل إلي قواعد مثلي نظريا ثم نبين بعد ذلك التعديلات المطلوبة للتطبيقات العملية.

افترض ان $f_i(\underline{x})$ هي دالة كثافة المجتمع π_i حيث $i = 1,2\ldots g$ وافرض أيضا ان :

$P_i \equiv$ الاحتمال القبلي (Prior Probability) للمجتمع π_i حيث $i = 1,2\ldots g$

$c(k/i) \equiv$ تكلفة وضع مفردة في π_K بينما هي في الحقيقة تنتمي إلي π_i وذلك لجميع القيم $i,k = 1,2\ldots g$

وإذا كانت $k=i$ فان $c(i/i)=0$ افترض أخيرا ان R_K هي فئة المجتمعات المصنفة عي أنها من π_K لذلك فان الاحتمال الشرطي الخاص بتصنيف المفردة علي أنها من π_K علما بأنها من π_i هو:

[١] ريشارد جونسون اواخرن، مرجع سبق ذكره، ص ٦٧٠

$$P(k/i) = \int_{R_K} f_i(\underline{x})dx$$

وذلك لجميع القيم حيث $i,k = 1,2...g$

$$p(i/i) = 1 - \sum_{e=1}^{g}(e/i)$$

ان القيمة المتوقعة الشرطية بتكلفة التصنيف الخاطئ لمفردة $\underline{x}$ من $\pi 1$ علي أنها من π_2او π_3 ... π_g هي :

$$ECM(1) = p(2/1)c(2/1) + p(3/1)c(3/1) + ...p(g/1)\,c(g/1)$$

$$= \sum_{e=1}^{g} p(e/i)c(e/1) \qquad .....(25-2)$$

وتحدث هذه القيمة المتوقعة الشرطية باحتمال قبلي قدره p_1 هو احتمال π_1 وبنفس الأسلوب يمكن الحصول علي القيمة المتوقعة الشرطية لتكلفة التصنيف الخاطئ ECM(2).....ECM(g) وبضرب كل ECM شرطية في احتمالها القبلي وجمع جميع نواتج حاصل الضرب نحصل علي القيمة المتوقعة العامة لتكلفة أخطاء التصنيف. وهي:

$$ECM = ECM(1) + ECM(2) + ...ECM(g)$$

$$= \sum p_i\{\sum p\,(e/i)\,c(e/i)\} \qquad .....(26-2)$$

من المهم ان نلاحظ ان صيغة تصنيف أعلاه تتطابق مع الصيغة التي تعظم الاحتمال البعدي .

$\underline{x}$) تنتمي إلي $\pi 2$ علما بأنها قد شوهدت) $p = p(\pi_k / x_o)$

$$p(\pi_k / x_o) = \frac{P_k f_k(\underline{x})}{\sum p_i f_i(\underline{x})} = \frac{\text{(الاحتمال القبلي) (دالة الكثافة}}{\text{مجموع \{(الاحتمال القبلي)(دالة الكثافة)\}}}$$

2 – 9 التصنيف في حالة المجتمعات الطبيعية المتعددة .

تحدث احدي الحالات الخاصة الهامة عندما تكون دوال الكثافة

$$fi(\underline{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{p/2}\left|\sum_i\right|^{1/2}} \exp[-1/2(\underline{x}-\underline{\mu}_i)'\sum_i^{-1}(\underline{x}-\underline{\mu}_i)] \qquad \ldots.(27-2)$$

i = 1,2…g

يعرف مقدار التمييز المربع Quadratic Discriminate Score للمجتمع i كما يلي:

$$d_i^Q(\underline{X}) = -1/2\ln\left|\sum_i\right| -1/2(\underline{x}-\underline{\mu}_i)'\sum_i^{-1}(\underline{x}-\underline{\mu}_i) + \ln p_i$$

ويتكون المقدار التربيعي $d_i^Q(X)$من التباين العام Σi الاحتمال القبلي pi ومربع المسافة بين $\underline{x}$ ومتجه متوسطات المجتمع $\underline{\mu}_i$. وتصبح صيغة تصنيف (2-66) كما يلي:

صيغة ادني احتمال كلي لأخطاء التصنيف لمجتمعات معتدلة

ضع x_o في π_k. اذا كان المقدار التربيعي $d_i^Q(\underline{X})$ هو اكبر المقادير

$d_g^Q(\underline{X}).....d_2^Q(\underline{X}).d_1{}^Q(\underline{X})$ بالنسبة لجميع القيم i = 1,2…g

لذا نجد ان مقدر مقدار التميز التربيعي $d_i^Q(\underline{X})$ هو:

$$d_i^Q(\underline{x}) = -1/2\ln\left|s_i\right| -1/2(\underline{x}-\underline{\bar{x}}_i)'s^{-1}(\underline{x}-\underline{\bar{x}_i}) + \ln p_i$$

وبتعريف مقدار التمييز الخطي

$$d_i(\underline{x}) = \underline{\mu'}_i\sum{}^{-1}\underline{x} - 1/2\underline{\mu'}_i\sum{}^{-1}\underline{\mu}_i + \ln p_i$$

ويعتمد المقدار $\hat{d}_i(\underline{x})$ وهو مقدر مقدار التميز الخطي $d_i(\underline{x})$ علي مقدر مصفوفة التباينات والتباينات العامة Σ هو :

$$s^2 = \frac{(n_1-1)s_1+(n_2-1)s_2+\cdots(n_g-1)s_g}{n_1+n_2+\cdots n_g-g} \qquad \ldots.(28-2)$$

وتحسب $\hat{d}_i(\underline{x})$كما يلي:

$$\hat{d}_i(\underline{x}) = \underline{\bar{x}'}s^{-1}\underline{x} - 1/2\underline{\bar{x}_i}'s^{-1}\underline{\bar{x}_i} + \ln p_i$$

وبالتالي نحصل علي صيغة ادني نقاط مقدرة لمجتمعات طبيعية لها مصفوفات تباينات وتباينات مشتركة متساوية.

ضع x_o في π_k اذا كان مقدار التمييز الخطي $\hat{d}_i(\underline{x})$ هو اكبر المقادير

$\hat{d}_1(\underline{x}) ، \hat{d}_2(\underline{x}) \ldots \hat{d}_g(\underline{x})$ وتحسب $\hat{d}_i(\underline{x})$ من المعادلة (2-67) لجميع القيم.

ويمكن فهم النتيجة بدلالة مربع المسافة

$$d_i^2(\underline{x}) = (\underline{x} - \underline{\bar{x}_i})' s^{-1} (\underline{x} - \underline{\bar{x}_i})$$

بين$\underline{x}$ومتجه متوسطات العينة $\underline{\bar{x}_i}$ وصيغة التصنيف في هذه الحالة هي.

ضع x_o في πi الذي يناظر اكبر قيمه للمقدار $-1/2\ D^2_i + Ln\ p_i$

عندما تكون الاحتمالات القبلية مجهولة فاننا نضع عاده $p_1 = p_2 = \ldots = P_g = 1/2$.في هذه الحالة نضع المشاهدة في اقرب مجتمع لها.

2 – 10 التمييز باستخدام مسافات ماهالانوبيس

تعتمد احدي طرق التمييز علي مسافات ماهالانوبيس، حيث تعتبر متجهات الوسط للعينات التي عددها m تقديرا لمتجهات الوسط الحقيقية للمجموعات. كما يمكن حساب مسافات ماهالانوبيس للمفردات عن مراكز المجموعات. عندئذ يمكن توزيع كل مفردة للمجموعة التي تكون الاقرب لها. وقد تكون او لا تكون المجموعة نفسها التي اتت منها المفردة فعلا. تشير النسبة للتوزيعات الصحيحة بوضوح الي مدي امكانية فضل المجموعات جيدا باستخدام المتغيرات المتوافرة.

يمكن تعريف هذه الطريقة كما يلي:-[1]

افرض ان $\bar{x}_i = (\bar{X}_{1i}, \bar{X}_{2i}, \ldots \bar{X}_{pi})$ يرمز لمتجه قيم الوسط للعينة من المجموعة i . وافرض ان C_i ترمز لمصفوفة تغاير العينة، وبفرض ان C ترمز لمصفوفة التغاير من العينة المجمعة. عندئذ يمكن تقدير مسافات ماهالانوبيس من المشاهدة $x' = (x_1, x_2, \ldots x_p)'$ عن مركز المجموعة i كما يلي:-

$$D_i^2 = (x - \bar{x}_i)' C^{-1} (x - \bar{x}_i) \qquad \ldots\ldots\ldots (29 - 2)$$

2 – 11 دوال التمييز القانونية Canonical Discriminant Functions

اذا قمنا بتحديد دوال في المتغيرات $X_1, X_2, \ldots X_p$ والتي بطريقة ما تفصل المجموعات التي عددها m قدر الامكان تحتوي ابسط طريقة لهذا الغرض علي اخذ تركيب خطي في المتغيرات X كما يلي

$$Z = a_1 X_1 + a_2 X_2 + \ldots + a_p X_p \qquad \ldots\ldots (30 - 2)$$

يمكن فصل المجموعات جيدا باستخدام Z اذا كانت قيم الوسط تتغير بشكل واضح من مجموعة الي اخري، مع ثبات القيم تقريبا داخل المجوعات. احدي الطرق لاختيار المعاملات $a_1, a_2, \ldots a_p$ في المؤشر هو بتكبير نسبة F في تحليل التباين الاحادي الذي ياخذ الصيغة التالية:

جدول رقم (2 – 1)

مصدر التغير	درجات الحرية	متوسط المربعات	النسبة F

[1] بريان ف.ج. مانلي: الاساس في الطرق الاحصائية المتعددة المتغيرات، ترجمة ابوعمة ، النشر العلمي والمطابع، ٢٠٠٠م

بين المجموعات	m-1	M_B	
داخل المجموعات	N – M	M_w	
المجموع	N – 1		

بهذه الطريقة يمكن تعريف دالة مناسبة لفصل المجموعات كتركيب خطي بحيث تكون النسبة F = M_B/M_w اكبر مايمكن. يشار الي هذا الطريقة بدوال التمييز القانوني

الدالة الاولي

$$Z_1 = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \ ... + a_{1p}X_p$$

تعطي اكبر نسبة F ممكنة في تحليل التباين الاحادي للتغير داخل المجموعات او بين المجموعات. اذا وجد اكثر من دالة فان الدالة الثانية:

$$Z_2 = a_{21}X_1 + a_{22}X_2 + \ ... + a_{2p}X_p$$

تعطي اكبر نسبة F ممكنة في تحليل التباين تحت شرط بعدم وجود ارتباط بين Z_1 , Z_2 داخل المجموعات. تعرف الدوال الاخري بالطريقة نفسها. وبهذا فان دالة التمييز القانوينة رقم i هي

$$Z_i = a_{i1}X_1 + a_{i2}X_2 + \ ... + a_{ip}X_p$$

وهي تركيب خطي تكون فيه نسبة F من تحليل التباين اكبر ما يمكن تحت شرط ان Zi لا ترتبط بأي من $Z_1, Z_2, ... Z_{i-1}$

دوال التمييز القانونية $Z_1, Z_2, ... Z_p$ هي تراكيب خطية في المتغيرات الاساسية مختارة بطريقة تعكس فيها Z1 ما امكن من فروق المجموعات، وتحصر Z2 اكبر قدر ممكن من فروق المجموعات التي لا يعرضها Z1 ، كما تحصر Z3 اكبر قدر ممكن من فورق المجموعات التي لايعرضها Z_1,Z_2 ... وهذا. والامل ان تكون الدوال القليلة الاولي كافية لتفسير اغلب الفروق الهامة بين المجموعات.[١]

2 – 12 تحليل الدالة التمييزي التدريجي:

احدي الطرق المستخدمة هي طريقة أخري للتحليل الأساسي علي خطوات بشكل تدريجي. نضيف في هذا الحالة، المتغيرات الي الدوال التمييزية واحدا تلو الآخر حتي نجد ان إضافة متغيرات أخري لا يعطي تمييزا أفضل. المشكلة في تحليل الدالة التمييزي التدريجي هو التحيز الذي تسببه الطريقة في الاختبارات المعنوية. فعند وجود عدد كاف من المتغيرات فمن المؤكد ان بعض التراكيب منها ستؤدي بالصدفة الي دوال تمييزية معنوية. ومع ذلك يكون هذا الأسلوب مفيدا في بعض الحالات التي تكون فيها البيانات لا تتبع التوزيع الطبيعي داخل المجموعات ا وان مصفوفة التغاير ليست نفسها داخل كل مجموعة.[٢]

ثانيا: الشبكات العصبية الاصطناعية

[١] بريان ف. مانلي. مرجع سبق ذكره، ص ١٣٥.
[٢] بريان ف. مانلي. مرجع سبق ذكره، ص ١٤٥

2 – 13 تعريف وتاريخ الشبكات العصبية الاصطناعية وعلاقتها بالشبكات العصبية الحيوية:

تتناول أدبيات الذكاء الاصطناعي تعريف الشبكات العصبية الاصطناعية بعبارات مختلفة إلا أنها تتفق حول مضمون وفكرة واحدة، وهذا ما نلاحظه من خلال التعريفات التالية.

تعريف (١): هي نظام معالجة للمعلومات له مميزات أداء معنية بأسلوب يحاكي الشبكات العصبية الحيوية.[١]

تعريف (٢): الشبكة العصبية الاصطناعية هي نظام معالجة معلومات تفرعي صممت كنماذج رياضية من أجل محاكاة تصرف الخلايا العصبية عند الإنسان.[٢]

تعريف (٣): الشبكات العصبية الاصطناعية هي نظام معالجة معلومات بأسلوب يحاكي الشبكات العصبية الحيوية كأمثلة رياضية تعتمد على طريقة التفكير البشري وكيفية معالجة المخ للمعلومات.[٣]

تعريف (٤): الشبكات العصبية الاصطناعية هي نماذج الكترونية غير ناضجة مبنية على أساس الهيكل العصبي للمخ، أو أنها نموذج معالجة معلومات مستلهم من أسلوب عمل النظام العصبي الحيوي مثل المخ لمعالجة المعلومات.[٤]

أذن من هذه التعريفات نستنتج أن الشبكات العصبية الاصطناعية هي محاولة لمحاكاة طريقة عمل العقل البشري (المخ). وحتى يتثني لنا فهم طريقة عمل الشبكات العصبية الاصطناعية لا بد من معرفة الشبكات العصبية الحيوية وكيفية عملها .

يساعد توضيح الشبكات العصبية الحيوية علي فهم الشبكات العصبية الاصطناعية حيث تتميز الأنظمة العصبية الحيوية بخصائص تم علي أساسها اقتراح معمارية الشبكات العصبية الاصطناعية. كما يتشابه العصبون الاصطناعي (عنصر المعالجة) مع العصبون الحيوي.[٥]

يتكون الجهاز العصبي في الانسان من جزئين. هما،جهاز مركزي يشمل المخ والنخاع الشوكي(الجهاز العصبي المركزي("Central nervous system " CNS).و جهاز فرعي

---

[1] عماد عزو المحمد. ترجمة: علام زكي الشبكات العصبية البنية الهندسية، الخوارزميات التطبيقات، سوريا: دار شعاع للنشر، 2000م.

[2] عبدالحميد بسيوني.اساسيات الشبكات العصبية الاصطناعية، القاهرة: دار الكتب العلمية للنشر والتوزيع،2008م.

[3] بشير عرنوس. الذكاء الاصطناعي، مصر: دار السحاب للنشر والتوزيع، 2008

[4] نذير المحرز. الشبكات العصبونية بالتطبيقات العملية، سوريا: دار شعاع للنشر، 2008م.

[5] علام زكي، مرجع سبق ذكره ص ٢٧.

يشمل الاعصاب المخية والاعصاب الشوكية والاعصاب الذاتية (الجهاز العصبي المحيطيPeripheral Nervous System).وحدة بناء الجهاز العصبي هي الخلية العصبية(العصبون Neuron). يتكون العصبون من الاستطالات والجسم (Sell Body) والمحور(Axon) ويحتوي جسم الخلية على نواة الخلية وتبرز من سطحه تشعبات إلي الخارج لها علاقة باستقبال أو نقل الإشارات الكهربائية.وحدة الحوسبة الاساسية في النظام العصبي الحيوي هي الخلية (العصبون) حيث تستقبل الاسطالات الإشارات من العديد من العصبونات الأخرى وهذه الإشارات عبارة عن نبضات كهربائية تبث عبر المشابك والتي هي معالجات كيميائية وعملها هو تعديل ونقل الإشارات الكهربية عن طريق الناقلات العصبية (Neurotransmitters) بطريقة متشابهة لعمل الأوزان في الشبكات العصبية الاصطناعية.[1]

محور العصبون (Axon) عبارة عن امتداد يخرج من جسم الخلية وينقل الإشارات الكهربائية من العصبون بعد استقبالها وتوجيهها إلي الخلايا الأخرى، حيث تتجمع أجسام العصبونات في الجهاز العصبي بصورة مجموعات تسمي نواة أو عقد وتتجمع محاور العصبونات مع بعضها لتكون الأعصاب. وتتم معالجة الاشارة سواء كانت اشارة دخل او خرج لخلية اخري وفقا لخطوات زمنية متقطعة. جسم الخلية في العصبون يحوي سيتبلازما وفق كثافات معينة وقيم هذه الكثافات يحدد فعالية الخلية وقدرتها على بث الإشارة من خلية إلي أخري.

شكل رقم (2 – 1) يوضح صورة العصبونات والعقد والمحاور

يتعلم المخ من هيكيله النظام العصبي وتركيبه فان من بين طرق التعلم، تغير شدة الوصلات بين العصبونات وبإضافة أو حذف الوصلات بين العصبونات. وللمخ البشري مميزات عن الخلايا العصبية الاصطناعية وذلك ان للمخ قابلة الاستشفاء من التلف الجزئي للخلايا بينما

[1] عبدالحميد بسيوني، مرجع سبق ذكره، ص٣٥

الأنظمة المحسوبة غير قابلة للاستشفاء، ويمكن ان يتعلم المخ من التجربة والشبكات العصبية الاصطناعية ايضا تتعلم من التجربة ، المخ ينجز الحوسبة المتوازية الشاملة في أجزاء من الثانية. المخ يدعم الذكاء البشري والوعي والإدراك وهذا مالا يتوفر في الأنظمة المحوسبة[١]

كمقارنة بين طريقة عمل النظام العصبي الحيوي والاصطناعي نجد ان الشبكات العصبية الاصطناعية تحاول ان تقلد جزءا بسيطا من ذلك العنصر الأساسي الشديد التعقيد والقوي جدا والمتعدد الجوانب. أن العنصر الأساسي في هذه النمذجة هو بناء نظام معالجة معلومات يتركب من عدد كبير من عناصر المعالجة العالية الاتصال فما بينها (العصبونات) والتي تعمل في اتساق وانسجام لحل مسائل معنية. من هذا المفهوم فالشبكات العصبية الاصطناعية هي أجهزة حاسبات ونظام حوسبة تتشكل بنيتها الهيكلية لنمذجة أو محاكاة المخ وتتكون من مئات أو آلاف أو ملايين وحدات المعالجة البسيطة والتي يمكن توصيلها معا في شبكة اتصالات معقدة وكل وحدة (Unit) او عقدة (Node) هي تمثيل مبسط للعصبون الحقيقي الذي يرسل إشارة جديدة عندما يستقبل إشارة دخل كافية من العقد التي يتصل بها وقد تتغير شدة هذه الوحدات في الترتيب من أجل الشبكة لا نجاز المهام المختلفة لنشاط تشغيل العقدة .

يتم اقتراح المميزات الأساسية لعناصر المعالجة في الشبكات العصبية الاصطناعية اعتمادا علي خصائص العصبونات الحيوية. كما لا حظنا من قبل فان الشبكات العصبية تتألف من عدد كبير من عناصر المعالجة البسيطة تدعي عصبونات (أو حداتUnits أو خلايا Sells أو عقد Nodes) يرتبط كل عصبون منها مع العصبونات الأخرى بأداة ربط مباشرة وترفق كل أداة ربط بوزن معين لها وتمثل هذه الأوزان المعلومات التي تبدأ بها الشبكة في حل المشكلة. الخطوات التالية تبين كيفية تسلسل الإشارة ومعالجتها بين عناصر المعالجة ومعالجة الشبكة العصبية الاصطناعية للمعلومات:[٢]

١/ تتم معالجة المعلومات في عناصر معالجة بسيطة تسمي (عصبونات).

٢/ تستقبل عناصر المعالجة العديد من الإشارات من الوسط الخارجي.

[1] عبدالحميد بسيوني، مرجع سبق ذكره، ص ٤٧
[٢] بشير عرنوس، مرجع سبق ذكره، ص ٢٥

٣/ تمر الإشارة بين العصبونات من خلال خطوط ربط.

٤/ يمكن أن تعدل الإشارات الداخلية للعصبون عن طريق الأوزان في عقد الاستقبال.

٥/ يرفق كل خط ربط بوزن معين (قيمة عددية) يضرب مع الإشارة الداخلة على العصبون

٦/ تجمع عناصر المعالجة أو أوزان الدخل القادمة لها من عصبوبات أخرى.

٧/ يطبق على كل عصبون تابع تنشيط (غير خطي عادة) إلي دخل الشبكة (مجموع إشارات الدخل الموزونة) ليحدد إشارة الخرج الناتجة منه.

٨/ تقوم العصبونات عند شروط معنية بإعطاء إشارة على خرجها.

٩/ الخرج الناتج عن هذه العصبونات يمكن أن يثبت إلي عدة عصبونات أخرى عبر أحد فروع المحور .

وبالتالي فان للشبكات العصبية الاصطناعية الخصائص التالية

١/ تتم معالجة المعلومات محليا ضمن العصبون الواحد.

٢/ تتوزع الذاكرة على النحو التالي:

أ/ ذاكرة طويلة الأجل تبقي في مشابك العصبونات أو الأوزان.

ب/ ذاكرة قصيرة الأجل تقابل الإشارات المرسلة بواسطة العصبونات.

٣/ يمكن تعديل طريقة تنظيم المشابك من خلال التجارب المطبقة على الشبكة للوصول إلي الشكل المثالي.

٤/ يمكن أن تسمح المشابك بين العصبونات بإرسال الإشارات من عصبونات أو لا تسمح بإرسال هذه الإشارات.

تاريخيا بدأ العمل بتطبيق مسائل تصنيف العينات في عام ١٩٦٣م من قبل العالم دونالد سبيتش(Donald Speacht) حيث قام باستخدام نوعا من الشبكات العصبية لتحيد اضطرابات

القلب باستخدام أصناف من المخططات القلبية(ECG) والتي تم تمثيلها كمعطيات دخل للشبكة وكان عدد هذه العينات (46) نموذج تدريب لتخططيات قلب مختلفة. في مثل هذه الشبكة تكون استجابة الخرج (No) إذا كانت حالة القلب طبيعية (Normal) وتكون الاستجابة (Off) إذا كانت حالة القلب غير طبيعية وقد طبقت هذه الشبكة من قبل مجموعة من العلماء.

استخدمت أنواع أخرى من مسائل التصنيف ففي عام ١٩٦٠م قام العالمين بمحاولة المعالجة لمسألة تصنيف عينات الدخل بحيث يكون الخطأ أصغريا اي مقعرا او الخطأ اعظميا محدبا ومسألة أخرى لشكل أن كان موصولا أم لا وقد طبقت هذه الشبكة فعليا عام ١٩٨٨م.

2 – 14 مكونات عنصر المعالجة للشبكات العصبية:

المقصود بعنصر المعالجة هو (العصبون الاصطناعي أو العقدة أو الوحدة) كلها مرادفات لنفس المعني. وعناصر المعالجة في الشبكات العصبية الاصطناعية تتشابه لحد كبير، وتعد بمثابة عناصر عامة ومكونات شائعة تستخدم في العديد من النوعيات المختلفة للشبكات العصبية سواء كان هذا العصبون مستخدما كمدخلات أو مخرجات أو في طبقة خفية.[١]

هنالك ثلاث مميزات أو صفات للشبكات العصبية الاصطناعية يتم خلالها وصف الشبكة العصبية وهي:[٢]

١/ شكل الترابط بين العصبونات وهو ما يدعي بالمعمارية أو البنية الهندسية.

٢/ الطريقة التي تحدد الأوزان لهذه الترابطات (والتي تدعي بالتدريب أو التعليم، الخوارزمية)

٣/ نوع دالة التنشيط، اما مكونات الشبكات العصبية فهي.

المكون الأول : معاملات الثقل (الأوزان) Weighting factors

[١] نذير المحرز واخرون، مرجع سبق ذكره ص ٧١
[٢] علا م زكي واخرون، ص ٣٢٠

يستقبل العصبون العديد من المدخلات ولكل دخل وزنه النسبي الذي يعطي هذا الدخل التأثير الذي يحتاج إليه في دالة جمع عناصر المعالجة وتقوم هذه الأوزان بأداء نفس نوع الدالة التي تقوم بها الشدة المتغيرة للمشابك العصبية في الخلية العصبية الحيوية. حيث يتم جعل بعض المدخلات ذات أهمية اكبر من البعض الآخر حتى يمكنها أن تكون ذات تأثير أكبر على عنصر المعالجة عندما تقوم بالتجميع للحصول على استجابة العصبون.

المكون الثاني : دالة الجمع Summation function

وتقوم دالة الجمع بضرب كل من متجه الدخل في المكون المقابل له من متجه الوزن ثم جمع كل النواتج والنتيجة هي رقم واحد وليس متجه متعدد العناصر، فإذا كانت المتجهات لها نفس الاتجاه فان الضرب الداخلي ينتج قيمة عظمي (Maximum) وإذا كان المتجهات في اتجاه مختلف تماما فان ناتج الضرب الداخلي يكون قيمة أدني (Minimize).

المكون الثالث : دالة النقل والتحويل Transfer Function

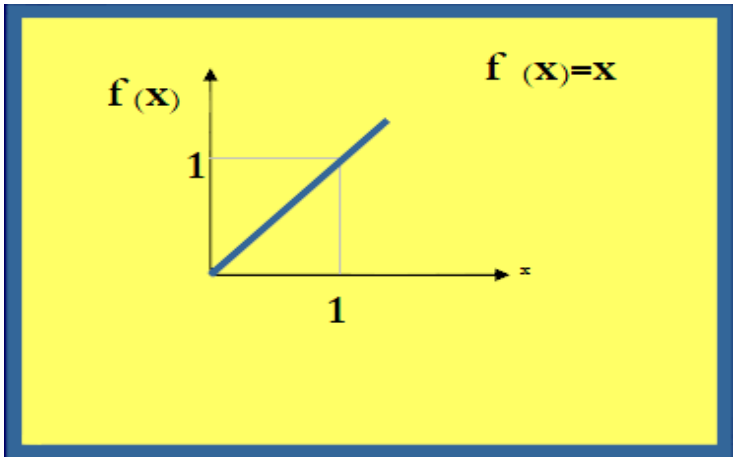
وهي الدالة (خطية او غير خطية) التي تقوم بنقل ناتج الجمع (المجموع الموزون) الي وحدات الخرج حيث يمكن مقارنة المجموع الكلي مع عتبة لتحديد المخرج العصبي. إذا كان المجموع أكبر من قيمة العتبة فان عنصر المعالجة ينتج إشارة، وإذا كان مجموع المدخل الموزون أقل من قيمة العتبة فلن تكون هنالك إشارة (أو قد يكون هنالك إشارة كبح)

وتسمي دالة النقل والتحويل أيضا بتوابع التنشيط(Activation functions) وهي أنواع عديدة منها :

١/ تابع التطابق: ويأخذ الصيغة التالية:-

وهو تابع خطي يستخدم في الشبكات وحيدة الطبقة ويستخدم لتحويل دخل الشبكة إلي شكل مناسب لإشارة الخرج وهو قيمة متغيرة ومستمرة.

شكل رقم (2 - 2) يوضح تابع التطابق



٢/تابع الخطوة الثنائي (ذو عتبة $(\theta$ وله الشكل:-

$$f(x) = \begin{cases} 1 & if \quad x \geq \theta \\ 0 & if \quad x < \theta \end{cases} \qquad \text{.....(32 – 2)}$$

هذا الشكل يعطي قيمة مخرج اما[0] او[1]، اي مخرج ثنائي، لذلك يسمي بتابع التنشيط الثنائي او تابع الخطوة الثنائي ويستخدم هذا التابع قيمة عتبة معينة تدعي (θ)

٣/ تابع تنشيط سيغمويد الثاني :

يوجد منه نوعين وهي توابع مفيدة جداً أن التوابع النسبية وتوابع مماس القطع الزائد هي من التوابع الشائعة الاستعمال في الشبكات العصبية الاصطناعية وتمتلك مزايا خاصة أدت لاستخدامها في خوارزميات تدريب الشبكات العصبية ذات الانتشار العكسي (Back propagation) وتقع قيمة هذه التوابع بين [1,0] ولها الشكل الرياضي التالي:-

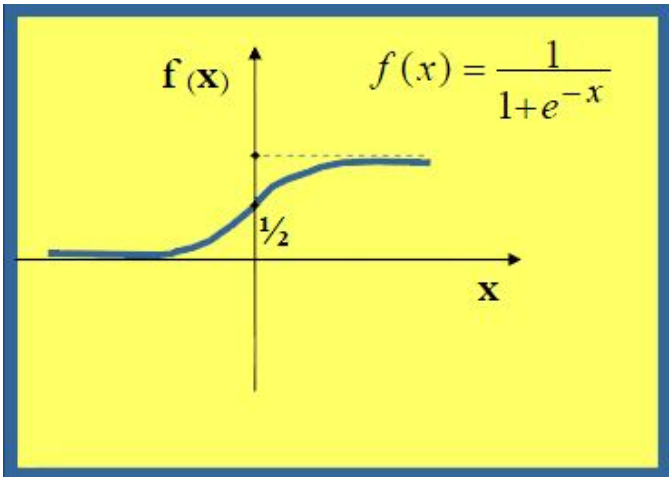
$$f(x) = \frac{1}{1+\exp(-\delta x)} \qquad \text{..... (33 - 2)}$$

حيث δ تسمي بمعامل الانحدار وله المشتقة التالية:-

$$f'(x) = \delta f(x)[1 - f(x)] \qquad \text{.....(34 - 2)}$$

ويمثله الشكل (2 - 3) ادناه.

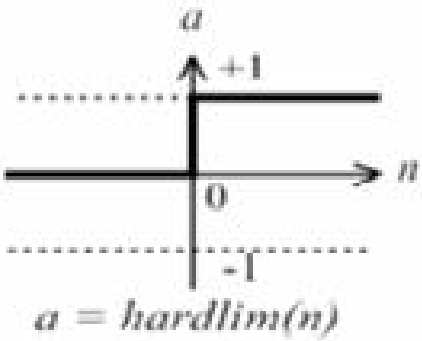
الشكل (2 - 3) يوضح تابع سيغمويد الثنائي:-



٤/ تابع تنشيط سيغمويد ثنائي القطبية :

أن المجال الأكثر شيوعا لاستخدام هو]1- , 1+[والذي يستخدم فيه تابع السيغمويد ثنائي القطبية.

الشكل (2 - 4) يوضح التابع بمعامل انحدار $\delta = 1$



الشكل الرياضي لهذا التابع والذي يسمي بدالة مماس القطع الزائد Hyperoblic tangent

$$g(x) = 2f(x) - 1 = \frac{2}{1+\exp(-\delta x)} - 1 = \frac{1-\exp(-\delta x)}{1+\exp(-\delta x)} \quad \ldots.(35 - 2)$$

ومشتق هذا التابع هو

$$g'(x) = {}^{\delta}/_{2}\,[1 + g(x)][1 - g(x)] \quad \ldots\ldots\ldots\ldots \quad (36 - 2)$$

المكون الرابع : القياس والتحديد Scaling and Limiting

بعد دالة التحويل والنقل الي عنصر المعالجة فان النتيجة تمر إلي عمليات إضافية تقوم بالمعايرة Scaling والتحديد Limiting . في عملية المعايرة يتم ضرب معامل القياس في قيمة دالة التحويل ثم يتم تحويل إضافة إزاحة (Off set) والتحديد هو آلية للتأكد من أن ناتج القياس أو المعايرة لا يتجاوز حد أعلى او ح حد أدني Upper or Lower Bound

المكون الخامس : دالة الخرج (التنافسي) Output Function (Competition)

يسمح كل عنصر معالجة بإشارة خرج واحدة والتي قد تكون مخرجا إلي مئات العصبونات الأخرى. عادة ما يكون الخرج مكافئا لنتيجة دالة النقل والتحويل إلا أن بعض ترتيبات الشبكات تسمح بتعديل ناتج التحويل والنقل لدمج التنافس بين عناصر المعالجة المجارة ويتم السماح للعصبونات بالتنافس مع بعضها البعض لكبح عناصر المعالجة ما لم تكن تملك شدة عالية، يمكن للتنافس أن يحدث عند مستوي واحد أو عند مستوين:

١/ أولاً يحدد التنافس ما هو العصبون الاصطناعي الذي يمكن أن يكون فعالا أو يعطي قيمة خرج.

ثانياً : المدخلات التنافسية تساعد على تحديد أي من عناصر المعالجة هو الذي سيكون مشاركا في عملية التعليم أو التكيف.

المكون السادس : دالة الخطأ وقيمة الانتشار العكسي.

في معظم الشبكات يتم حساب الفرق بين الخرج الحالي(Current output) والخرج المطلوب (Desired Output) ثم يتم تحويل هذا الخطأ الخام بواسطة دالة الخطأ ليطابق المعمارية الخاصة للشبكة تستخدم معظم المعماريات هذا الخطأ بصورة مباشرة والبعض منها يقوم بتربيع الخطأ مع الاحتفاظ بإشارته والبعض الآخر يقوم بتكعيب هذا الخطأ.

المكون السابع: دالة التعلم Learning Function

الغرض من دالة التعلم هو تعديل أوزان العصبة المتغيرة على المدخلات لكل وحدة معالجة بناء على خوارزمية عصبي معين ويمكن أن تسمي هذه العملية من تغير أوزان وصلات الدخل لتحقيق نتائج معينة مطلوبة باسم دالة التكيف (Adaptation Function) وأيضا تسمي بنمط التعلم (Learning Mode) وهنالك نوعين من التعلم هما التعلم الموجه أو بواسطة معلم أو الإشراف، والتعلم غير الموجه ويحتاج التعلم الموجه إلي معلم وهذا المعلم قد يكون مجموعة بيانات تدريب أو ملاحظ يراقب أداء نتائج الشبكة وجود معلم هو تعلم عن طريق التعزيز (Reinforcement) وعندما لا يتوفر معلم فان على النظام أن ينظم نفسه عن طريق خصائص داخلية معينة تدخل في تصميم الشبكة وهو التعلم عن طريق الفعل (By Doing)

2 – 15 رموز ومصطلحات الشبكات العصبية الاصطناعية والداوال العمليات الرياضية

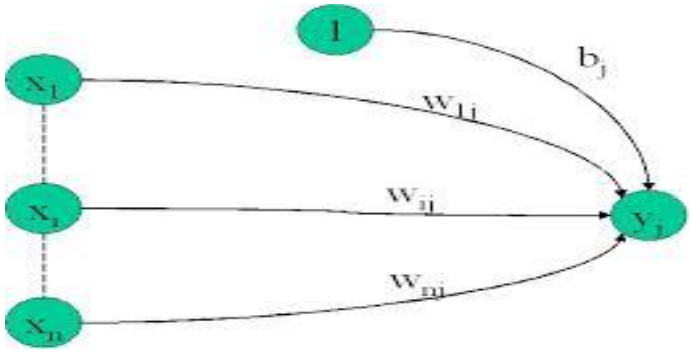
١- y_j, x_i هي التنشيط الخاص بالوحدات Y,X علي التوالي من أجل الدخل X_i فان x_i هي الإشارة الدخل ومن أجل الوحدات الأخرى Y_j تكون.[١]

$$y_j = f(y_{_in_j}) \quad \text{..... (37 - 2)}$$

٢- w_{ij} هي الوزن علي الخط الواصل بين الوحدة X_i والحدة Yj انطلاقا من X_i

٣- b_j هي الانحياز للوحدة Y_j ويشبه عمل الانحياز عمل الوزن الرابط بين الوحدات ولكنه يملك تنشيط ثابت يساوي القيمة (١) كما هو في الشكل (2 - 5)

الشكل (2 – 5) يبين شبكة عصبية بوجود انحياز



٤- y_in_j دخل الشبكة بالنسبة للوحدة Y_j ويحسب من العلاقة التالية

$$y_in_j = b_j + \sum_i x_i w_{ij} \quad \text{.....(38 - 2)}$$

[١] علام زكي واخرون، مرجع سبق ذكره، ص٨٥

٥- w مصفوفة الوزن وتاخذ الشكل التالي:-

$$w = \{ w_{ij} \} \quad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \quad (39 - 2)$$

٦- $w_{.j}$ شعاع الوزن وياخذ الشكل التالي:-

$$w_{.j} = (w_{1j}, w_{2j} \ldots\ldots\ldots w_{nj})^T \quad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \quad (40 - 2)$$

وهو العمود ذو الترتيب j من مصفوفة الأوزان

٧- $\|x\|$ وهو القيمة المطلقة للشعاع x

٨- θ هي القيمة العتبية لتنشيط العصب Y_j

٩- S شعاع دخل التدريب ويعطي بالشكل

$$S = (S_1, \ldots S_i, \ldots S_n) \quad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \quad (41 - 2)$$

١٠- شعاع دخل التدريب (الهدف) ويعطي بالشكل:-

$$t = (t_1, \ldots t_j, \ldots t_m) \quad \ldots\ldots\ldots\ldots\ldots \quad (42 - 2)$$

١١- X شعاع الدخل (والذي من اجله تستجيب الشبكة) ويعطي بالشكل:-

$$X = (x_1, \ldots x_i, \ldots x_n) \quad \ldots\ldots\ldots \quad (43 - 2)$$

١٢- Δw_{ij} وهو التغير في الوزن w_{ij} ويعطي بالعلاقة.

$$\Delta w_{ij} = = [w_{ij}(new) - w_{ij}(old)] \quad \ldots\ldots\ldots\ldots \quad (44 - 2)$$

١٣- α معدل التعلم وتستخدم للتحكم في توليف الوزن خلال كل خطوة في مرحة التدريب.

ويتم ضرب المصفوفات في الشبكات العصبية حسب الصيغ التالية:

اذا كانت أوزان الترابطات بالنسبة للشبكة العصبية خزنت في مصفوفة من الشكل

$$w = [\, w_{ij}]$$

فان دخل الشبكة بالنسبة للوحدة Y_j يحسب بسهولة.[1]

أولا: في حالة عدم وجود انحياز (b_j)

$$y_{_in} = x \cdot w_{.j} = \sum_{i=1}^{n} x_i \cdot w_{ij} \quad \text{.....(45 - 2)}$$

حيث: X هو شعاع الدخل للشبكة ($x_1, x_2 \ldots\ldots x_n$) = x

$w_{.j}$ هي العمود رقم j في مصفوفة الوزن.

ثانيا: في حالة وجود انحياز (b_j)

يمكن ان يكون احد مكونات شعاع الدخل يحتوي علي انحياز ياخذ القيمة [$X_0 = 1$] دائما ضمن شعاع الدخل ($1 \quad x_1, x_2 \ldots\ldots x_n$) = x ويعامل الانحياز معاملة اي وزن وياخذ الشكل التالي:-

$$b_j = w_{0j} \quad \text{..... (46 - 2)}$$

ودخل الشبكة للوحدة Y_j يحسب من العلاقة:-

$$= w_{oj} + \sum_{i=0}^{n} x_i w_{ij} = b_j + \sum_{i=0}^{n} x_i w_{ij} \quad \text{.....(47 - 2)}$$

2 – 16 أصناف الشبكات العصبية المستخدمة في التصنيف وسماتها :

تصنف الشبكات العصبية على حسب عدد طبقاتها إلي:[2]

[1] بسيوني، علام زكي واخرون، مرجع سبق ذكره ص٦٠، ١١٣
[2] عبدالحميد بسيوني واخرون، ص ٢٢١

١/ شبكات وحيدة الطبقة Single-Layer Net

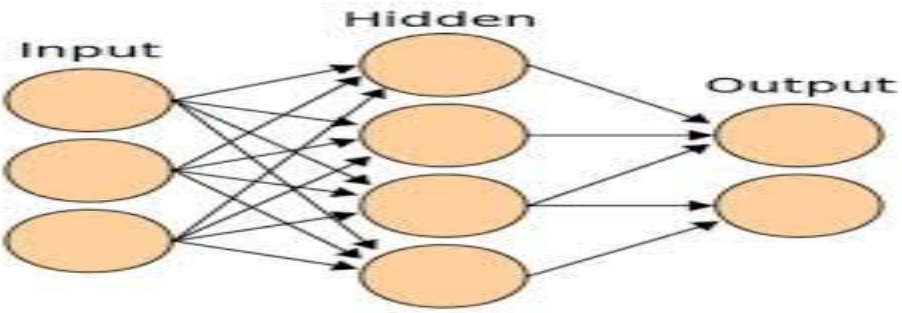
٢/ شبكات متعددة الطبقات Multi-Layer Net

ويتم حساب عدد الطبقات في الشبكة بدون حساب طبقة الدخل لأنها لاتنجز أي حساب، او يمكن معرفتها من عدد الترابطات بين العصبونات، تتضمن أوزان الترابطات المعلومات التي ستتعلم الشبكة على أساسها حيث تتدفق الإشارة في هذه الشبكات من وحدات الدخل باتجاه وحدات الخرج.

اولا:الشبكات وحيدة الطبقة .

توجد طبقة واحدة من ترابطات الأوزان في هذا النوع من الشبكات ويتميز هذا النوع بوجود طبقة دخل تستقبل الإشارة من العالم الخارجي وطبقة الخرج التي تحصل منها على استجابة الشبكة وتوضيح الترابطات بينهما .

الشكل (2 - 6) يوضح :

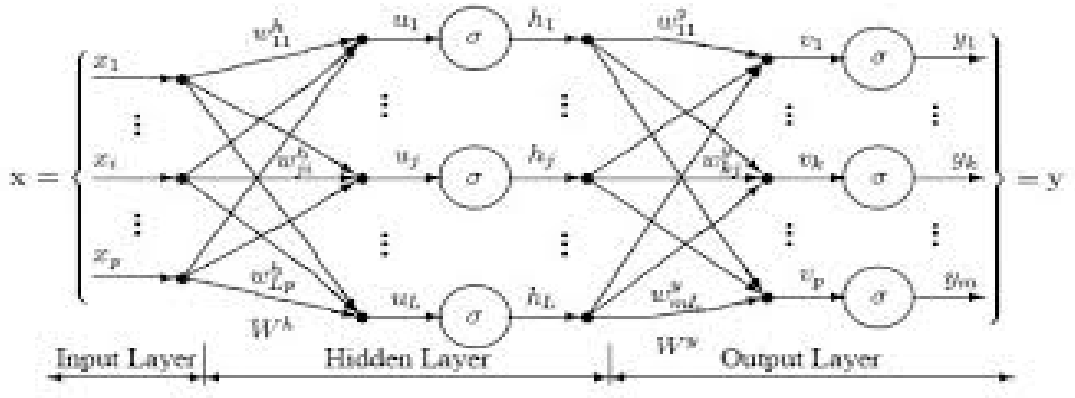


من أمثلة الشبكات وحيدة الطبقة هي شبكة هوب فيلد (Hopfield) وتستخدم هذه الشبكة في حل مسائل تصنيف العينات والتي تكون فيها استجابة الخرج دليلا على مطابقة دخل الشبكة للمخرج الفعلي. ونلاحظ أنه لا يوجد ترابط بين قيم الأوزان بالنسبة لكل ترابط بين وحدات الدخل ووحدات الخرج وتستخدم نفس معمارية هذه الشبكة في حل المسائل المتعلقة بترابط العينات.الفكرة الأساسية في تصنيف ترابط العينات هو أنه باستخدام نفس معمارية الشبكة يمكن حل مسائل مختلفة معتمدين بذلك علي استقلالية الخرج الناتج عن الشبكة، والخصائص المميزة للمشكلة هي التي تقرر أي نوع من الشبكات سوف نستخدمه.

ثانيا:الشبكات متعدد الطبقات.

تتكون هذه الفئات من طبقة واحدة أو أكثر من العقد والتي تدعي بالوحدات الخفية وتوضع بين وحدات الدخل ووحدات الخرج. يوجد بين كل طبقتين متجاورتين طبقة من ترابطات الأوزان (دخل – خرج)، (دخل – طبقة خفية) (طبقة خفية – خرج) النسبة لشبكة تحوى طبقة خفية واحدة ما بين الدخل والخرج .

الشكل رقم(2 - 7) شبكة خفية متعدد الطبقات :



تستطيع الشبكات متعددة الطبقات بالمقارنة مع الشبكات وحيدة الطبقة حل العديد من المشاكل المعقدة ولكن تدريب هذه الشبكات يتطلب وقتا أطول لكن يمكن أن يكون تدريب هذه الشبكات ناجحا أكثر من غيره حيث يمكن ان تتعرض الشبكة لمشكلة لا يمكن حلها أطلاقا باستخدام شبكة وحيدة الطبقة حتى لو دربت لفترة طويلة.

تعتبر مسائل التصنيف من أكثر المسائل المستخدمة في الشبكات العصبية ومن المهام السهلة التي يمكن أن تدرب عليها الشبكات العصبية لإظهار قدرتها ومعالجتها للمعلومات. في هذا النوع من المشاكل يكون شعاع الدخل المقدم للشبكة اما ينتمي او لا ينتمي لصنف خاص او ميزة خاصة وحدة الخرج تمثل انتماء للصنف اذا كانت الاستجابة 1 بينما اذا كانت الاستجابة 1- او (0 في التمثيل الثنائي) فهذا يعني ان العينة ليست عضو في الصنف المختار.[1]

ومن سمات الشبكات العصبية المستخدمة في التصنيف:

١ – بنية الشبكة الهندسية

[1] علام زكي، مرجع سبق ذكره ص٢١

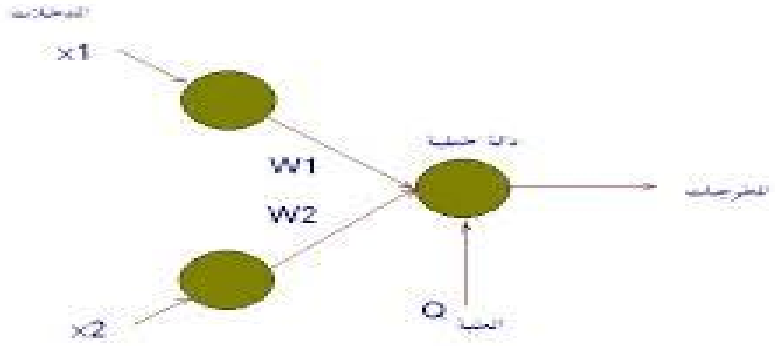
أبسط أنواع الشبكات العصبية القادرة على حل مسائل التصنيف تتكون من الاتي:[1]

أ/ طبقة دخل: وتتكون من عدة وحدات بتغير عددها حسب نوع المسألة

ب/طبقة خرج: وتحتوي على وحدة خرج واحدة.

الشكل (2 – 8) يوضح بنية هذه الشبكة وهي قادرة على تنصيف أشعة الدخل المقدمة لها من (n وحدة دخل) معتبرين أن كل شعاع دخل تابع لصنف واحد من نماذج التدريب٠

شكل رقم (2-8) يبين شبكة عصبية بسيطة للتصنيف



٢/ الانحيازات والقيم العتبية

يعتبر عمل الانحياز مشابه لعمل الاوزان ولكن معتبرين أن فعالية تنشيط الوحدة المرتبطة معها دائما " 1 ". إضافة وحدة انحياز واحدة إلي وحدات الدخل يغير من شكل تابع التفعيل والشكل النموذجي له هو:

$$f(net) = \begin{cases} 1 & if \quad net \quad \geq \theta \\ -1 & if \quad net \quad < \theta \end{cases} \qquad \text{.....(48 - 2)}$$

حيث ان:

$$net = b + \sum_{i=0}^{n} x_i w_i \qquad \text{.....(49 - 2)}$$

[1] عبدالحميد بسيوني، مرجع سبق ذكره ص٤٥

الانحياز يعلب دور المعزز لعملية التصنيف أما قيمة العتبة بالنسبة لوحدات الدخل تحدد وفق معلومات الدخل من اجل إفراز تفعيل الوحدة أم لا. أن قيمة العينة ستتغير قيمتها بتغير القيم المطلقة علي وحدات الدخل لمطابقة شروط المسألة.

٣/ قابلية الفصل الخطية Linear Reparability

ويتم ذلك بتحديد التوابع الخطية في مستوي الإحداثيات لتحديد المجالات الموجبة والسالبة لقيم الدخل لتحديد استجابة الشبكة. تابع التفعيل الخطي الذي قيمته تساوي "1" إذا كان دخل الشبكة موجب و" −١" إذا كان دخل الشبكة سالب وتكون اشارة دخل وحدة الخرج معطاة بالعلاقة[١]

$$y_{-in} = b + \sum_i x_i w_{ij} \quad \text{.....(50 - 2)}$$

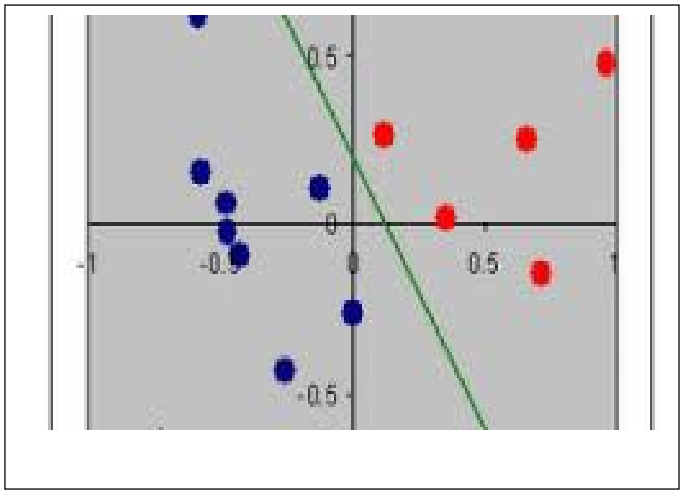
وبالنسبة للحد الفاصل بين مجال القيم التي يكون فيها $y_{-in} > 0$ والمجال $y_{-in} < 0$ والمعروف باسم حد القرار يعطي بالعلاقة

$$b + \sum_i x_i w_{ij} \text{.....(51 - 2)}$$

هذا النوع من المسائل يدعي بالمسائل ذات قابلية الفصل الخطية، الشبكات وحيدة الطبقة قادرة علي التعلم لحل المشاكل ذات الفصل الخطي فقط. أن المنطقة التي تكون فيها y موجبة تفصل عن المنطقة التي تكون فيها y سالبة وذلك باستخدام خط الفصل.

$$x_2 = \frac{-w_1}{w_2} x_1 - \frac{b}{w_2} \quad \forall \quad w_2 \neq 0 \quad \text{..... (52 - 2)}$$

الشكل (2 - 9) يوضح خط حد الفصل



توجد عدة أنواع عينات دخل ثنائية القطبية يمكن أن تدريب عليها الشبكة. اهمها

[١] علام زكي، مرجع سبق ذكره، ص٣٤٥

1- شبكة هيب Hebb Net

استخدم هذا النوع من الشبكات طرق بسيطة للتعلم عرفت باسم قاعدة هيب في التعلم. (تنص قاعدة هيب على أنه يحدث التعلم من خلال تعديل ترابطات المشابك أوقيم الأوزان. على سبيل المثال إذا تم الاتصال ما بين عصوينين وكانت فعاليتهما "on" في نفس اللحظة فأنه ستزداد قم الأوزان بين هذين العصبونين) وتعطي علاقة تعديل الأوزان بالشكل.

$$w_i(new) = w_i(old) + x_i y \quad \text{..... (53 - 2)}$$

2- شبكة البرسبترون Percepteron

وهي أحدى الشبكات التي لاقت نجاح كبيراً وقد اعتمدت عن نوع آخر من قواعد التعلم أكثر قوة وقدرة من شبكات هيب في التعلم. تنص هذه القاعدة على انه (بشرط محددة خلال مرحلة التدريب يمكن أن تعدل الأوزان بحيث تتقارب نحو الأوزان الصحيحة والتي تسمح للشبكة بإعطاء الاستجابة الصحيحة من أجل كل عينات الدخل).

ترسل الإشارة من وحداتها الربط إلي وحدة الخرج علي شكل اشارة ثنائية ممثلة بـ(1 or 0) ويمثل الخرج y_{-in} بالعلاقة $Y = f(y_{-in})$

$$f(y_{-in}) = \begin{cases} 1 & if \quad y_{_in} > \theta \\ 0 & if \quad -\theta \le y_{-in} \le \theta \\ -1 & if \quad y_{-in} < -\theta \end{cases} \quad \text{..... (54 - 2)}$$

ويتم حساب الخطأ الذي ارتكبته الشبكة أثناء مرحلة التدريب بمقارنة قيمة المخرج المحسوب مع المخرج الفعلي لشبكة حيث يتم تعديل الأوزان اعتماداً على الخطأ المرتكب وفق الشكل

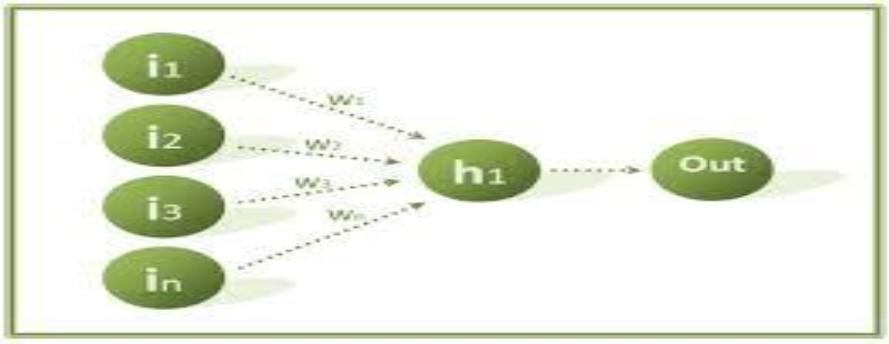
$$w_i = w_i(old) + \alpha \cdot t \cdot x \quad \text{..... (55 - 2)}$$

حيث:-

t : قيمة الخرج الفعلي للشبكة. α : معدل التعلمX. :دخل الشبكة

في حالة عدم حدوث خطأ فان الأوزان سوف لن تعدل وتستمر الشبكة في تعلمها حتى تصبح قيم الخرج المحسوبة موافقة لقيم الخرج الفعلي.

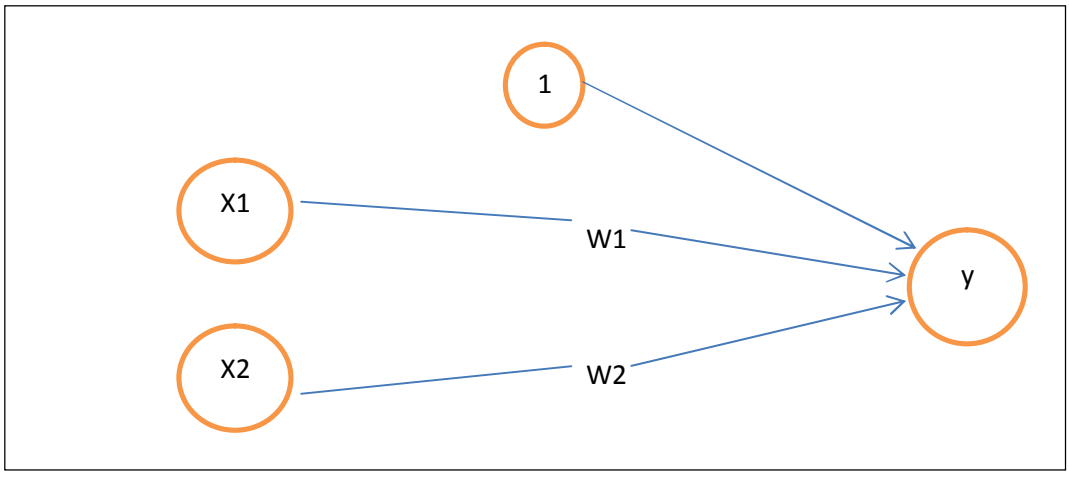
شبكة برسبترون لانجاز تصنيف وحيد. الشكل(2 - 10)



3- شبكة ادالين Adeline net

تستخدم شبكة ادالين او قاعدة دلتا Delta rule في التعلم والتي تعرف ايضا باسم قاعدة متوسط المربعات الصغري (LMS) وهي نموذج لشبكات وحيدة الطبقة بخرج وحيد او بعدة مخارج. وتقوم قاعدة التعلم بتقليل متوسط الخطأ التربيعي بين التنشيط وكذلك بين قيمة الخرج المطلوب وهذا يمسح للشبكة بالاستمرار في التعلم علي كل عينات التدريب. تدرب الشبكة ليكن ناتج التصنيف]1- ,1+[فاذا كان دخل الشبكة اكبر من او يسوي الصفر فان التنشيط يساوي 1+ واذا كان العكس فان التنشيط يساوي 1- .

الشكل (2 - 11) يوضح شبكة دلتا Adeline net



4-الشبكات العصبية ذات ذاكرة الترابط التخالفي

تتميز هذه الشبكات ذات الذاكرة التشاركية بقدرتها على تحديد الأوزان وتخزين (P) مجموعة من العينات المترابطة مع بعضها وقد إستخدم هذا النوع من الشبكات قاعدة هيب التي بإمكانها إيجاد شعاع الخرج المناسب الذي يطابق شعاع الدخل (X) والذي يمكن أن يكون واحدا من العينات S(P) المخزنة سابقا أو عينة دخل جديدة تعطي وحدات الخرج بالعلاقة[1]

$$y_j = \begin{cases} 1 & if \quad y_{_in} > 0 \\ 0 & if \quad y_{_in} = 0 \\ -1 & if \quad y_{_in} < 0 \end{cases} \qquad \text{.....(56 - 2)}$$

من أجل التمثيل ثنائي القطبية للخرج ومن أجل خرج يمثل بالشكل الثنائي

$$f(x) = \begin{cases} 1 & if \quad x > 0 \\ 0 & if \quad x \leq 0 \end{cases} \qquad \text{..... (57 - 2)}$$

ايضا أستخدم هذا النوع قاعدة دلتا في ترابط العينات كما هو مذ كور سابقا .

5-شبكة الترابط الذاتي

تعتبر شبكة الترابط الذاتي شبكة ذات أنتشار أمامي وهي حالة خاصة من شبكات الترابط التخالفي، في هذه الشبكات فإن أشعة التدريب للدخل والخرج تكون متطابقة ويتم تخزين ازواج أشعة الدخل والخرج ويتم إعتماد التمثيل الثنائي أو ثنائي القطبية ويمكن لهذه الشبكة إسترجاع العينات المخزنة لديها كليا أو جزئيا في حال تعرضت المعينة المدخلة لبعض الضجيج اذا كان الدخل المقدم مشابه إلي حد معين من الدخل المخزن في الشبكة .

6-الشبكات العصبية للتصنيف المبنية على التنافس.

[1] نذير المحرز واخرون، مرجع سبق ذكره، ص٧١

في جميع الشبكات السابقة كانت هناك حاجة لمعرفة معلومات اضافية للحصول على الإستجابة الصحيحة المحتملة للشبكة وأحيانا تعطي الشبكة إستجابتها تابعة لصنفين معا، وبما أن إستجابة الشبكة تعرف عن طريق الإشارة الخارجة من وحدة الخرج فإنه يمكن إضافة بنية إضافية في هذه الشبكات وهذا يجعلها أكثر قوة في صنع قرارها وعلى أساسها ستكون الإستجابة محددة بوحدة خرج واحدة فقط .الآلية التي تنجز هذه العملية تسمي بالتنافس (التزاحم) والشكل الأكثر إنتشارا لمفهوم التنافس يعرف بأسم (الرابح يأخذ الكل Winner Take all) وصممت شبكات على هذا الإقتراح كشبكة (Max-net)، وشبكة القبعة المكسيكية (Mexican Hat) وهناك شبكات اخري كخرائط التنظيم الذاتي (kohonens) بشكل عام الوحدة التي يسمح لها بالتعلم هي الوحدة ذات شعاع الوزن الأقرب إلي شعاع الدخل وتكون عملية تحديث الاوزان بالنسبة لوحدة الخرج العنقودية معطاة وفق:

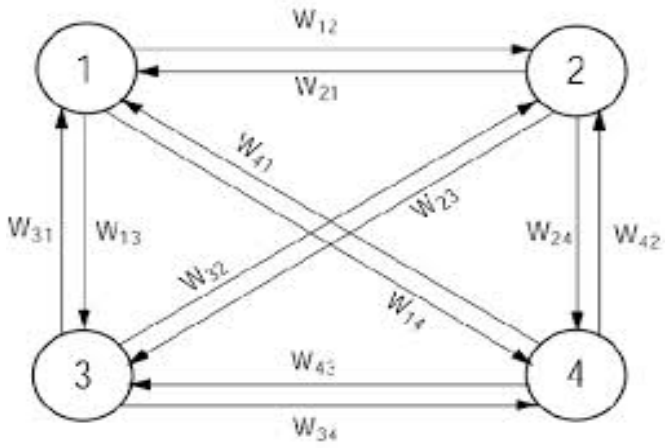
$$w.j=w_{.j}(old)+\alpha(x-w_{.j}(old)=\alpha x+(1-\alpha).w_{.j}(old) \quad \ldots\ldots(58\text{-}2)$$

حيث x هو شعاع الدخل ، $w_{.j}$ هو شعاع الوزن .

7-شبكة MAX-NET

تعتبر إحدي شبكات التنافس ذات الأوزان التالية والتي تهتم بتحسين التباين في تنشيطات الأعصاب ، وتستخدم كشبكة فرعية لإختيار العقدة التي تملك الدخل الأكبر . وفيها عقد الشبكة (M) هي عقد كاملة الترابطات وتستخدم أوزان متناظرة وهي على الشكل التالي:

الشكل (2 - 12) يوضح نموذج شبكة ماكس



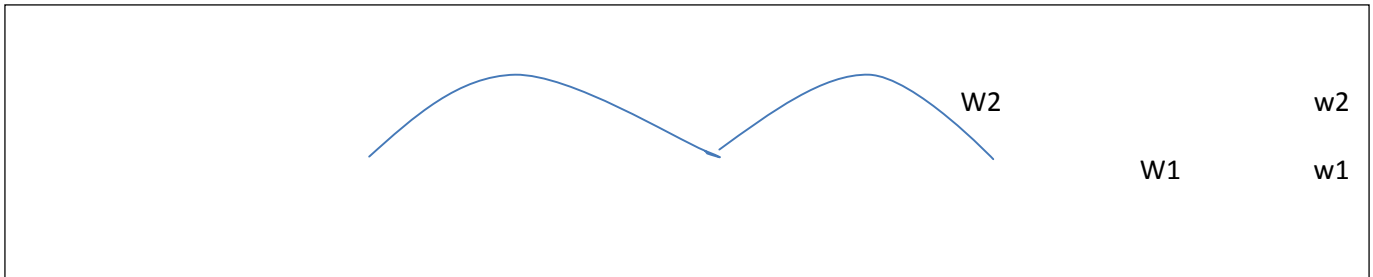
يأخذ تابع التفعيل الشكل

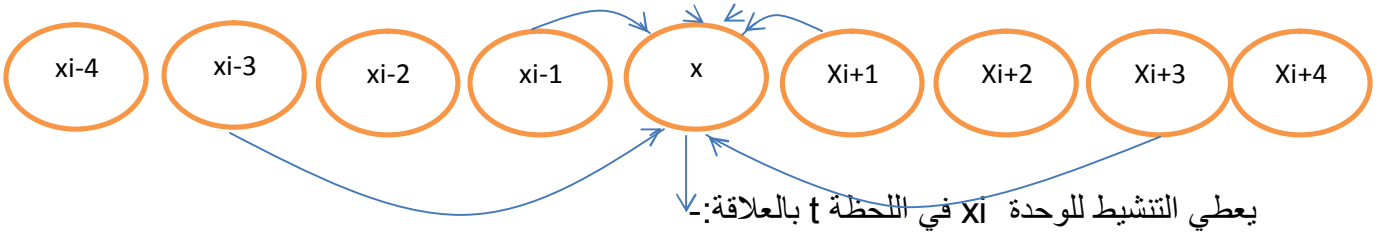
$$\begin{cases} x & if \quad x > 0 \\ 0 & otherwise \end{cases} \qquad \text{.....(59-2)}$$

8-شبكة القبعة المكسيكية Mexican Hat Net

تم افتراضها من قبل العالم كوهنين (1989 kohonen) وهي الاكثر انتشارا في الشبكات الفرعية المعتمدة على مبدأ تعاظم التباين. حيث يتم ربط كل عصبون من عصبونات الشبكة العصبية الاصطناعية بروابط محددة (بأوزان موجبة) مع عدد من (الجيران المتعاونين) مع العصبونات القريبة للعصبون المركزي بينما كل عصبون يملك اوزان ترابط سالبة يمنع تعلمه ويكون مرتبط مع (جيران متنافسة) بعيدة عن العصبونات المركزية، وقد يكون بعض عصبونات الشبكة البعيدة لا تملك اي ترابطات مع عصبونات اخري وجميع هذه الترابطات تكون في طبقة خاصة . فإذا ما استقبلت العصبونات اشارة خارجية بالاضافة الي اشارات ترابط داخلية يتم توليد عينة اعتمادا على عينة الترابطات الداخلية ، ووفق عدد مراحل تكرارية للوصول الي عينة الترابط الداخلي للوحدة xi.

شكل (2 - 13) يمثل نموذج الترابط الداخلي للوحدة xi في شبكة القبعة المكسيكية.





يعطي التنشيط للوحدة xi في اللحظة t بالعلاقة:-

وتمثله المعادلة:

$$X_i(t) = f[s_i(t) + \sum w_k x_{i-k}(t-1)] \quad \text{..... (60-2)}$$

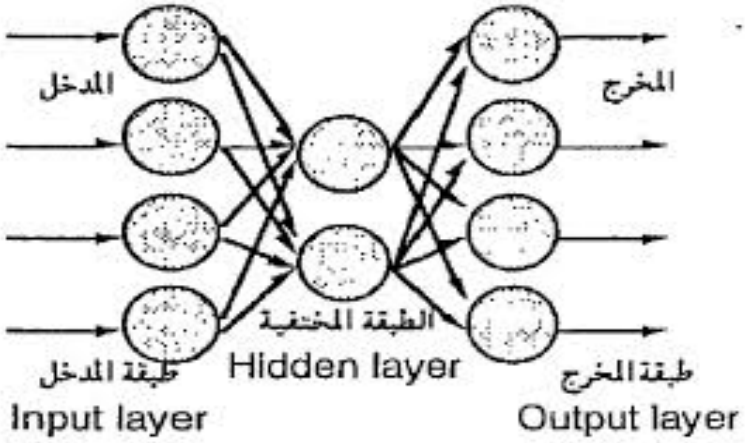
حيث تعبر الحدود المشار اليها بالمجموع عن قيم الاشارات الموزونة من الوحدات الاخري (المتعاونة والمتنافسة) في خطوة الزمن السابقة .

9 -شبكات خرائط التنظيم الذاتي ل (kohonen)

هذه الخاصية تم رصدها في الدماغ البشري وهي تفترض ان هناك هيكلا يحافظ على الخواص الهندسية مابين وحدات التجميع (العنقود). حيث يوجد(m) عنقود مرتبة في مصفوفة احادية او ثنائية البعد واشارات دخلها مكونة من (n) وحدة . فمن اجل نسق خطي بالنسبة للوحدات العنقودية فأن الجيران ذو نصف القطر R حول الوحدة العنقودية t تتألف من جميع الوحدات التي تحقق المتباينة.

$$\max(1, J - R) \leq j \leq \min(J + Rm) \quad \text{.....(61-2)}$$

شكل (2 - 14) بنية لشبكة التنظيم الذاتي



وتحسب الاخطاء عن طريق

$$D(J) = \sum(w_{ij} - x_i)^2 \quad \text{.....(62 - 2)}$$

ولجميع وحدات الدخل من اجل وحدات خرج

$$W_{ij}(new)=w_{ij}(old)+\alpha(x_i-w_{ij}(old) \quad \text{.....(63 - 2)}$$

α: معدل التعلم

يتناقص معدل التعلم α ببطء مع الزمن او مع عدد التكرارات اثناء التدريب (kohonen١٩٨٩) . اما طول نصف القطر حول الوحدة العنقودية المركزية يتم انقاصه كاما بدأت عملية العنقدة بالتقدم .

10-شبكة تكميم شعاع التعليم Learning Vector Quantization (LVQ)

وهي إحدي الطرق الجديدة التي افترضها كوهنين (kohonen١٩٨٩) كطريقة جديدة لحل مسائل التصنيف. وفيها كل وحدة خرج تمثل صنفا خاصا، عدة وحدات خرج يجب يستخدموا لكل صنف ويشار الي شعاع الوزن بالنسبة لوحدة الخرج كشعاع مرجعي للصنف الذي تمثله وحدة الخرج ، تتوضح وحدات الخرج خلال التدريب بمعايرة اوزانها اثناء التعليم بمعلم ، بحيث تتقارب من اسطح القرار لمصنف الخلايا النظري ومن المفترض ان يكون متوفرا مجموعة من

العينات للتدريب بقيم تصنيف معروفة وكذلك التوزيع الأبتدائي للأشعة المرجعية التي كل واحد منها يمثل تصنيف معروف . بعد مرحلة التدريب نصف الشبكة شعاع الدخل المقدم للشبكة بحيث يتم ربطه مع نفس الصنف التابع له اي مع وحدة الخرج التي تملك شعاع الوزن (الشعاع المرجعي) الاقرب لشعاع الدخل .

11- شبكات الانتشار الخلفي :-

احد العوامل التي ساعدت في تأخر الاهتمام بالشبكات العصبية هو محدودية الشبكات وحيدة الطبقة ولكن توالي الاكتشافات وابتكار فكرة الانتشار الخلفي لتدريب الشبكات متعددة الطبقات لعب الدور الأساسي في بروز الشبكات العصبية كأداة لحل الكثير من المسائل على نطاق واسع.[١]

طريقة التدريب المعروفة بالانتشار الخلفي (للخطأ) او قاعدة دلتا العامة في التعليم هي عبارة عن طريقة الانحدار التدريجي وذلك لايجاد القيمة الصغري لمربع الخطأ الكلي لقيمة الخرج المحسوب. وقد تم استخدام العديد من طرق التدريب في شبكات الانتشار الخلفي متعددة الطبقات او تدريب شبكات الانتشار الامامي وفق قواعد الانتشار الخلفي. يتم في هذه الشبكات استخدام مجموعة من اشعة الدخل لتحديد مجموعة من اشعة الخرج وتستخدم هذه الشبكات اسلوب التعلم تحت الاشراف وتهدف عملية التدريب الي الوصول الي حالة من التوازن بين قابلية الشبكة على الاستجابة الصحيحة لعينات الدخل التي تستخدم في عملية التدريب وقابلية الشبكة على اعطاء استجابة جيدة لدخل مشابه مطابق لذلك الدخل المستخدم في التدريب .

يتضمن تدريب الشبكة بطريقة الانتشار الخلفي ثلاثة مراحل :

١/ مرحلة التغذية الأمامية لعينات تدريب الدخل.

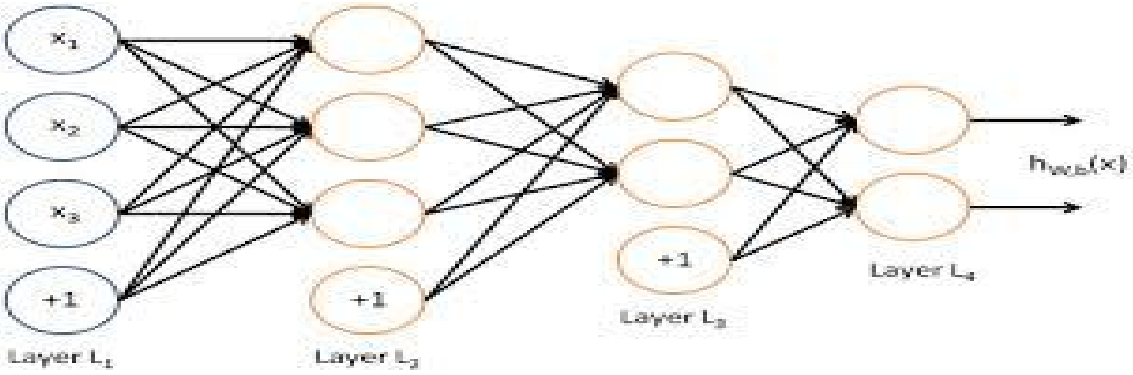
٢/مرحلة الحساب والانتشار الخلفي للخطأ المتعلق بالخرج.

٣/ مرحلة توليف الأوزان.

[١] علام زكي واخرون، مرجع سبق ذكره، ص١٠٥

تم تطوير طريقة الانتشار العكس لتحسين سرعة التدريب ، الشبكات العصبية متعددة الطبقات يمكن ان تتعلم اي عملية مقابلة مستمرة وجود اكثر من طبقة خفية يمكن ان يكون نافعا ولكن استخدام طبقة خفية واحدة يعد كافيا للعديد من التطبيقات.

الشكل (2 - 15) يوضح شبكة عصبية متعددة الطبقات



12- شبكة هوب فيلد المستمرة

وهي عبارة عن اجراء تعديل في شبكة هوب فيلد المتقطعة، حيث تم استخدام قيم مستمرة لتوابع الخرج بحيث يمكن استخدامها لحل مسائل التصنيف وترابط العينات وقد استخدم تابع التنشيط بالعلاقة.

$$E = 0.5 \sum \sum w_{ij} v_i v_j + \sum \theta_i v_i \quad \text{..... (64 - 2)}$$

حيث: w_{ij} هو وزن الوحدة رقم j في الطبقة رقم J

v_{ij} قيمة التنشيط الداخلية للوحدة i في الطبقة j

θ قيمة العتبة وذلك بدلا عن تابع سغمويد .

2 – 17 استخدامات الشبكات العصبية

أثبتت الشبكات العصبية قدرتها وأهميتها في مختلف مجالات الحياة في معالجة كثير من الاستخدامات المعقدة ويمكن ان نجمل مجال استخدامات الشبكات العصبية في الآتي :

- المجال الطبي : استخدمت الشبكات العصبية في مجال الطب بإسم الطبيب الفوري حيث كانت الشبكة تدرب على تخزين عدد كبير من السجلات الطبية بأستخدام الذاكرة المترابطة الالية كما في الدماغ البشري بالإضافة الى معرفة الذاكرة التي تتضمن معلومات عن العلامة المرضية والتشخيص ومعالجة الحالات الخاصة وتستطيع هذه الشبكة بعد التدريب ايجاد العلامة المرضية من خلال دخلها ثم تكون قادرة على ايجاد عينة مخذنة كاملة تمثل افضل تشخيص ومعالجة للجام
- تصنيف العينات
- تم استخدام الشبكات العصبية في مراقبة جودة المنتج وفي تطبيقات غرف العناية المكثفة التي تستخدم في اكتشاف احتمال حدوث ازمة قلبية وكذلك في تمييز واكتشاف المشاكل الصحية بتمييز صور الاشعة ، كذلك استخدمت في تصنيف نوعية مياه الابار الصالحة للشرب وفي التعرف على الاصابة بالامراض كالسرطان (والغدة الدرقية وغيرها من العينات
- مجال المالية والأعمال الإدارية والمحاسبية . استخدمت الشبكات العصبية بشكل واسع في الأعمال المالية والبنوك والشركات ومؤسسات الإقراض وبطاقات الائتمان من اجل اتخاذ قرار حول مخاطر الائتمان وحدود الائتمان وكذلك استخدمت في التسويق المباشر والتعرف على احتمالات التسويق والمخذون .

وفي مجال الرهن العقاري دربت الشبكة على بيانات ناتجة عن تجارب متعددة لتكون قادرة على فحص طلبات الرهن من اجل توقيع عام على الرهن باستجابة مقبولة او مرفوضة .تمييز الحروف وتمييز الكلام . طور العالم كوهبت شبكة الآلة الكاتبة الصوتية التي تعتمد على مبدأ التنظيم الذاتي وهو مستخدمه في تميز الكلام اما تمييز الحروف هو جزء آخر من الحلول التي

توفرها الشبكات العصبية فقد تمكنت هذه الشبكات من الحروف المكتوبة بخط اليد او الممسوحة بالماسح الضوئي . وفي مجال معالجة اللغة استخدمت في الترجمة الالية والتأمين الصوتي ومساعدة الطرش والمعاقين بوضع هذه الشرائح كجزء من الالات الالكترونية لتصبح هذه الالات قادرة على تنفيذ هذه الامكانيات .

مجالات اخرىمثل :

- تحليل الصور والانماط وتصنيفها
- التعرف على الصور المشوهة والناقصة
- التعرف على الاهداف |(كشف القنابل والالغام ....)
- تشخيص اعطال الالات (التفتيش الصناعي)
- التحكم الالى (حركة الانسان الالى ، التسيير الذاتي ، الاتزان)
- معالجة الاشارة وتنقية الاصوات

2 – 18مقاربة بين الشبكات العصبية والتطبيقات الاحصائية

تعتبر الشبكات العصبية عبارة عن مجموعة واسعة من نماذج الانحدار الخطية وغير الخطية حيث ان معظم نماذج الشبكات العصبية تشابه الي حد كبير مع النماذج الاحصائية المعروفة مثل[1]:

- النماذج الخطية العامة
- الانحدار المتعدد
- الانحدار اللا معلمي
- المكونات الرئيسية
- التحليل التميزي

وتعتبر عملية تحليل البيانات واحدة من الأغراض التي تستخدم في تطبيقات نماذج الشبكات العصبية. تمثل خوارزمية الأمثلة الرقمية المعيارية والتي تسمي بخوارزمية (الانحدار الغير خطي) يمكن ان تستخدم بكفاءة عالية في تدريب الشبكات العصبية ، وتؤدي عملها في تدريب

[1] عماد يعقوب حامد، استخدام نماذج بوكس جنكنز ونماذج الشبكات العصبية الاصطناعية للتنبؤ في السلاسل الزمنية للقطاع الزارعي، السودان. رسالة دكتوراه مجازة، جامعة السودان للعلوم والتكنولوجيا2009م.

الشبكات بصورة أسرع من خوارزميات الشبكات المعيارية مصممة للحالات التي تكون فيها البيانات غير مخزنة. بل متاحة في بيئة الزمن الحالي ومثل هذه البيانات غير ملائمة للتطبيقات الإحصائية، لذلك تعتبر خوارزمية الانحدار الغير خطي هي الأنسب لتطبيقات تحليل البيانات.

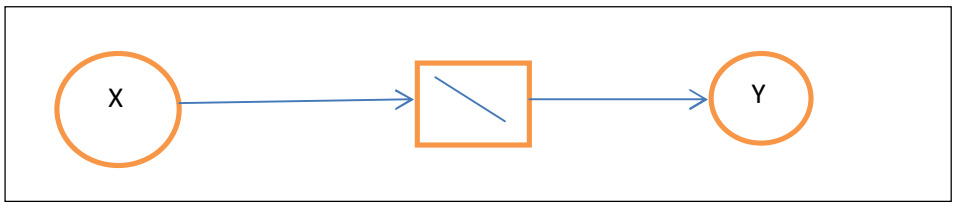
بالرغم من التشابه بين نمازج الشبكات العصبية والنماذج الإحصائية الا أن المصطلحات التي تعبر بها نماذج الشبكات العصبية عن التطبيقات الإحصائية يوجد بينها اختلاف فيما يلي بعض التعبيرات الإحصائية وما يقابلها في الشبكات العصبية

- المتغيرات المستقلة تسمي المدخلات
- القيم التنبؤية تسمي المخرجات
- المتغيرات التابعة وتسمي الأهداف او قيم التدريب
- البواقي وتسمي الإخفاء
- التقدير ويسمي التدريب، التكييف ، التنظيم الذاتي
- معيار التقدير يسمي بدالة الخطأ او دالة التكلفة
- المشاهدات تسمي الانماط او ازواج التدريب
- تقديرات المعلمية تسمي الاوزان او المشابك
- التفاعلات تسمي عصبونات الرتبة العليا
- التحولات تسمي الوصلات الوظيفية
- الانحدار وتحليل التميز يسمي التعلم الموجه
- تقليل البيانات يسمي التعلم الذاتي او الاتحاد الذاتي
- التحليل العنقودي ويسمي بالتعلم التنافسي
- المتغيرات الداخلة والخارجة تسمي التعميم
- المجتمعات والمصفوفات تسمي الشعاع

2 – 19العلاقة بين نماذج الشبكات العصبية ونماذج الانحدار

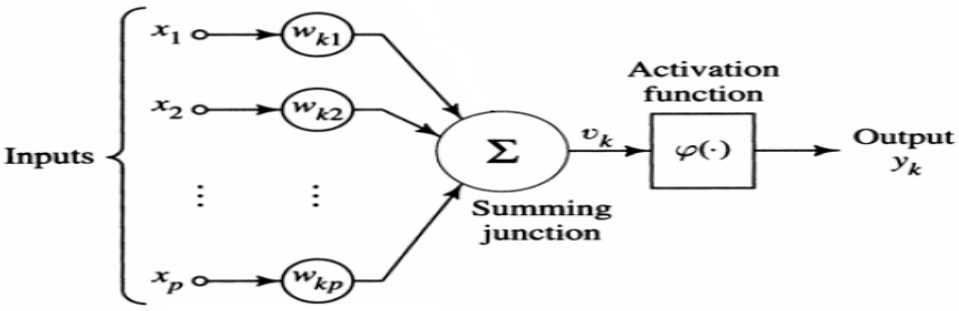
١/ نموذج برسبترون البسيط . ذو دالة التنشيط الخطية هو عبارة عن نموذج[١]

انحدار خط بسيط والشكل(2 - 16) يوضح العلاقة بين النموذجين



٢/ نموذج برسبترون ذو دالة التنشيط الخطية هو عبارة عن نموذج انحدار خطي متعدد الشكل(2 - 17) ادناه يوضح هذا النموزج

شكل رقم (2 - 17)

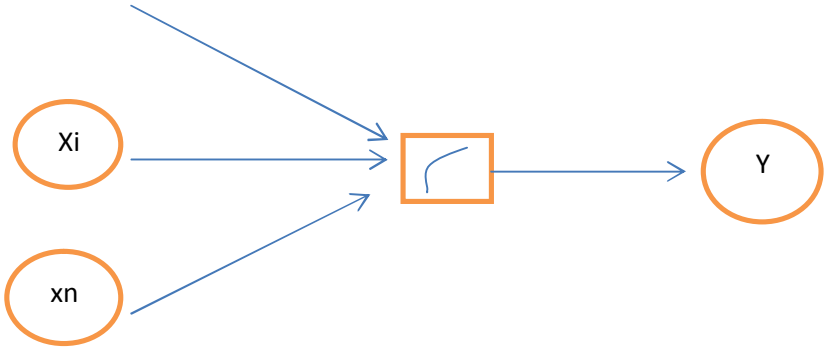


٣/ البروسبترون ذو دالة التنشيط الاسية

وهو عبارة عن نموذج انحدار اسي بالشكل التالي

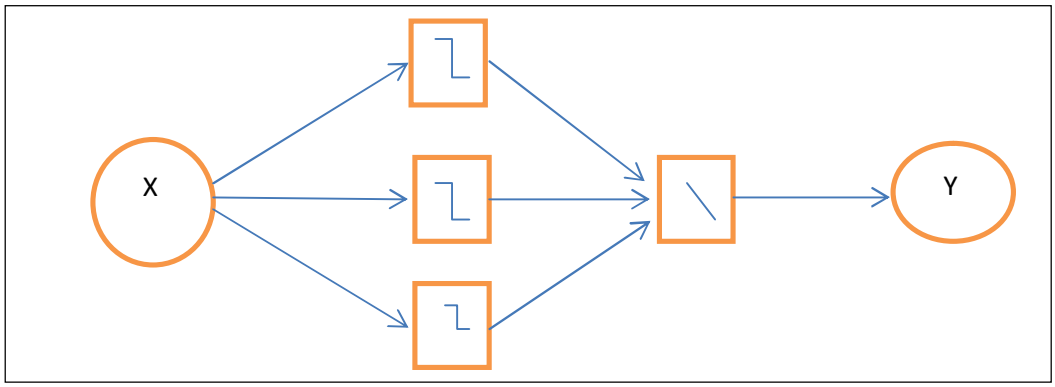
شكل رقم (2 - 18) البروسبترون ذو دالة التنشيط الاسية

[١] عماد يعقوب، مرج



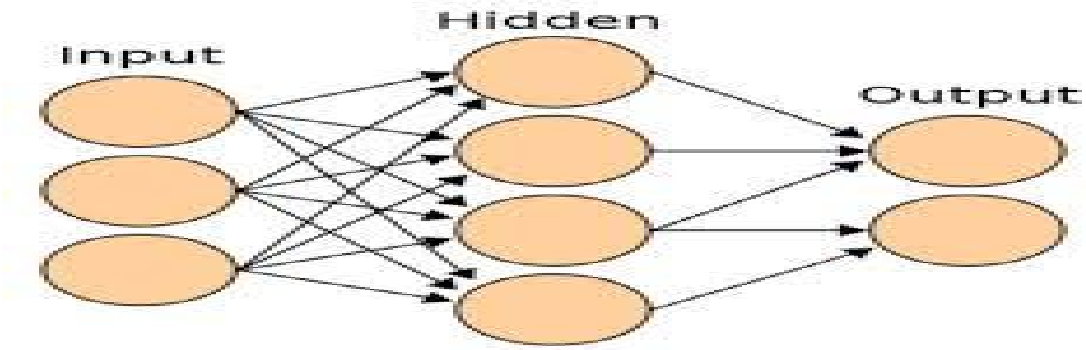
٤/ البرسبترون متعدد الطبقات ذو دالة التنشيط غير الخطية في الطبقة الخفية عبارة عن نموذج انحدار غير خطي بسيط

شكل رقم (2 - 19)



٥/ نموزج برسبترون متعدد المدخلات والمخرجات وهو عبارة عن نموزج انحدار غير خطي متعدد ويمثله الشكل (2 - 20)

الشكل (2 – 20) يمثل نموذج برسبترون غير خطي متعدد



وهناك تشابه بين اساليب الانحدار والشبكات العصبية حيث يتشابه الاسلوبين في وجود متغيرات مستقلة (المدخلات) متغير تابع (الهدف) ،قيم متبنأ(المخرجات) ووجود صيغة دالية او نموزج رياضي لحساب المعاملات (الاوزان). ويختلف الاسلوبين في كيفية حساب المعاملات في الانحدار والاوزان في الشبكة ، في الانحدار يجب ان تتحقق بعض الافتراضات في الشبكات عند حساب الاوزان حيث تحتسب تكراريا.[1]

الفصل الثالث

الارقام القياسية

3 – 1 تمهيد.

3 – 2 تعريف الأرقام القياسية.

3 – 3 انواع الارقام القياسية

3 – 4 طرق حساب الارقام القياسية.

3 – 5 الارقام القياسية ذات الاساس المتحرك.

3 – 6 الرقم القياسي التجميعي المرجح للمناسيب.

3 – 7 تغيير سنة الاساس والتوصيل لسلسلة ارقام قياسية.

3 – 8 اختبار الأرقام القياسية.

3 – 9 خطوات اعداد وتركيب الارقام القياسية.

3 – 10 الشروط الواجبتوفره افي سنة الأساس.

3 – 11 أسس اختيار الرقم القياسي المناسب.

3 – 12 مشاكل تكوين الرقم القياسي

[1] عماد يعقوب، مرجع سبق ذكره، ص١١٥.

3 – 13 بعض الارقام القياسية الهامة.

3 – 14 متطلبات اعداد الرقم القياسي للمستهلك.

3 – 15 الرقم القياسي لاسعار المستهلكين المستخدم في السودان.

3 – 16 خطوات تركيب الرقم القياسي للمستهلك في السودان.

3 – 17 نشر الرقم القياسي واعلانه.

الفصل الثالث

الأرقام القياسية

3 – 1تمهيد.

تعتبر الأرقام القياسية واحدة من الأدوات المهمة في التحليل الإحصائي والتي تكشف الواقع الحقيقي للمؤشرات الاقتصادية مثل الرقم القياسي لأسعار المستهلك ومستويات المعيشة الرقم القياسي للجور، والانتاج، والبطالة ...الخ

وحيث اننا في هذا البحث نتناول كيف يمكن ان نصنف الفئات في السودان علي حسب طبقات الدخل من خلال الارقام القياسية لاسعار المستهلك فاننا في هذا الباب نتناول الارقام القياسية وتعريفاتها واهميتها ومجالات استخدامها وكيفية حسابها وانواعها والمشاكل المتعلقة بها.

3 – 2 تعريف الأرقام القياسية.

هناك الكثير من التعابير التي تعرف الرقم القياسي ولكن التعبير الاشمل الذي يعطي صورة عامة هو ان " الرقم القياسي ما هو إلا بارومیتر لقياس التغيرات الاقتصادية والتجارية والطبيعية كما هو أداة للتنبؤ العلمي السليم". عموما يعرف بأنه مقياس إحصائي يستخدم لقياس التغير النسبي لظاهر معينة او مجموعة من الظواهر بالنسبة إلي أساس معين ويقاس التغير في الظواهر من وقت لآخر او من مكان إلي آخر.[1]

يقيس الرقم القياسي متوسط التغيرات في أسعار او كميات مجموعة من السلع بالمقارنة مع فترة زمنية معينة او مع سوق معينة تعتبر أساسا للمقارنة. لذلك يعتبر الرقم القياسي مفيدا في معرفة

[1] محمد صبحي ابوصالح واخرون، الطرق الاحصائية. عمان: دار اليازوري العلمية للنشر 2000م.

كيفية تغير مستوى أسعار مجموعة من السلع، او كيف تغير حجم إنتاجها او استهلاكها بمرور الزمن، ولذلك يمكن بواسطته مقارنة حركة مستويات أسعار مجموعات مختلفة من السلع، او مقارنة مستويات أسعار ومستويات الأجور، اومقارنة تغيرات الصادرات والواردات... الخ. وتظهر فائدة الأرقام القياسية بشكل خاص في قياس ومقارنة تغيرات الظواهر التي لا يمكن قياسها بدقة تامة او التي لا تكون قابلة للتقييم المباشر من الناحية العملية، وذلك مثل إنتاجية مؤسسة ما ومقارنتها عبر الزمن.

3 – 3انواع الارقام القياسية وطرق حسابها:-

تتكون الارقام القياسية عادة من

١ – الارقام القياسية للاسعار.

الرقم القياسي للاسعار عبارة عن رقم قياسي واحد يوضح العلاقة بين اسعار مجموعة من السلع في فترات زمنية مختلفة تعرف الفترة الاولي منها بفترة الاساس او الاسناد والثانية بفترة المقارنة، وقد انصب اهتمام الاقتصاديين في المجالات الصناعية والتجارية علي الارقام القياسية للاسعار واستخدامها كمؤشر اقتصادي يساعد علي اتخاذ القرارات مما يتطلب بالضرورة معرفة التغير في اسعار الخدمات والسلع في مراحلها الاولية وفي مرحة التشغيل كسلعة نهائية، يمتد هذا الاهتمام حتي مرحلة توزيع السلعة.

٢ –الارقام القياسية للكميات.Quantities Index Numbers

يستخدم التغير في الكميات لقياس التغير في حجم الانتاج، الاستهلاك، العمالة، الصادرات، الواردات...الخ.

٣ –الارقام القياسية للقيمة Value Index Numbers

القيمة عبارة عن ناتج ضرب الاسعار في الكميات، وبالتالي فالرقم القياسي للقيمة هو انعكاس للتغير في الكمية والسعر، فقد يكون التغير في الرقم القياسي ناتجا من التغير في سعر السلعة او في كميتها او في كليهما.

3 – 4 طرق حساب الارقام القياسية. Computation of Index Numbers Methods

هناك طريقتان لتكوين اي رقم قياسي هما:

١ – *طريقة المناسيب*

٢ – *طريقة التجميع*

ولكل طريقة عدة صيغ.

اولا: طريقة المناسيب.

تستند طريقة المناسيب علي الارقام القياسية البسيطة وهي عبارة عن بيانات تاريخية لسلاسل زمنية فردية تغطي فترات زمنية معينة او تمثل مناطق مختلفة تسمي منسوب السعر، او منسوب الكمية، او منسوب القيمة.

١-منسوب السعر. Relative Price

هو ابسط مثال للرقم القياسي ويؤخذ سعر سلعة واحدة لسنتين مختلفتين تعرف احداهما بسنة الاساس او الاسناد والاخري بسنة المقارنة. ولحساب الرقم القياسي ينسب سعر السلعة في سنة او فترة المقارنة الي سعرها في سنة الاساس ويحسب الرقم القياسي كنسبة مائوية بالضرب في مائة.

$$\text{منسوب السعر} = \frac{P_1}{P_0}100 \qquad \text{.....(1 – 3)}$$

حيث: P_1 سعر السلعة في سنة المقارنة.

P_0 سعر السلعة في سنة الاساس.

٢-منسوب الكمية: Relative Quantity

قد يكون الاهتمام موجها نحو التغير في الكميات دون الاسعار ومن ثم تكون الارقام القياسية مؤشرا لمعرفة التغير في حجم او كميات الانتاج، الاستتهلاك، الصادرات...الخ ويكون الرقم القياسي عبارة عن نسبة كميات السلعة في نسة المقارنة الي كميتها في سنة الاساس. مثلا اذا كانت كميات سنة الاساس تساوي q_1 وكميات سنة المقارنة تساوي q_0 فان الرقم القياسي للكميات يساوي:

$$\text{منسوب الكمية} = \frac{q_1}{q_0}100 \qquad \text{.....(2 – 3)}$$

٣-منسوب القيمة.*Relative Value*

القمية هي حاصل ضرب السعر في الكمية والرقم القياسي للقيمة يعكس التغير في سعر السلعة او في كميتها او في كليهما.

$$\text{منسوب القيمة} = \frac{P_1q_1}{P_0q_0} \times 100 = \frac{V_1}{V_0} \times 10 \text{.....(3 - 3)}$$

٢/ الارقام القياسية التجميعية البسيطة. SIMPLE INDEX NUMBERS

تعتمد هذه الارقام في تركيبها علي قيمة ظاهرة او قيم ظواهر (متغيرات) في ازمنة او امكنة مختلفة ومنها.[١]

أ- الرقم القياسي التجميعي البسيط للاسعار Simple Aggregate Price Index Number

[١] صبحي ابو صالح، مرجع سبق ذكره، ص532.

وهي نسبة مجموع اسعار عدة سلع في سنة ما (تسمي بسنة المقارنة) الي مجموع اسعار هذه السلع في سنة اخري (تسمي سنة الاساس).

ويحسب وفق الصيغة التالية:

$$I_P(a) = \frac{\sum P_1}{\sum P_o} * 100 \qquad \ldots\ldots (4 - 3)$$

حيث الرمز :-

P_1 يمثل سعر السلعة في سنة المقارنة.

P_o يمثل سعر السلعة في سنة الاساس.

ب-الرقم القياسي النسبي للاسعار Simple Relative Price Index

وهو الوسط الحسابي للارقام القياسية للسلع. ويعرف بالعلاقة

$$I_P(R) = \frac{1}{m}\sum\frac{P_1}{P_o} \ldots\ldots\ldots (5 - 3)$$

3/ الارقام القياسية المرجحة.Weighted Index Numbers

من سلبيات الارقام القياسية البسيطة انها تعطي جميع السلع الاهمية نفسها، اي انها لاتعطي اهمية او وزنا للتغير في سعر السلعة الاكثر استعمالا اكبر مما تعطيه للسلعة قليلة الاستعمال. لذلك الرقم القياسي الصحيح هو الذي يعطي اهمية اكبر ووزنا اكبر مما نعطيه للسلع الاخري، وهذا الوزن يعطينا الفرصة لاستعمال معلومات اضفية زيادة عن المعلومات المتعلقة بتغير الاسعار.

هناك العديد من الارقام التي تستخدم الاوزان منها:

أ- رقم لاسبير Laspeyr's Index Number

وتتلخص هذه الطريقة باستعمال الكميات المستهلكة والقيمة النقدية للكميات المستهلكة في سنة الاساس كاوزان لاسعار المواد الداخلة في حساب الرقمين القياسيين التجميعي والنسبي علي التوالي.

رقم لاسبير التجميعي للاسعار هو:

$$I_P(L) = \frac{\sum P_1 q_0}{\sum P_o q_o} * 100 \qquad \ldots\ldots\ldots\ldots (6 - 3)$$

حيث:

L : تشير الي رقم لاسبير q_0 تشير الي الكميات المستهلكة في سنة الاساس.

رقم لاسبير النسبي للاسعار هو:-

حيث: RL تشير الي رقم لاسبير النسبي و W0 تشير الي الوزن ويحسب من العلاقة:

$$W_0 = \frac{P_0 q_0}{\sum P_0 q_0} \quad \ldots\ldots\ldots (7-3)$$

ب- رقم باش Paacsh's Index Number

تنص هذه الطريقة باستعمال الكميات المستهلكة او المنتجة والقمية النقدية للكميات المستهلكة في سنة المقارنة اوزانا لاسعار المواد الداخلة في حساب الرقمين القياسيين التجميعي والنسبي علي التوالي:

رقم باش التجميعي للاسعار

$$I_P(P) = \frac{\sum P_1 q_1}{\sum P_0 q_1} * 100 \ldots\ldots\ldots (8-3)$$

حيث :q_1 الكميات المستهلكة في سنة المقارنة و P يرمز الي رقم باش

رقم باش النسبي للاسعار

حيث: RP تشير الي رقم لاسبير النسبي و W_0 تشير الي الوزن ويحسب من العلاقة:

$$W_0 = \frac{P_1 q_1}{\sum P_1 q_1} \quad \ldots\ldots\ldots (9-3)$$

يتعبر رقم باش اكثر منطقية من رقم لاسبر اذ ياخذ في الاعتبار التغيرات التي تحدث في النمط الاستهلاكي او الانتاجي ولكن عمليا يعتبر رقم باش صعب التطبيق للاسباب الاتية.

اولا: يحتاج الي جهد ووقت وتكلفة اكثر من رقم لاسبير حيث يجب ايجاد الكمية لكل سنة مقارنة يتم فيها حساب الرقم القياسي.

ثانيا: من الصعوبة بمكان مقارنة رقمين قياسيين لسنتين مختلفتين، اذ تتغير اوزان الرقم القياسي كلما تغيرت فترة او سنة الاساس.

بمقارنة رقمي لاسبير وباش يتضح ان رقم لاسبير من الناحية العملية يكون اكبر من او اقل من اومساويا لرقم باش ولكن من الناحية الاقتصادية فان رقم لاسبير يميل الي ان يكون اعلي من رقم باش ويقال ان رقم لاسبير للاسعار يميل الي المغالاة في تقدير تغيرات الاسعار بينما يميل رقم باش الي التقليل في تقدير هذه التغيرات ويعود ذلك الي العلاقة العكسية بين السعر والطلب فكلما ارتفع السعر كلما قل الطلب ومن ثم الكمية المباعة او المشتراه. فمتي ما ارتفعت الاسعار

في سنة المقارنة كانت الكميات المستهلكة اقل نسبيا من الكميات المستهلكة في سنة الاساس مما يجعل اوزان رقم باش اقل من رقم لاسبير الذي يكون متحيزا لاعلي اذ ان الكميات ثابتة بغض النظر عن ارتفاع الاسعار في سنة المقارنة والذي يتبعه بالضرورة نقص الكميات المستهلكة. وكذلك يلاحظ انه عند تركيب رقم لاسبير القياسي فان السلع التي ارتفعت اسعارها في سنة المقارنة تاخذ وزنا اكبر من اهميتها الحقيقية عند استخدام كميات سنة الاساس، بينما تاخذ السلع التي انخفضت اسعارها وزنا اقل مما يجب.

بصفة عامة يمكن القول ان كل من رقم لاسبير وباش يستند علي اسس منطقية ولكل مزاياه وعيوبه لذا يصعب التفضيل بينهما لذا فانه بدلا من استخدام كميات سنة اقتصادية عادية (اي لا تكون السنة في ذروة الازدهار الاقتصادري او في ادني فترة ركود اقتصادي). ولكن هناك بعض الصعوبات في تحديد السنة الاقتصادية لذا فمن الافضل عند تحديد اوزان السلع المستخدمة في الرقم القياسي ان يستخدم الوسط الحسابي لفترتي الاساس والمقارنة.

ج- رقم مارشال – ادجورث القياسي. Marchal – Edgorth Index Number

استخدم كل من ادجورث ومارشال الصيغة التجميعية المرجحة باستخدام السنة النموذجية مع الترجيح بالوسط الحسابي لكميات سنة الاساس والمقارنة.

رقم مارشال – ادجورث القياسي = $I = \frac{\sum P_1 q_t}{\sum P_0 q_t} \times 100$

q_t = الوسط الحسابي لكميات سنة الاساس والمقارنة

وبالتعويض في المعادلة اعلاه $\frac{q_0+q_1}{2} = q_t$

يكون رقم مارشال – ادجورث = $I = \frac{\sum P_1(q_0+q_1)}{\sum P_0(q_0+q_1)} \times 100$

.....(10 – 3)

وغالبا مايقع رقم مارشال – ادجورث بين رقمي لاسبير وباش. ومن الناحية العملية له نفس عيوب وصعوبات رقم لاسبيروباش

د- رقم فيشر المثالي: Fisher's Ideal Index Number

رقم فيشر المثالي كما اطلق عليه عبارة عن الوسط الهندسي لرقمي لاسبير وباش القياسيين.

يعرف رقم فيشر المثالي بالعلاقة التالية

$$I = \sqrt{\frac{\sum P_1 q_0}{\sum P_0 q_0} \cdot \frac{\sum P_1 q_1}{\sum P_0 q_1}} = \sqrt{\text{رقم لاسبير} * \text{رقم باش}} \quad \ldots\ldots\ldots(11-3)$$

هـ- رقم بولي - دورفيش القياسي Bowley - Dorfish Index Number

هذا الرقم يتم ايجاده باخذ الوسط الحسابي لكل من رقمي لاسبير وباش.

$$P_{01(B)} = \frac{\frac{\sum P_1 q_0}{\sum P_0 q_0} + \frac{\sum P_1 q_1}{\sum P_0 q_1}}{2} \times 100 = \frac{L+P}{2} \quad \ldots\ldots\ldots(12-3)$$

و- رقم كيللي القياسي Killy's Index Number

يستخدم الرقم القياسي لكيللي كميات بعض الفترات (والتي هي ليست فترة اساس ولا فترة مقارنة) كأوزان. وتبقي هذه الاوزان ثابتة لجميع الفترات. فاذا رمزنا لهذه الفترة بالرمز q فان رقم كيللي القياسي يعطي وفق العلاقة التالية.

$$P_{01(k)} = \frac{\sum P_1 q}{\sum P_0 q} \times 100$$

حيث:

$$q = \frac{q_0+q_1}{2} \qquad \ldots\ldots\ldots\ldots (13-3)$$

ز- رقم والش القياسي.Walsh's Index Number

الرقم القياسي لوالش يستخدم الوسط الهندسي لكميات سنة الاساس والمقارنة ويحسب من الصيغة التالية:-

$$P_{01(ka)} = \frac{\sum P_1 w}{\sum P_0 w} \times 100$$

حيث:

$$w = \sqrt{q_0 q_1} \qquad \ldots\ldots\ldots (14-3)$$

ح- رقم بالقراف القياسي Balgrave's Index Number

ترجح مناسيب الاسعار في هذا الرقم بمجموع السلع في سنة المقارنة، ويحسب من العلاقة التالية:

$$I = \frac{\sum P_1 q_1 \left(\frac{P_1}{q_0}\right)}{\sum P_1 q_1} \times 100 \qquad \ldots\ldots\ldots (15-3)$$

وهذا الرقم غير مستخدم حاليا.

3 – 5الارقام القياسية ذات الاساس المتحرك. *Moving Base Index Number*

ان تحديد سنة الاساس عامل مهم في تركيب الارقام القياسية وقد استعملنا في البنود السابقة سنة محددة كاساس ثابت ومن عيوب هذه الطريقة انه اذا كانت المدة بين سنة الاساس وسنة المقارنة طويلة نسبية فان الرقم القياسي لا يعبر تعبيرا صحيحا عن التطورات التي تنشأ خلال هذه المدة. فاذا حسبنا الرقم القياسي للاسعار ونفقات المعيشة فقد تدخل سلع جديدة وقد تختفي سلع اخري وقد يحدث تغير في نمط الحياة وفي السلوك الاستهلاكي للمجتمع وقد يحدث تغير كبير جدا في اسعار السلع في فترة قصيرة جدا بسبب بعض التشريعات التي تسنها الدولة. ولذلك فان هذا الرقم القياسي لايعبر تعبيرا صحيحا عن التطورات الناشئة فالمستهلكات التي يستجد اتسخدامها سوف تدخل في حساب الرقم القياسي.

لعلاج هذه المشكلة نستعمل طريقة غير مباشرة تؤدي للمقارنة وذلك بتكوين ارقام قياسية للفترات المتلاحقة بحيث تكون كل فترة حالية، اساسا للفترة التي تليها مباشرة وبضرب تلك الارقام في بعضها البعض نحصل علي الرقم القياسي المطلوب، ويسمي هذا الاسلوب باسلوب الاساس المتحرك ويستعمل لمقارنة الحاضر بالماضي القريب وليس بالماضي البعيد.

3 – 6الرقم القياسي التجميعي المرجح للمناسيب. Weighted Relative Aggregate Index Number

وهي طريقة اخري لمعالجة عيوب الرقم القياسي البسيط اذ يمكن استخدام متوسطا مرجحا للمناسيب مثل الوسط الحسابي او الهندسي او الوسيط. غير ان الوسط الحسابي المرجح هو الاكثر شيوعا. وطريقة ترجيح المناسيب هي ان يرجح كل منسوب بالقيمة الكلية للسلعة (السعر × الكمية) والترجيح يمكن ان يكون بقيم سنة الاساس، المقارنة او اي قيم اخري ثابتة.

أ. الترجيح باسعار وكميات سنة الاساس.

$$I = \sum \left[\frac{\left[\frac{P_1}{q_0}\right](P_0 q_0)}{\sum(P_0 q_0)} \right] = \quad \ldots\ldots\ldots (16-3)$$

ب. الترجيح باسعار وكميات سنة المقارنة.

$$I = \sum \left[\frac{\left[\frac{P_1}{q_0}\right](P_1 q_1)}{\sum(P_1 q_1)} \right] = \quad \ldots\ldots\ldots\ldots (17-3)$$

ج. الترجيح باسعار سنة الاساس وكميات سنة المقارنة.

$$I = \sum \left[\frac{\left[\frac{P_1}{q_0}\right](P_0 q_1)}{\sum(P_0 q_1)} \right] = \quad \ldots\ldots\ldots (18-3)$$

د. استخدام اسعار سنة المقارنة وكميات سنة الاساس.

$$I = \sum \left[\frac{\left[\frac{P_1}{q_0}\right](P_1 q_0)}{\sum(P_1 q_0)} \right] = \ldots\ldots\ldots (19-3)$$

هـ. استخدام سنة معينة غير سنتي الاساس والمقارنة.

$$I = \sum \left[\frac{\left[\frac{P_1}{q_0}\right](P_t q_t)}{\sum(P_t q_t)} \right] \quad =\ldots\ldots(19-3)$$

حيث $P_t q_t$ هي اسعار وكميات السنة المختارة.

3 – 7تغيير سنة الاساس والتوصيل لسلسلة ارقام قياسية.

١ – تغيير سنة الاساس.

نحتاج في بعض الاحيانلتغيير سنة الاساس لسلسلة من الارقام القياسية ولا نستطيع اعادة حساب الارقام القياسية بالنسبة للاساس الجديد من البيانات الاصلية لانها عادة لا تكون متوفرة. وبالتالي تستخدم طريقة سهلة كالاتي.

$$\text{الرقم القياسي} = \frac{\text{الرقم القياسي لسنة الاساس الجديدة}}{\text{الرقم القياسي لسنة الاساس الاصلية}} \quad \ldots\ldots\ldots (3-20)$$

٢ – التوصيل splicing

من المعلوم اننا نحسب الارقام القياسية بشكل مستمر ولكن ربما باستعمال سنة اساس محددة لكل فترة زمنية. اذا اردنا تجميع او توصيل هذه السلاسل من الارقام القياسية لتكون سلسلة واحدة باعتبار اساس واحد فاننا نستعمل اسلوب تغيير سنة الاساس.

3 – 8اختبار الارقام القياسية.

تختلف الارقام القياسية من حيث كونها نسبية او تجميعية ومن حيث الترجيح او عدمه ومن حيث استعمال الاساس الثابت او الاساس المتحرك ومن الطبيعي ان ينشأ التساؤل عن اي نوع من الارقام القياسية يمكن للباحث استخدامه. الاجابة علي ذلك تعتمد علي الغرض من بناء الرقم القياسي ومن توفر البيانات وخاصة الاسعار والكميات في سنوات الاساس وسنوات المقارنة، فاذا توفرت الاسعار فقط فلا نستطيع الترجيح باوزان الكميات وكذلك اذا توفرت الكميات فقط فلا نستطيع الترجيح باوزان الاسعار وهكذا.

عدد من الاختبارات تم تطويرها من اهمها:

١ – اختبار الانعكاس في الزمن Time Reversal Test

يعتبر اختبار الانعكاس في الزمن خاصية مهمة يجب ان تتوفر في الرقم القياسي. الرقم القياسي الجيد هو الرقم الذي يستوفي خاصية الانعكاس في الزمن.وينبغي أن تكون الصيغة لحساب الرقم القياسي من النوع الذي يعطي نفس النسبة بين نقطة واحدة للمقارنة والأخري. ولاختبار الانعكاس في الزمن نقوم باستبدال اسعار وكميات سنة الاساس باسعار وكميات سنة

المقارنة والعكس بالعكس ويسمي الناتج بالبديل الزمني، فاذا ضربنا الرقم القياسي في بديلة الزمني وكان الناتج واحد صحيحا يقال ان الرقم قابل للانعكاس في الزمن.

٢-اختبار الانعكاس في المعامل. Factor Reversal Test

اختبار أساسي آخر هو أن صيغة الرقم القياسي يجب أن تسمح بتبادل الأسعار والكميات دون أن يعطي نتائج غير متناسقة أي حاصل ضرب نتيجتين معا يجب أن تعطي القيمة الحقيقية.

الرقم القياسي للأسعار × الرقم القياسي للكميات = الرقم القياسي للقيمة.

الرقم القياسي الجيد هو الذي يستوفي ليس فقط خاصة الانعكاس في الزمن فحسب بل يجب ان يستوفي أيضا خاصية الانعكاس في المعامل.

٣-اختبار الوحدة Unite Test

يتطلب هذا الاختبار ان صيغة الرقم القياسي للوحدات التي تكون فيها الاسعار او الكميات لمختلف السلع التي يتم تداولها يجب ان تكون مستقلة. وهذه الخاصية مستوفاة في كل صيغ الرقم القياسي ماعدا الرقم القياسي التجميعي البسيط.

٤-اختبار الدائرية.Circular Test

هذا الاختبار يعتبر احد اختبارات الكفاية للرقم القياسي وهو امتداد لخاصية اختبار الانعكاس في الزمن. ووفقا لهذا الاختبار فان الرقم القياسي يجب ان يعمل بطريقة دائرية. اي ان حواصل ضرب الارقام القياسية للاسعار يجب ان تساوي واحد.

وهذا الاختبار مستوفا فقط بصيغ الارقام القياسية التي تعتمد علي

١- الوسط الهندسي البسيط لمنسوب السعر.

٢- رقم كيللي القياسي للاساس الثابت.

فيما يلي التحقق من اختبار الانعكاس في الزمن والمعامل لكل من:

١- الرقم القياسي التجميعي البسيط

٢- رقم لاسبير

٣- رقم باش

٤- رقم مارشال – ادجورث

٥- رقم فيشر المثالي.

اولا: الرقم القياسي التجميعي البسيط.

الصيغة: $I = \frac{\sum P_1}{\sum P_o}$

البديل الزمني = $\frac{\sum P_0}{\sum P_1}$

البديل المعاملي = $\frac{\sum q_1}{\sum q_o}$

لاختبار الانعكاس في الزمن

$$I = \frac{\sum P_1}{\sum P_o} \times \frac{\sum P_0}{\sum P_1} = 1 \qquad \ldots\ldots\ldots(21-3)$$

لاختبار الانعكاس في المعامل

$$I = \frac{\sum P_1}{\sum P_o} \times \frac{\sum q_1}{\sum q_o} \neq \frac{\sum P_1 q_1}{\sum P_0 q_0} \qquad \ldots\ldots\ldots(22-3)$$

من ذلك يتضح ان الرقم القياسي التجميعي البسيط للاسعار يحقق اختبار الانعكاس في الزمن ولايستوفي شرط اختبار الانعكاس في المعامل.

ثانيا: رقم لاسبير للاسعار

الصيغة: $I = \frac{\sum P_1 q_0}{\sum P_0 q_0}$

البديل الزمني = $\frac{\sum P_0 q_1}{\sum P_1 q_1}$

البديل المعاملي = $\frac{\sum P_0 q_1}{\sum P_0 q_0}$

ولاختبار خاصية الانعكاس في الزمن

$$\frac{\sum P_1 q_0}{\sum P_0 q_0} \times \frac{\sum P_0 q_1}{\sum P_1 q_1} \neq 1 \quad \ldots\ldots\ldots(23-3)$$

ولاختبار خاصية الانعكاس في المعامل

$$\frac{\sum P_1 q_0}{\sum P_0 q_0} \times \frac{\sum P_0 q_1}{\sum P_0 q_0} \neq \frac{\sum P_1 q_1}{\sum P_0 q_0} \quad \ldots\ldots\ldots(24-3)$$

ومن خلال هذه النتائج فان رقم لاسبير لايستوفي كل من خاصيتي الانعكاس في الزمن و المعامل.

ثالثا:رقم باش.

الصيغة: $I = \frac{\sum P_1 q_1}{\sum P_0 q_1}$

البديل الزمني = $\frac{\sum P_0 q_0}{\sum P_1 q_0}$

البديل المعاملي = $\frac{\sum P_1 q_1}{\sum P_1 q_0}$

ولاختبار خاصية الانعكاس في الزمن.

$$I = \frac{\sum P_1 q_1}{\sum P_0 q_1} \times \frac{\sum P_0 q_0}{\sum P_1 q_0} \neq 1 \quad \ldots\ldots\ldots(25-3)$$

ولاختبار خاصية الانعكاس في المعامل.

$$I = \frac{\sum P_1 q_1}{\sum P_0 q_1} \times \frac{\sum P_1 q_1}{\sum P_1 q_0} \neq \frac{\sum P_1 q_1}{\sum P_0 q_0} \quad \ldots\ldots\ldots(26-3)$$

وبالتالي فان رقم باش غير قابل للانعكاس في خاصيتي الانعكاس في الزمن والمعامل.

رابعا: رقم مارشال – ادجورث

الصيغة: $I = \frac{\sum P_{1(}q_0+q_1)}{\sum P_0(q_0+q_1)}$

البديل الزمني = $\frac{\sum P_{0(}q_1+q_0)}{\sum P_1(q_1+q_0)}$

البديل المعاملي = $\frac{\sum q_{1(}P_0+P_1)}{\sum q_0(P_0+P_1)}$

لاختبار خاصية الانعكاس في الزمن.

$$I = \frac{\sum P_{1(}q_0+q_1)}{\sum P_0(q_0+q_1)} \times \frac{\sum P_{0(}q_1+q_0)}{\sum P_1(q_1+q_0)} = 1 \qquad \ldots\ldots\ldots(28-3)$$

ولاختبار خاصية الانعكاس في المعامل.

$$I = \frac{\sum P_{1(}q_0+q_1)}{\sum P_0(q_0+q_1)} \times \frac{\sum q_{1(}P_0+P_1)}{\sum q_0(P_0+P_1)} \neq \frac{\sum P_1 q_1}{\sum P_0 q_0} \qquad \ldots\ldots\ldots(29-3)$$

ومن ذلك نري ان رقم مارشال ادجورث يحقق خاصية الانعكاس في الزمن ولا يحقق خاصية الانعكاس في المعامل.

خامسا: رقم فيشر للاسعار

الصيغة = $\sqrt{\frac{\sum P_1 q_0}{\sum P_0 q_0} \times \frac{\sum P_1 q_1}{\sum P_0 q_1}}$

البديل الزمني = $\sqrt{\frac{\sum P_0 q_1}{\sum P_1 q_1} \times \frac{\sum P_0 q_0}{\sum P_1 q_0}}$

البديل المعاملي = $\sqrt{\frac{\sum q_1 P_0}{\sum P_0 q_0} \times \frac{\sum P_1 q_1}{\sum P_0 P_1}}$

ولاختبار خاصية الانعكاس في الزمن

$$I = \sqrt{\frac{\sum P_1 q_0}{\sum P_0 q_0} \times \frac{\sum P_1 q_1}{\sum P_0 q_1} \times \frac{\sum P_0 q_1}{\sum P_1 q_1} \times \frac{\sum P_0 q_0}{\sum P_1 q_0}} = 1 \qquad \ldots\ldots\ldots (30-3)$$

ولاختبار خاصية الانعكاس في المعامل

$$I = \sqrt{\frac{\sum P_1 q_0}{\sum P_0 q_0} \times \frac{\sum P_1 q_1}{\sum P_0 q_1} \times \frac{\sum q_1 P_0}{\sum P_0 q_0} \times \frac{\sum P_1 q_1}{\sum P_0 P_1}} = \frac{\sum P_1 q_1}{\sum P_0 q_0} \qquad \ldots\ldots\ldots(31-3)$$

ومن هذه النتيجة نستنتج ان رقم فيشر قابل للانعكاس في الزمن والمعامل لذلك سمي رقم فيشر المثالي.

3 – 9 خطوات اعداد وتركيب الارقام القياسية

ان معرفة خطوات اعداد وتركيب الارقام القياسية تعتبر مهمة لمستخدمي الارقام القياسية للحصول على فهم أعمق لخصائصها واستخداماتها، ان المشكلة الرئيسية في اعداد الرقم

القياسي هي ليست ايجاد الصيغة الافضل اذغالبا ما تتحدد في ضوء الهدف من اعداد الرقم القياسي وتبعا للبيانات المتوفرة. لكن المشاكل التي يواجهها القائمون بتركيب الارقام القياسية هي عادة مشاكل عملية كفقدان سلع وتبديل مواصفاتها وتغير اهميتها وتفاوت اسعارها ومهما اختلفت طرق تركيب الرقم فانها تشترك جميعها في الاسس العامة الاتية.[1]

* تحديد الغرض من الرقم القياسي

التحديد الدقيق للغرض من انتاج اي رقم قياسي والهدف منه يساعد علي اختيار افضل الصيغ وانسب المعادلات لحساب الرقم القياسي وايضا يساعد علي اخيتار السع والمفردات اضافة الي اختيار سنة الاساس ونظام الاوزان.

*تحديد سلة السلع المشمولة

من ابرز الصعوبات التي تواجه الاحصائيين عن انشاء اي رقم قياسي هو تحديد المفرادات والسلع المستخدمة وعددها. ان مصادر البيانات قد تتعدد وقد تحتاج البيانات نفسها الي تصنيف وتبويب مما يتطلب الكثير من الجهد والوقت والمال لذا فالتحديد الدقيق لنوع وعدد السلع المتضمنة في الرقم القياسي يجب ان يعطي اهمية كبري لتفادي الكثير من الصعوبات، ويصعب احيانا شمول كافة السلع التي يضمنها الرقم القياسي مما يتوجب اختيار عينة من السلع، ان اختيار هذه السلع يجب ان يتم وفقا الاسس الآتية:

أولا: -الاهمية النسبية للسلع

ثانيا: -دقة وسهولة الحصول على البيانات المتوفرة عنها.

ثالثا -اختيار السلع يجب ان يتم وفق اساليب المعاينة الاحصائية باعتماد طريقة المعاينة الطبقية بتقسيم السلع الى مجموعات لتقليل أخطاء المعاينة حيث ان تفاوت الأسعار مثلا ضمن كل مجموعة اقل من تفاوته لكافة السلع.

اما اختيار السلع المشمولة في أعداد الرقم القياسي فيتم في ثلاث مراحل هي_:

أ – المرحلة الأولى:

على مستوى المجموعات الفرعية مثل مجموعة، الحبوب ومجموعة اللحوم..... الخ يعطي وزنا لكل مجموعة يتناسب مع قيمة الانفاق في حالة اعداد الرقم القياسي لاسعار المستهلك او

[1] ابراهيم جواد كاظم، منهجية الارقام القياسية ومنهجية تطبيقاتها في الانشطة الاقتصادية، العراق: بحث منشور، مجلة ديالي للعلوم،2011م.

قيمة الاستيرادات في حالة اعداد الرقم القياسي للاستيرادات او قيمة الانتاج عند اعداد الرقم القياسي للقطاع الزراعي اوالقيمة المضافة عند إعداد الرقم القياسي للقطاع الصناعي.

ب – المرحلة الثانية

على مستوى السلع حيث يتم فيها اختيار عدد من السلع ضمن كل مجموعة لتمثيل تلك المجموعة على اساس اهمية السلعة وقابليتها لتمثيل المجموعة وسهولة توفير بيانات عنها وتحتسب اوزان السلع التي يتم اختيارها بتوزيع وزن المجموعة على السلع المختارة لتمثيلها بالاعتماد على قيم تلك السلع.

ج – المرحلة الثالثة

ويكون على مستوى نوعية السلع وذلك بتحديد نوعيات السلع بشكل تفصيلي ومن الضروري اختبار مدى تمثيل اسعار عينة السلع المختارة بمستوى اسعار كافة السلع للتأكد من دقة البيانات.

وهناك بعض الاطر التي يجب علي الاحصائي الالمام بها قبل العمل وهي.[1]

I. تحديد المنطقة التي سيشملها الرقم القياسي (قرية – مدينة). اهمية تحديد المنطقة يعود الي اختلاف العادات الاستهلاكية او الظروف الطبيعية او المناخية خاصة اذا كانت الدولة مترامية الاطرف بحيث نجد الاختلاف واضحا بين اجزائها. في حالة ما اذا اشتمل الرقم القياسي علي نفس السلع في كل المناطق يستحسن استخدام الترجيح او الاوزان طبقا لعادات المستهلكين في مختلف المناطق.

II. طبقة الافراد الذين سيشملهم الرقم القياسي.الاهتمام بطبقة الافراد يعود الي الاختلاف في الانماط الاستهلاكية بين الطبقات لذا فقد اصبح من الضروري معرفة الطبقة التي ينتمي اليها الافراد الذين سيشملهم الرقم القياسي.

III. تحديد الفترة الزمنية للرقم القياسي.يتغير نوع وعدد السلع الاستهلاكية طبقا للتطور التقني وتغير اذواق المستهلكين مع مرور الزمن وظهور سلع جديدة في الاسواق، لهذا فتحديد الفترة الزمنية للرقم القياسي مهم.

* تحديدفترةالأساس

[1] فائزة ادريس النعيم، الارقام القياسية واستخداماتها لتفسير الظواهر المختلفة ودراسة الرقم القياسي للمستهلك كمؤشر اقتصادي، بحث منشور، جامعة الخرطوم. ١٩٩٧م

الرقم القياسي يقيس التغير في الظواه رفي فترة معينة تسمى سنة المقارنة بالنسبة للفترة ثابتة تسمى سنة الأساس لذا يجب اختيار هذه الفترة بدقة طالم اان اوزان السلع تتحدد على اساس اهميتها النسبية في تلك السنة في حالة استخدام قانون لاسبير، وعادة يكون تحديد فترة الاساس في ضوء الهدف من اعداد الرقم القياسي فان كان الهدف قياس تطور الاسعار خلال فترة تطبيق التنمية تؤخذ السنة السابقة لتطبيق الخطة كفترة أساس وقد تؤخذ السنة الأخيرة قبل حصول حدث سياسي او اقتصادي معين ولكن غالبا ما يكون للاعتبارات العملية دور اكبر في اختيار سنة الاساس حيث ان توفير البيانات بالنسبة للأرقام القياسية لأسعار المستهلك مقاربة للفترات التي تنفذ فيها بحوث ميزانية الأسرة.[1]

3 – 10الشروط الواجب توفرها في سنة الأساس:

أولا:- ان تكون طبيعة خالية من التقلبات والظروف الشاذه وبهذا فان فترة معينة قد تكون مناسبة كأساس للرقم القياسي لسعر الوحدة من الاستيرادات بسبب استقرار الاسعار العالمية او ثبات منهج الاستيراد ولكنها قد لا تكون مناسبة لأسعار المنتجات الزراعية لان الانتاج كان فيها غير طبيعي[2].

ثانيا – ان تكون فترة الاساس طويلة نسبيا كان تكون سنه تقويمية مثلا بهدف تغطية التغيرات الموسمية التي تحصل على اسعار وكميات السلع خلال فصول السنة وفي بعض الحالات تؤخذ فترة الاساس لعدة سنوات وذلك لعدم وجود سنة واحدة تكون فيها اسعار وكميات السلع اعتيادية مثل الرقم القياسي للقطاع الزراعي عندما يكون التذبذب في الانتاج الزراعي كبيرا.

ثالثا-ان تكون قريبة من سنوات المقارنة لكي تعكس تغيرات الاسعار بشكل ادق مما يستوجب تغيير فترة الاساس من حين لاخر ويوصى بتغييرها كل خمس إلى عشر سنوات.

أوزانالترجيح

تستخدم الاوزان في الارقام القياسية لاعطاء كل سلعة في الرقم القياسي اهميتها النسبية وقد تستخدم الاوزان لعرض الاهمية الاقتصادية للمجموعة التي ينتمي اليها الرقم القياسي. الدراسات والتعدادات التي تستخلص منها الاوزان يجب ان تكون متناسبة مع الغرض الذي من اجله انشي الرقم القياسي فمثلا عند انشاء الرقم القياسي لنفقة المعيشة تستخدم ميزانية الاسرة للترجيح. يمكن اتباع الخطوات التالية لغرض تحديد أوزان السلع التي نريد شمولها بالرقم القياسي:

أولا :نوع الرقم القياسي المراد احتسابه، في الرقم القياسي لاسعار المستهلك تؤخذ قيم الانفاق على تلك السلع.

---

[1] صبحي الطويل واخرون، مرجع سبق ذكره، ص ٥٤٥.
[2] جواد كاظم، مصدر سبق ذكره، ص ١٩.

ثانيا-القانون او الصيغة الرياضية المستخدمة في الاحتساب، فعند استخدام قانون لاسبير يعتمد على اوزان فترة الاساس وعلى اسلوب الوسط الحسابي المرجح للمناسيب في حين يستند قانون باش على اوزان فترة المقارنة وعلى اسلوب الوسط التوافقي المرجح للمناسيب.

ان ثبات الاوزان في قانون لاسبير يجعل هذا القانون افضل من الناحية العملية، لكن ثبات الاوزان قد يجعل بعض السلع تفقد اهميتها بمرور الزمن بسبب التغير الذي يحصل في الدخول واسعار السلع. ومن الجدير بالذكر ان وزن كل سلعة يجب ان يتناسب مع اهميتها ضمن مجموعة السلع المشمولة في حساب الرقم القياسي لا مع كافة السلع التي تساهم في تحديد سلة السلع المختارة او ان وزنا لسلعة يجب إن يتناسب مع أهمية كافة السلع التي تمثلها تلك السلعة الداخلة في الرقم القياسي.

ثالثا – ان اوزان السلع التي تستخدم لحساب الرقم القياسي هي اوزان نسبية أي ان الوزن الذي يوضع امام كل سلعة هو النسبة المئوية لقيمة تلك المادة من اجمالي قيم كافة المواد التي يعطيها الرقم القياسي بدلا عن تلك المواد.

3 – 11أسس اختيار الرقم القياسي المناسب.

ان اكثر القوانين شيوعا واستخداما هما قانوني لاسبير وباش اما اختيار القانون الافضل فيعتمد على ما ياتي-:

اولا– الغرض اوالهدف من اعداد الرقم القياسي المطلوب

ثانيا -متطلبات القانون من بيانات وعمليات حسابية.

يتمتع قانون لاسبير بافضلية في احتساب الارقام القياسية للاسعار المعتمدة علىفكرة ترجيح السلعب اهميتها النسبية ذلك أن ثبات الاوزان في قانون لاسبير يعني أن الاوزان تحسب مرة واحدة ولفترة الاساس فقط وعليه فان حساب الرقم القياسي لاي فترة لايتطلب سوى بيانات الاسعار لتلك الفترة، وعلى العكس من ذلك فان قانون باش يتطلب اعادة حساب الاوزان في كل فترة من فترات المقارنة وبالتالي يجب ان تتوفر لكل فترة مقارنة بيانات الاوزان اضافة الى بيانات الاسعار. لذلك لبعض الخصائص النظرية لقانون لاسبير يستخدم هذا القانون عادة في حساب كافة الارقام القياسية تقريبا فيما عدا الحالتين التاليتين حيث يستخدم قانون باش-:

١ -عندما يكون الهدف من الرقم القياسي هو استخدامه (كمخفض) أي استخدامه لغرض تحويل قيم معينة بالاسعار الجارية الى القيم المقابلة لها بالاسعار الثابتة لان هذا القانون كما ذكرنا يميل الى التحيز نحو الاسفل.

٢ -عندما يستخدم الرقم القياسي للاسعار كواسطة لحساب الرقم القياسي للكميات.

3 – 12مشاكل تكوين الرقم القياسي:

يعتبر تركيب الرقم القيايس امرا صعبا ويواجه بالكثير من الصعوبات، فاعداد الرقم القياسي يتطلب تحديد الاوزان التي تقيس الاهمية النسبية للسلع وما يصاحبها من معالجات مختلفة لتغير الاوزان،تحديد الصيغة المناسبة للرقم، الاختيار الدقيق لقائمة السلع والخدمات التي تدخل في تركيبه. في هذا الاطار سيتم تناول هذه الصعوبات وكيفية تلافيها.

اولا : الاوزان.

من ابرز المشاكل التي تواجه الاحصائيين في اعداد الارقام القياسية كيفية تحديد الاوزان في حالة حذف او اضافة سلع وتغيير الطلب، فقد تختفي بعض سلع الرقم القياسي نتيجة لتغير الطلب عليها او نتيجة لاستبدالها بسلعة اخري حديثة واكثر جودة او يكون التغير نتيجة لاضافة سلع جديدة لم تكن موجودة. وللوصول للرقم القياسي الجيد المواكب لهذه التعديلات يمكن اجراء المعالجات التالية.

١- اذا حذفت بعض السلع من الرقم القياسي نتيجة لاختفائها من الاسواق او لعدم اقبال الناس عليها فاذا وجد لهذه السلعة بديل يمكن استخدام القيم المرجحة للسلعة الاصلية كاوزان للسلعة البديلة اما اذا لم يكن للسلعة بديل فان وزن السلعة المختفية يمكن ان يضاف لقائمة البند سلع اخري.

٢- في حالة تغير الطلب علي السلعة بعد استبدالها بسلع اقل جودة او اكثر جودة وذات مواصفات عالية فان التعدي في الرقم القياسي يتم بناء علي العلاقة بين سعر ونوع السلعتين الاصلية والجديدة كما يلي:-

أ- اذا كانت السلعة الجديدة اقل في السعر والجودة من السلعة الاصلية فانها ترجح بكميات اكبر من الكميات التي كانت ترجح بها السلعة الاصلية (ذلك لان الكميات المستهلكة تزداد لتعويض نقص الجودة) وذلك حتي تتساوي القيمة المرجحة للسلعتين وبذلك يأخذ التغيير مكاه دون التاثير علي الرقم القياسي.

ب-اذا كانت السلعة الجديدة اقل في الجودة ولكن بنفس السعر او اعلي من السعر القديم فان الكميات المخصصة للترجيح لا تتغير اذ يفترض ان المستهلك سيستمر في شراء نفس الكميات السابقة وبالتالي لا يتاثر الرقم القياسي.

ج- اذا اجبر المستهلك علي استعمال سلعة جديدة وغالية لعدم توفر السلعة الاقل جودة وسعرا فان الكميات المستعملة للترجيح لا تتغير ويحسب منسوب السعر بقسمة سعر السلعة الجديدة في الفترة الجارية علي سعر السعلة القديمة في الفترة السابقة وبهذا يؤثر التغير في السعر علي الرقم القياسي النهائي.

ثانيا: فترة الاساس.

من المشاكل التي تواجه الاحصائي محاولة اجراء مقارنة بين رقمين قياسيين في فترة الاساس لكل منهما تختلف عن الاخري مما يستوجب تعديل فترة الاساس او استخدام الاساس المتحرك.

أ. تعديل فترة الاساس.

الهدف من تعديل فترة الاساس هو تجديدها وجعلها في فترة زمنية اقرب لفترة المقارنة وتعديل فترة الاساس يتم بقسمة الارقام القياسية للسنوات المختلفة علي الرقم القاسي لسنة الاساس الجديدة.

ب. استخدام الاساس المتحرك.

كثرا ما يواجه الاحصائي بمشكلة حذف او اضافة بعض السلع للسلة نتيجة لتناقص او ازدياد اهميتها بمرور الوقت، ويمكن معالجة مثل هذه التغيرات في سلع السلة استخدام الارقام القياسية ذات الاساس المتحرك بحيث لا تكون فترة الاساس ثابتة بل تتغير تبعا لفترة المقارنة بان ينسب السعر في فترة المقارنة الي السعر في الفترة السابقة لها مباشرة.

ج- تحويل الاساس الثابت الي متحرك وبالعكس.

يمكن تحويل الارقام القياسية ذات الاساس المتحرك الي ثابت بضرب الارقام القيايسة ذات الاساس المتحرك في بعضها. ويتم تحويل الارقام القياسية ذات الاساس الثابت الي اساس متحرك عن طريق القسمة.

ثالثا: التفرقة بين القيم الحقيقية والنقدية.

قد تخفي تقلبات الاسعار تغيرات اساسية في الانشطة التي جري تحليلها، لذا يجب ان تحسب القيم بالاسعار الثابتة. وللتفرقة بين القيم النقدية والحقيقية اهمية في تحليل البيانات الاقتصادية

وادارة العمليات الداخلية في المؤسسات والشركات فهي تساعد في اتخاذ القرارات الادارية الخاصة بسياسة توزيع الارباح، وتحديد الاجور والمكافئات، والتخطيط للعمليات الراسمالية وتوزيع الاستثمارات وغيرها من السياسات، ويستخدم الاجر النقدي للمقارنة بين مختلف الفترات لمعرفة التغيرات النقدية بصرف النظر عن القوة الشرائية للنقود اما اذا رغبنا في معرفة التغيرات في متوسط الاجر بالنسبة للتغير في الاسعار فلابد من تعديل الاجور عن طريق الارقام القياسية للمستهلك.

3 – 13 بعض الارقام القياسية الهامة.

١ – الرقم القياسي لسعر المنتج. Production Index Number

يستخدم الرقم القياسي لسعر المنتج لاعطاء صورة عن التغير في اسعار السلع في وقها الاولي فهي ليست اسعار تاجر الجملة او الموزعين انما هي اسعار المنتج او المصنع وبالتالي هي اسعار حقيقية لم تتاثر بعوامل مثل التوزيع او التغيير في الكمية او النوعية. تحسب الارقام القياسية للمنتج حسب المراحل العملية للسلعة مثلا:

الارقام القياسية للمواد الوسيطة: وهي تلك المواد التي مرت بعمليات صناعية وتحتاج الي عمليات اخري حتي تصبح سلعا نهائية وقد تكون مواد وسيطة وتستخدم في انتاج سلع نهائية اخري.

الارقام القياسية للمواد الخام. وهي المواد التي تدخل الاسوق لاول مرة وتكون خاما ولم تخضع لاي عمليات تصنيع مثل الحبوب، الحديد الخام وغيرها.

وتعتبر دراسة الارقام القياسية لاسعار المنتج مهمة لان اي تحرك في هذه الارقام عادة ما ينتهي او يؤدي الي تغيرات في الرقم القياسي للمستهلك.لحساب الرقم القياسي لاسعار المنتج تحسب الاوزان النسبية لكل مفردة من مفردات المجموعات اعلاه ثم تحسب مناسيب الاسعار لكل مجموعة ومرة اخري يستخدم الوسط الهندسي لايجاد الرقم القياسي الموحد لكل المجموعات.

٢ – الرقم القياسي لنفقة المعيشة. Consumer Index Number

المقصود بنفقة المعيشة قيمة السلع والخدمات التي تستهلك فعليا خلال فترة زمنية محددة اما مستوي المعيشة فهو كمية السلع والخدمات المستهلكة. ان درجة رفاهية السكان تتوقف علي زيادة او نقص الدخول وما يصاحبها من تغيرات في الاسعار لذا فقد تتغير نفقة المعيشة دون ان يتغير مستوي المعيشة فاذا ما ارتفعت دخول الافراد بنسبة مماثلة لارتفاع نفقات امعيشة فان مستوي المعيشة يظل كما هو اما اذا ارتفعت الدخول بنسبة اقل من نسبة ارفتاع نفقاتالمعيشة فان مستوي المعيشية ينخفض تبعا لذلك اذ ان القة الشرائية لدخولالافراد لا تمكنهم من شراء كميات السلع والخدمات التي كانوا يشترونها بدخولهم النقدية قبل ارتفاع الاسعار ويحدث العكس اذا كانت نسبة ارتفاع دخول الافراد اكبر من نسبة ارتفاع نفقة المعيشة.[١]

ولمعرفة التغير في مستوي المعيشة خلال فترة زمنية محددة لابد من دراسة العلاقة بين الرقم القياسي للاجور والرقم القياسي لنفقة المعيشة، فاذا ارتفع الرقم القياسي للاجور في فترة ما الي 120% والرقم القياسي لنفقة المعيشة الي 150% فان مستوي المعيشة سينخفض، ويمكن قياس التغير في مستوي المعيشة بقسمة الرقم القياسي للاجور علي الرقم القياسي لنفقة المعيشة اي ان

$$\frac{120}{150} \times 100 = 80\%$$

٣- الرقم القياسي للانتاج الصناعي. Industrial Product Index Number

ينشأ الرقم القياسي للانتاج الصناعي لقياس التغيرات المادية في حجم او كمية الانتاج في الصناعات المختلفة لمعرفة نمو الانتاج الصناعي وطبيعة التقلبات الصناعية والنمو الصناعي. ولاعداد الرقم القياسي نقسم الصناعات الي مجموعات رئيسية مثل الصناعات المعمرة، غير المعملة والاستراتيجية ثم نقسم المجموعات الرئيسية الي مجموعات فرعية فمثلا نقسم الصناعات المعمرة الي صناعات الحديد والصلب، معادات النقل ... الخ. اما الصناعات الاستراتيجية فتقسم الي صناعات الفحم، البترول ، التعدين، التحجير وغيرها.

ويتم اعادا رقم قياسي فرعي لكل من هذه الصناعات ثم تدمج الارقام القياسية الفرعية باستخدام الوسط الحسابي المرجح للمناسيب الفرعية او اي متوسط اخر للوصول الي رقم قياسي موحد للانتاج الصناعي.

[١] فايزة صالح، مرجع سبق ذكره. ص٣٥

الرقم القياسي للانتاج الزراعي.Agricultural Product Index Number

يستفاد من الارقام القياسية للانتاج الزراعي في معرفة حجم التغير في كمية الانتاج الزراعي والحواني وطبيعة التقلبات الزراعية، ويقسم الانتاج الزراعي الي مجموعات رئيسية مثل الخضروات والفواكه والانتاج الحيواني وغيرها ويحسب رقم قياسي لكل مجموعة علي حده ثم يستخدم الوسط الحسابي او اي متوسط اخر للمجموعات المختلفة للحصول علي رقم قياسي موحد للقطاع.

3 – 14 متطلبات اعداد الرقم القياسي للمستهلك.

قبل الوصول للرقم القياسي بصورته النهائية هناك اسس ومتطلبات لابد من تحديدها ومحاولة وضعها في الاطار الصحيح اذ ان العمل بالجيد والمتكامل فيها يؤدي بالضرورة الي انشاء رقم قياسي يعكس التغيرات المضطردة في اسعار المستهلكين لفترات المقارنة الختلفة والمعايير التي يجب مراعاتها قبل حساب الرقم القياسي تتمثل في سلة الاوزان، الاساس المستخدم والنطاق الجغرافي.

١– السلة.

ان محاولة ايجاد رقم قياسي لالاف السلع التي يستهلكها المجتمع تعني بالضرورة جهدا كبيرا وزمنا طويلا وامكانيات مادية كبيرة ولتوفير كل ذلك جرت العادة علي اختيار مجموعة محددة من السلع والخدمات يطلق عليها السلة. ويجب اختيار السلة بطريقة علمية مدروسة مبنية علي اساس الاهمية النسبية لكل سلعة مع التاكيد من توفر البيانات الدقيقة عن اسعار السلع المنتقاة.

تستخدم دراسات ميزانيةالاسرة في تحديد سلع السلة ويفضل الاحصائيون اجراء مثل هذا المسح مرة كل عشر سنوات ذلك نسبة لديناميكية السلع وخضوعها للتغير والتحديث تبعا للتطور العلمي والتقني والذي يعني بالضرورة ادخال سلع لم تكن موجودة في السلة او استبدال بعضا منها بسلع اخري. ويجب ان لا يغفل التغيير في اذواق المستهلكين والذي ينعكس بدوره علي السلع الاستهلاكية. وقبل الاختيار النهائي لسلة السلع يجب مراعاة لاتي:–

أ. تحديد الاطار العام للسلة.

المصدر الاساسي لتحديد الاطار العام للسلة هو مسوحات ميزانية الاسرة التي تستند علي دخل وانفاق الاسرة علي السلع والخدمات المختلفة. الاطا العام للسلة يتكون من مجموعات وكل مجموعة تتكون من مفردات متجانسة وذات ميزات خاصة وصفات مشتركة وهذه المفردات ما هي الا الوحدات السلعية والخدمية المستهلكة والتي تستخدم لقياس الرقم القياسي للمستهلك. (CIP) ويشترط في السلع التي يشملها الاطار توفر البيانات عن اسعارها ويشترط ايضا في مفردات السلة ان تكون ممثلة تمثيلا جيدا للمجموعات المكونة للاطار العام.

حسب نظام الامم المتحدة للحسابات القومية فالمجموعت التي يجب ان تشملها السلة هي:

- المواد الغذائية (الطعام والشراب).
- الملابس الجاهزة، المنسوجات والاحذية.
- السكن والاضاءة والوقود.
- السلع والتجهيزات المنزلية المعمرة.
- خدمات النقل والمواصلات.
- الخدمات التعليمية.
- الخدمات والادوات الثقافية والترفيهية.
- سلع وخدمات اخري.

ت–مواصفات السلة.

بمجرد تحديد مفردات او مكونات السلة يجب وضع مواصفات دقيقة لهذه المفردات من حيث الشكل، وحدة القياس، المادة المصنوعة منها، الجهة المصنعة وتحديد ما اذا كانت السلعة محلية او مستوردة اضافة الي اي ملاحظات اخري قد يحتاجها الباحث لتحديد السلعة او الخدمة بدقة.

حجم السلة.

المراد بحجم السلة عدد مفردات السلع والخدمات التي تشملها السلة وحجم السلة يرتبط برجة كبيرة بامكانية الحصول علي اسعار السلع وبالامكانات المادية والبشرية المتاحة لجمع الاسعار. عموما

كلما كان عدد المفردات السلعية والخدمية المستخدمة لحساب الرقم القياسي المستهلك كبير كلما كان ذلك مدعاة لزيادة الدقة في ارقام المنتج.

٢- الاوزان الترجيحية.

الاوزان عبارة عن الاهمية النسبية لكل سلعة من بين مجموعة السلع الاخري وتقاس الاهية النيبية للسعلة او الخدمة بقيمة لانفاق علي السعة منسوبا للانفاق الكلي، وتستخدم القيمة لايجاد الاهمية النسبية اذ ليس من السهل استخدام الكميات لصعوبة جمعها ولاختلاف وحدات القياس بين السلع.مسوحات ميزانية الاسرة هي الاساس في تحديد اوزان سلع السلة لذا فعادة ماتستخدم سنة اجراء مسح ميزانية الاسرة كسنة اساس لاعداد الترجيحات.

٣- الاساس المستخدم.

عند انشاء اي رقم قياسي يجب ان تكون هناك فترة اساس او سنة اساس تستخدم للمقارنة مع السنوات او الفترات الاخري، ولاسباب عملية يفضل استخدام الاساس الثابت علي المتحرك اذ ان الاول لايحتاج الي جمع المعلومات لكل فترات المقارنة بينما يمتاز الثاني بانه يعطي حرية في حركة ادخال وحذف السلع التي تتغير اهميتها اضافة الي امكانية معالجة اي مشكلة تنتج من اختفاء او ظهور سلع جديدة.

بعض النقاط التي يجب مراعاتها عند اختيار سنة الاساس:-

١- يجب ان تكون سنة الاساس سنة اقتصادية عادية اي ليست سنة ركود او ازدهار اقتصادي.
٢- ان ترتبط بالخطط الاقتصادية ويفضل ان تكون سنة الاساس هي السنة الاولي للخطة الاقتصادية.
٣- ان تقترن سنة الاساس بسنة مسح ميزانية الاسرة وذلك لاستخدام ارقام المسح في ايجاد الاوزان.
٤- تحديد وحصر سلع السلة وجمع اسعاها لفترة الاساس علي ان يستخدم المتوسط السنوي للاسعار تفاديا لتاثير الموسمية علي الاسعار.

٤. النطاق الجغرافي

النطاق الجغرافي للارقام القياسية هو المدي الجغرافي للمصادر التي تجمع منها بيانات سلع وخدمات الرقم القياسي ويشمل ايضا النطاق الذي تغطيه مسوحات ميزانية الاسة والتي تؤخذ منها الاوزان. وقد يشمل النطاق الجغرافي الدولة بكل حدودها الجغرافية وقد ينشأ رقم قياسي للمناطق الريفية واخر للحضررية اذ ان الانماط الاستهلاكية والاوزان تختلف بين الريف والحضر اضافة الي الاختلاف في الاسعار ويمكن اختيار عينة من المدن بشرط ان يكون تميثيل العينة للمجتمع جيدا ويراعي اختلاف الظروف المناخية خصوصا في البلدان المترامية الاطراف كالسودان. يحسب الرقم القياسي لاسعار المستهلك في كل مدينة علي حدة ثم يحسب الرقم القياسي الاجمالي بأخذ متوسط الارقام القياسية للمدن بعد مراعاة الاوزان المختلفة لحجم السكان في كل مدينة.

3 – 15الرقم القياسي لاسعار المستهلكين المستخدم في السودان.

يستخدم الرقم القياسي لاسعار المستهلكين لقياس التغير الدقيق في سلعة من السلع والخدمات التي تتمتع بثبات في كميتها وجودتها ويظهر هذا الرقم مدي ارتفاع او انخفاض تكلفة المعيشة تبعا لارتفاع وانخفاض الاسعار، بغض النظر عن اي سلوك يطرأ علي سلوك المستهلك او جودة السلع، ولايفيد الرقم القياسي للاسعار في اظهار اتجاه تكلفة المعيشة او استهلاك القطاع العائلي ولكنه يظهر تذبذبات حول هذا الاتجاه. بدأ العمل فعليا في انشاء الرقم القياسي للمستهلك في السودان منذ العام ١٩٥٤م في قسم التجارة الداخلية بمصلحة الاحصاء انذاك وقد كان انتاج الرقم محصرا علي العاصمة المثلثة حتي العام ١٩٨٨م حينما قررت المصلحة ان تشمل دراسة الاسعار كافة المدن الكبري في الولايات الشمالية.

3 – 16خطوات تركيب الرقم القياسي للمستهلك في السودان.

الخطوة الاولي: التغطية وتشمل:

١- التغطية السلعية: يغطي الرقم القيايس لاسعار المستهلكين في السودان طبقا دراسة ميزانية الاسرة في عام ١٩٧٨م تلك السلع والخدمات التي تشتري داخل الدولة وذلك لاستهلاكها بواسة القطاع العائلي وقد اسبتعد منها مايلي.

- السلع التي تمثل استثمارا راسماليا (مثل شراء لاسهم، المعادن الثمينة، التامين علي الحياة ...الخ)

- الادخار والسلع التي تمد المستهلك بأي منفعة (مثل التبرع للاعمال الخيرية)
- السلع التي لها اسعار سوقية. (مثل خدمات الام لاطفالها)
- استهلاك القطاع العائلي من السلع التي ينتجها
- السلع التي يتم استهلاكها علي اساس انها اجر عيني وتلك التي لايستلمها القطاع العائلي، ويستهلكها دون دفع مقابل.
- وقد تم حصر هذه السلع في تسعة مجموعات رئيسية كل مجموعة تضم عدد من السلع الاستهلاكية والخمية وهذه السلع هي.

جدول رقم (2 – 2)

المجموعة	عدد السلع
الطعام والشراب والتباكو	٦٥
الملابس والاحذية	٤٠
السكن	٩
الادوات المنزلية	١٨
العناية الصحية	٨
النقل والمواصلات	٩
التعليم	٥
الترفيه	٦
اخري	١٣
الجملة	١٧٣

المصدر الجهاز المركزي للاحصاء قسم التجارة الداخلية والاسعار ٢٠٠٣م

٢-التغطية الجغرافية والسكانية:

يغطي الرقم القياسي للاسعار السكان المقيمين بصفة دائمة في المدن وهم سكان الحضر ذوو الدخول المرتفعة والمتوسطة والمنخفضة وهم العمال والموظفين الذين يعملون باجور ورواتب حكومية ويقتصر تجميع الاسعار علي تلك المناطق الحضرية بفرض ان اتجاه الاسعر بها يمثل المناطق الصغيرة المحيطة بها تمثيلا سليما

٣-اساليب جمع الاسعار:

تجمع الاسعار النقدية من جميع السلع التي تدخل في تركيب الرقم القياسي للاسعار وقد تم تطبيق التعريفات المتفق عليها وهي قنوات البيع للمستهلكين ونوع المحلات وطريقة البيع واوقات البيع وحجم قناة البيع ومواصفات السلع ... الخ.

تجمع الاسعار بطريقة مباشرة بواسطة الباحث حيث تجمع اسعار سلع الطعام والشراب اسبوعيا وتجمع بقية الاسعار مرتين في الشهر.

الخطوة الثانية اختيار سنة الاساس.

استخدمت سنة ١٩٥١م سنة اساس لحساب الرقم القياسي المستهلك في السودان رغم انه كان المفترض تغيير سنة الاساس كل عشر سنوات نسبة للتاثير الكبير للتغيرات الاقتصادية والاجتماعية والسياسية علي الرقم القياسي، الا ان سنة الاساس في السودان لم يتم تغييرها الا سنة ١٩٧٠م بعد ما يقرب من عشرين عاما وذلك بعد اجراء دراسة ميزانية الاسرة في عام ١٩٦٨م. واستمر حساب ارقم القاسيي باساس عام ١٩٧٠م حتي يناير عام ١٩٨٨م حينما تم تعديل سنة الاساس باعتبار سنة ١٩٨٨م اقرب سنة عادية وفي الفترة بعد هذا التاريخ كانت البلاد الواقعة تحت تاثير كوارث السول والامطار. واخيرا تم تعديل سنة الاساس لتصبح سنة ١٩٩٠م ومن لمهم ان يذكر ان تعديل سنة الاساس بين الفينة والاخري مهم في السودان وذلك لمواكبة التغيرات السريعة في كل انماط الحياة في السودان والتي تنعكس بدورها علي الاسعار في السودان.

الخطوة الثالثة:- اختيار الاوزان والدوال المستخدمة:

يعتبر مسح ميزانية الاسر المصدر الرئيسي للبيانات اللازمة لبناء الرقم القياسي لاسعار المستهلك وعلي ذلك يتعين اجراء مسح ميزانية الاسرة علي فترات متقاربة لاتزيد عن خمس سنوات ليسمح باخذ التطور في انماط الاستهلاك فيالحسبان عند بناء الرقم لاقياسي لاسعار المستهلك حيث يتم جمع بيانات اساسية عن الاسر الحضرية والريفية المتعلقة بالاوضاع الاقتصادية والاجتماعية التي تتمثل في معلومات الدخل والانفاق والاستهلاك. وبعض البيانات الاخري وهذه البيانت تستخدم في اشتقاق اوزان السلع الاستهلاكية التي تجمع من خلال هذه الدراسة.

- **فئات الدخول المستخدمة في السودان.**

اشتملت دراسة ميزانية الاسرة علي بيانات تفصيلية عن فئات الدخول خاصة للعاملين في القطاع العام (باستخدام الجدول الراتبي للعاملين في الدولة) ولسهولة تحويل فئات هذه الدخول لما يعادلها من الدول الجارية فقد استخدمت في تركيب الرقم القياسي لاسعار المستهلكين. وقد

شملت دراسة ميزانية الاسرة المصروفات النقدية فقد ولم تشتمل علي المصروفات المقدرة علي المنتجات الشخصية وايجارات المنازل.

باستخدام عام ١٩٨٠م سنة اساس كانت فئات الدخول التي تم تقدير النمط الاستهلاكي لها هي (١٥٠٠-١٠٠٠) جنيه للفئات الدنيا، (٤٠٠٠-١٥٠٠) جينه للفائا المتوسطة، (٤٠٠٠-٩٠٠٠) جينه لفئات الدخول العليا.

- **سلة السلع في السودان .**

تم تحديد الاطار العام للسلة من خلال دراسة ميزانية الاسرة وقد تم اختيار حوالي ١٧٠ سلعة لتمثل سلة الستهلكين في السودان. تم تصنيف هذه السلع في مجموعات متجانسة حسب نظام الامم المتحدة للحسابات القومية وللمجموعات هي: الاطعمة والمشروبات، التبغ، الملابس، الاحذية، الوقود، الاثاثات، المنتجات المنزلية، الخدمات الصحية، النقل والمواصلات، التعليم، الترفيه واخري.

وعند اختيار السلة روعي فيها ان تكون شاملة لكل السلع الضرورية والكمالية ذات الوزن في الانفاق العائلي كما روعي فيها تمثيل النمط الاستهلاكي لكل ولايات السودان الشمالية. استمر العلم بهذه السلة حتي عام ١٩٩٣م حيث تم اختيار ٦٣ سلعة لحساب الرقم القياسي وهي تمثل اكبر الاوزان في السلة الاولي، ثم جرت محاولة لاختيار ٢٠ سلعة فقط لتحديد حد الفقر في السودان والعمل حاليا يجري لحساب الرقم القياسي بكل من السلة الطويلة والمتوسطة (٦٣-١٧٠).

- **النطاق الجغرافي للارقام القياسية في السودان.**

في البدء اقتصر حساب الرقم القياسي علي العاصمة القومية فقط وفي عام ١٩٨٨م تم ادخال الولايات غن ان وصول البيانات للمكتب الرئيسي بدأ يتغثر مما جعل استخراج الرقم القياسي يقتصر علي ولاية الخرطوم فقط وحتي عام ١٩٩٢م حينما بدأ العمل في توزيع استمارة الاسعار لكل المدن التي بها مكاتب احصاء وهي الخرطوم، الدامر، الفاشر، القضارف، بورتسودان، الابيض، كسلا، الدمازين، مدني، كوستي، كادقلي، نيالا ودنقلا. ام ارياف الولايات فلم يتسني

للجهاز الاحصائي تغطيتها حتي الان ويعزي ذلك لعدم توفر الاوزان للارياف، اضافة لشح الامكانات المادية والبشرية والتي حالت دون وجود مكاتب او حتي مناديب للاحصاء في تلك المناطق، ومما يجدر ذكره ان هناك محاولات لكي تشمل دراسة الاسعار كل عواصم الولايات الحالية.

- **جمع الاسعار في السودان.**

تجمع الاسعار عن طريق المعاينة او الاتصال المباشر بالمتسهلكين ويقوم بهذا العمل عدداين مؤهلين ومدربين من الجهاز المركزي للاحصاء. يتم جمع الاسعار من لاسواق مباشرة بواسطة الاستمارة المعدة لذلك (الاستمارة المرفقة) اما الاسواق فالشيء المعمول به هو اختيار ثلاثة اسواق كحد اقصي في كل مدينة من المدن المعنية علي ان تكون اكبر الاسواق بالمدينة.

سلع السلة من (75-1) (الاستمارة) تجمع اسعارها اسبوعيا ويكون الجمع بقدر الامكان في نفس اليوم من كل الاسواق علي ان لايكون في بداية او نهاية الاسبوع كما ان بداية ونهاية اليوم ليس بافضل الاوقات لتحديد الاسعار.

السلع من (170 – 76) تجمع اسعارها شهريا ويكون ذلك من خلال الاسبوعين الثاني والثالث من الشهر، اي ليس اول او اخر الشهر تفاديا لتاثير القوة اشرائية علي الاسعار. تملأ الاستمارة كما هو موضح بها مندكانين مختلفين في نفس السوق تحاشيا لاختلاف الاسعار بين التجار ولاتاحة الفرصة للعداد لاجراء المقارنة بين الاسعار وقد يستدعي الامر محاولة الوصول للسلع التي تجمع اسعارها شهريا فيحسب ايضا المتوسط البسيط للشهر لكل سوق ثم التموسط البسيط للاسواق الثلاثة للحصول علي سعر شهري واحد للسلعة في المدينة اما السلع التي تجمع اسعارها شهريا فيحسب ايضا المتوسط لاسعار الدكانين ثم للاسواق الثلاثة في المدينة. يجب ان تكون الاسعار حقيقية بقدر الامكان والمقصود بذلك الاسعار الواقعية التي تباع بها السلع داخل الاسواق فالاسعار التي تحددها السلطات الرسمية لا تؤخذ في الاعتبار ان كانت اسعار اسمية فقط ولا يتقيد بها التجار ولايتعاملون بها.

يستخدم الحاسب الآلي في العمليات النهائية لحساب الرقم القياسي ويستخدم معادلة لاسبير المرجحة بأوزان سنة الأساس للوصول إلي الرقم القياسي النهائي ومعادلة لاسبير تعتبر واضحة

وسهلة واقل تكلفة من غيرها لذا فهي الأنسب للسودان بسبب عدم توفر الإمكانات المادية والبشرية لجمع المعلومات لكل سنة من سنوات المقارنة. [1]

الرقم القياسي الموحد للسودان يحسب باستخدام الأوزان إذ ان لكل مدينة وزنا معنيا

وزن المدينة = استهلاك المدينة من السلع والخدمات

الاستهلاك الكلي لسلع والخدمات

.....(32 – 3)

بضرب الرقم القياسي لكل مدينة في وزن المدينة وتجمع هذه الأرقام

الرقم القياسي الموحد للسودان = مجموع [(الرقم القياسي للخرطوم * وزن الخرطوم) +(الرقم القياسي لكوستي * وزن مدينة كوستي) + ...الخ].

تعتبر الارقام القياسية طريقة مختصرة لوصف المتغيرات الاقتصادية وهي كثيرا ما تستعمل لوصف التغير في الاسعار او الكميات او القيمة مع الزمن.

تتبع اهمية الارقام القياسية من كونها منهج علمي يعول عليه الباحثون كثيرا في تفسير التغيرات المصاحبة لكافة الظواهر ومن كونها مؤشرا هاما لرسم السياسات المستقبلية.الرقم القياسي الوحيد الذي ينتج حاليا هو الرقم القياسي لنفقة المعيشة Cost of Living Index .

3 – 17 نشر الرقم القياسي واعلانه.

للاستفادة من الارقام القياسية وتحقيق الهدف الذي من اجله انشأ الرقم القياسي للمستهلك يجب نشر الارقام القياسية بواسطة الاجهزة المختصة، ولما كان الرقم القياسي للمستهلك يعد شهريا ولكي لايفقد اهميته فمن الافضل اعداد نشرة شهرية لنشر الرقم القياسي دون التقيد بالنشرات الدورية للارقام الاخري. ومن المهم ان تتضمن النشرة تحليلا مبسطا للتغيرات في الارقام القياسية وتبريرا لارتفاع او انخفاض الرقم عن الارقام السابقة. ويجب ان يوضح في مقدمة النشرة المعالم الرئيسية لتركيب الرقم القياسي.

[1] الجهاز المركزي للحصاء السوداني. www.cbs.gov.sd2014

الفصل الرابع

الجانب التطبيقي

4 – 1 : تمهيد.

4 – 2 : اختبار كفاية حجم العينة والسكون.

4 – 3 : وصف البيانات.

4 – 4 : اختبار شروط التحليل التمييزي.

4 – 5 : إجراء التحليل التمييزي.

4 – 6 : تحليل الشبكات العصبية.

4 – 7 : مقارنة بين أسلوب الدالة التمييزية والشبكات العصبية.

الباب الخامس

الجانب التطبيقي للبحث

4 – 1 تمهيد:

في هذا الفصل سوف يتم تطبيق أسلوب التحليل التمييزي وأسلوب الشبكات العصبية علي بيانات الأرقام القياسية محل الدراسة وهي المجموعات السلعية التي تشمل الطعام والشراب (الغذاء) الملابس والأحذية، السكن، الأدوات المنزلية، العناية الصحية، النقل والمواصلات، الترفيه، التعليم وأخري. وذلك لفئات الدخل العليا والوسطي والدنيا للفترة من ١٩٩٠ وحتي

٢٠١٣م . وتعد الأرقام القياسية لأسعار المستهلك احدي المؤشرات الاقتصادية الهامة والتي تبني علي ضوئها كثير من القرارات.

وسوف يتم تطبيق نماذج التحليل التمييزي والشبكات العصبية واستخدامها في تصنيف فئات الدخل ومدي مقدرة كل أسلوب علي التمييز والتصنيف ومن ثم المقارنة بين الأسلوبين من خلال متوسط مربع الخطأ. ونبدأ أولا بالعرض الوصفي للبيانات ثم ننتقل إلي العرض التحليلي لأسلوب التحليل التمييزي ثم الشبكات العصبية.

وستتم الاشارة لمتغيرات الدراسة في التحليل بالرموز المشار اليها في الجدول ادناه

جدول رقم (4 -1) رموز متغيرات الدراسة

المجموعة	الرمز
الطعام والشراب	X_1
الملابس والاحذية	X_2
السكن	X_3
الادوات المنزلية	X_4
العناية الصحية	X_5
النقل والمواصلات	X_6
التعليم	X_7
الترفيه	X_8
اخري	X_9

4 – 2 وصف البيانات

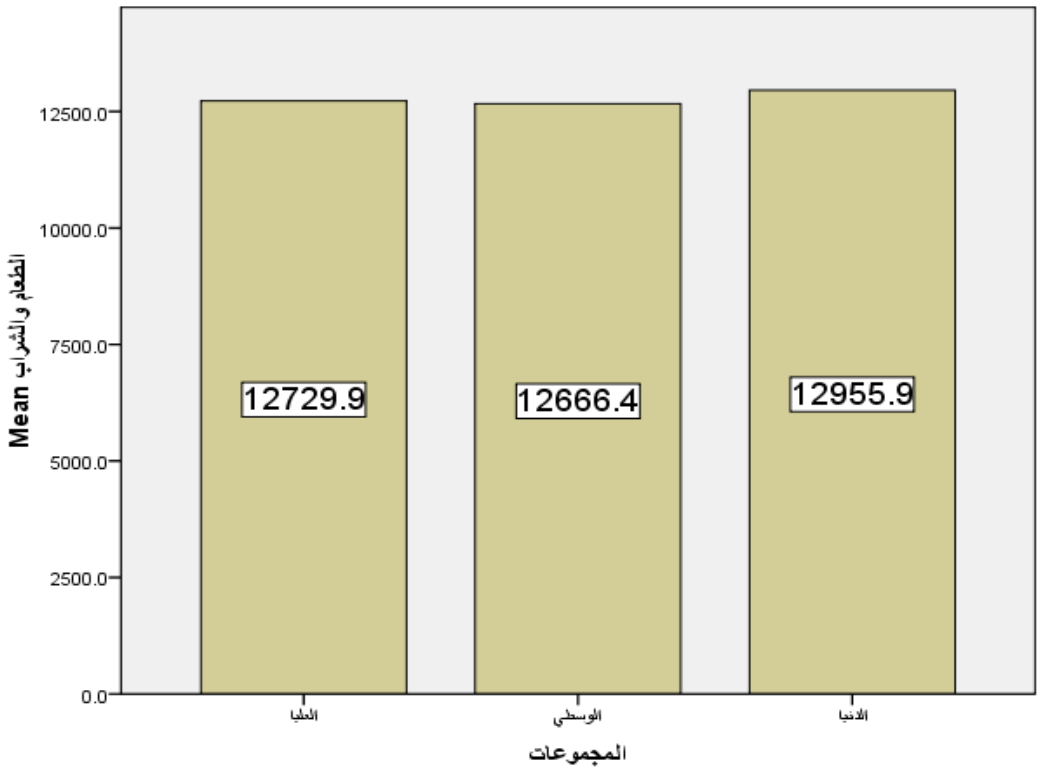
جدول رقم (4-2) يمثل وصف قيم الرقم القياسي للطعام والشراب لمجموعات الدخل في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م

المجموعات	N	الوسط الحسابي	الخطأ المعياري للوسط	التباين	الانحراف المعياري
العليا	24	12729.8	2822.6825	191220870.1	13828.2
الوسطي	24	12666.3	2803.0924	188575848.5	13732.2

الدنيا	24	12955.8	2872.8038	198072045.5	14073.8
Total	72	12784.0	1612.5057	187212574.5	13682.5

الجدول من إعداد الباحث برنامج SPSS

شكل رقم (4-1) يمثل الاعمدة البيانية لقيم الرقم القياسي للطعام والشراب لمجموعات الدخل في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م



المصدر: من اعداد الباحث برنامج SPSS

نلاحظ من خلال الجدول والشكل(4-2) (4-1) علي الترتيب، ان متوسط الرقم القياسي للطعام والشراب متقارب الا انه اعلي لمجموعة فئة الدخل الدنيا يليه فئة الدخل العليا ثم الوسطي.

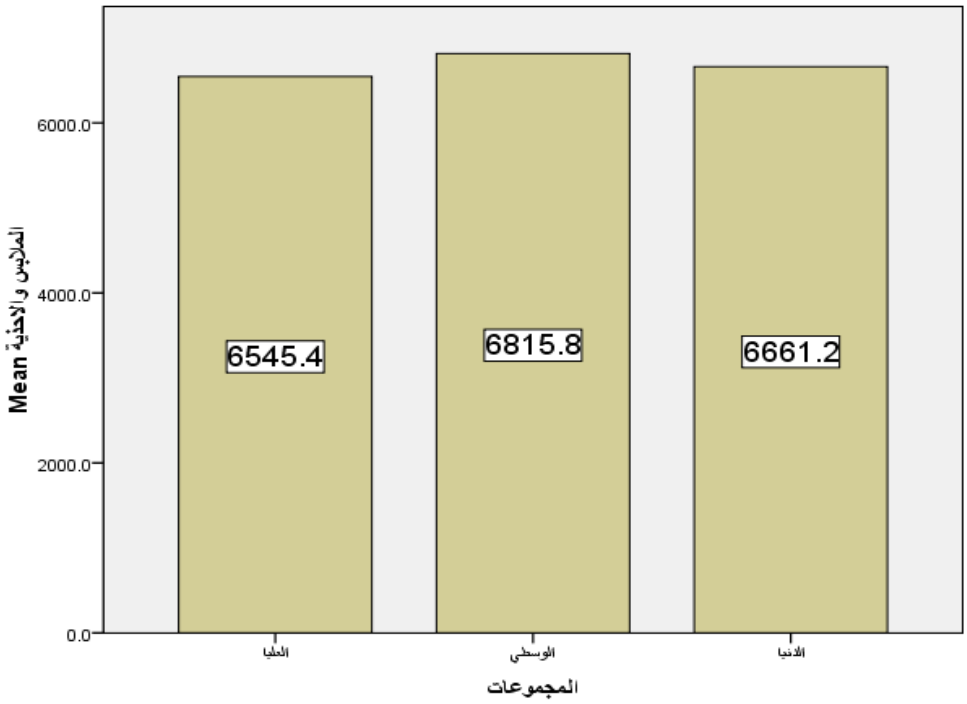
جدول رقم (4-3) يمثل وصف قيم الرقم القياسي للملابس والاحذية لمجموعات الدخل في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م.

المجموعات	N	الوسط الحسابي	الخطأ المعياري للوسط	التباين	الانحراف المعياري
العليا	24	6545.4	1289.2552	39892293.8	6316.0
الوسطي	24	6815.8	1340.8994	43152269.8	6569.0
الدنيا	24	6661.1	1319.9871	41816782.5	6466.5

المجموعات	N	الوسط الحسابي	الخطأ المعياري للوسط	التباين	الانحراف المعياري
العليا	24	6545.4	1289.2552	39892293.8	6316.0
الوسطي	24	6815.8	1340.8994	43152269.8	6569.0
الدنيا	24	6661.1	1319.9871	41816782.5	6466.5
Total	72	6674.1	749.6340	40460483.9	6360.8

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

شكل رقم (4-2) الاعمدة البيانية لقيم الرقم القياسي للملابس والاحذية لمجموعات الدخل في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م.



المصدر: من اعداد الباحث برنامج SPSS

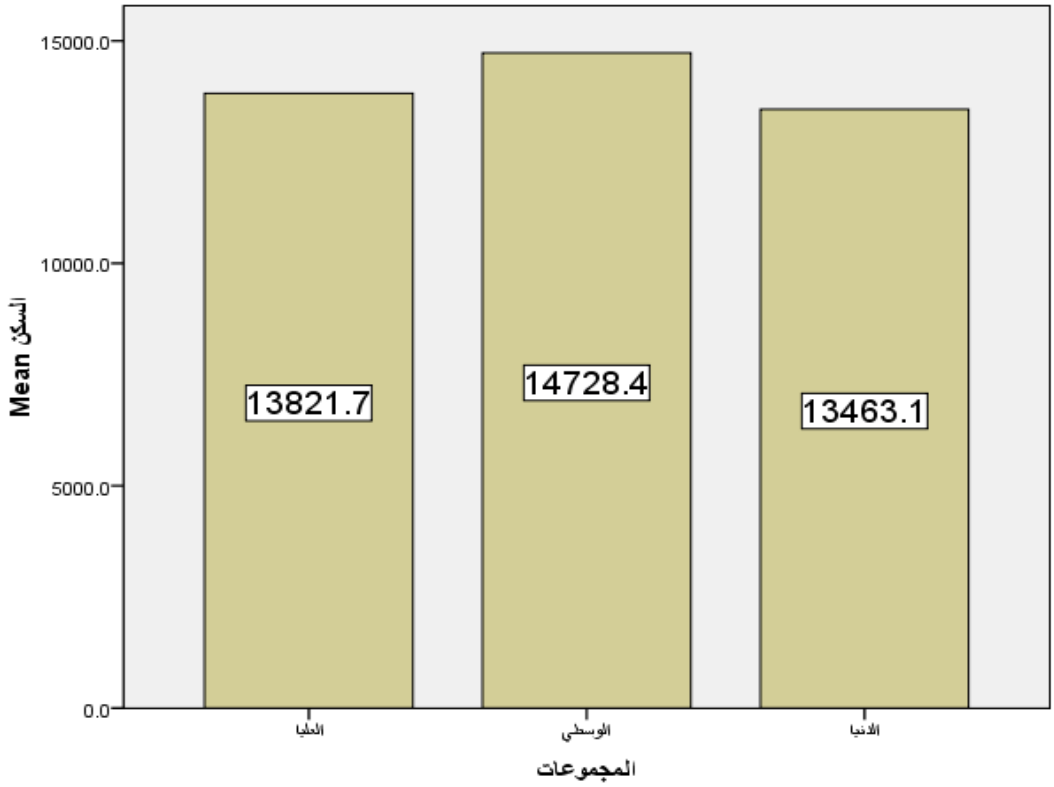
نلاحظ من الجدول والشكل(4-3) (4-3) علي الترتيب لمتوسطات قيم الرقم القياسي لاسعار الملابس والاحذية كان اعلي في مجموعة الدخول الوسطي يليه مجموعة الدخول الدنيا ثم اخيرا الدخول العليا.

جدول رقم (4-4) يمثل وصف قيم الرقم القياسي للسكن لمجموعات الدخل في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م.

المجموعات	N	الوسط الحسابي	الخطأ المعياري للوسط	التباين	الانحراف المعياري
العليا	24	13821.7	3273.9699	257253088.2	16039.1
الوسطي	24	14728.3	3524.0884	298060782.1	17264.4
الدنيا	24	13463.1	3197.3275	245349668.5	15663.6
Total	72	14004.4	1899.0398	259657361.	16113.8

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

شكل رقم (4-3) الأعمدة البيانية لقيم الرقم القياسي للسكن لمجموعات الدخل في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م.



المصدر من اعداد الباحث برنامج spss

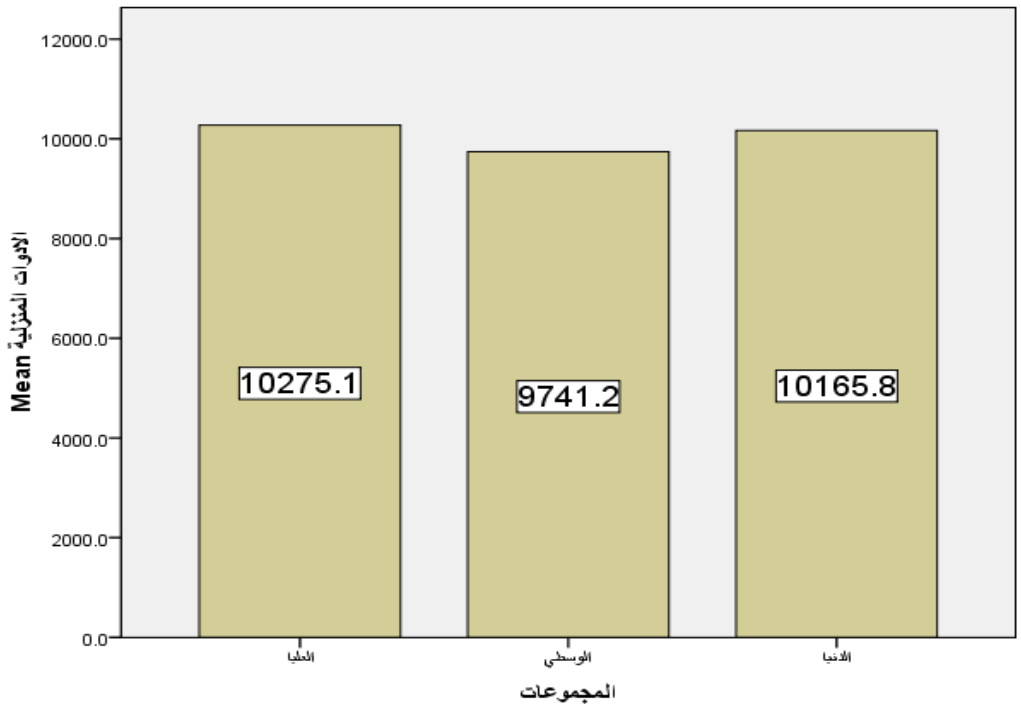
نلاحظ من الجدول والشكل(4-4) (4-3) علي الترتيب لمتوسطات قيم الرقم القياسي لاسعار السكن كان اعلي في مجموعة الدخول الوسطي يليه مجموعة الدخول العليا ثم اخيرا الدخول الدنيا.

جدول رقم (4-5) يمثل وصف قيم الرقم القياسي الأدوات المنزلية لمجموعات الدخل في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م.

المجموعات	N	الوسط الحسابي	الخطأ المعياري للوسط	التباين	الانحراف المعياري
العليا	24	10275.0	2045.4	100413144.0	10020.6
الوسطي	24	9741.1	1898.3	86489006.4	9299.9
الدنيا	24	10165.8	1971.9	93329299.6	9660.7
Total	72	10060.6	1123.1	90832987.1	9530.6

الجدول من اعداد الباحث برنامج spss

شكل (4-4) يمثل الا عمدة البيانية لقيم الرقم القياسي الأدوات المنزلية لمجموعات الدخل في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م.



المصدر من اعداد الباحث برنامج spss

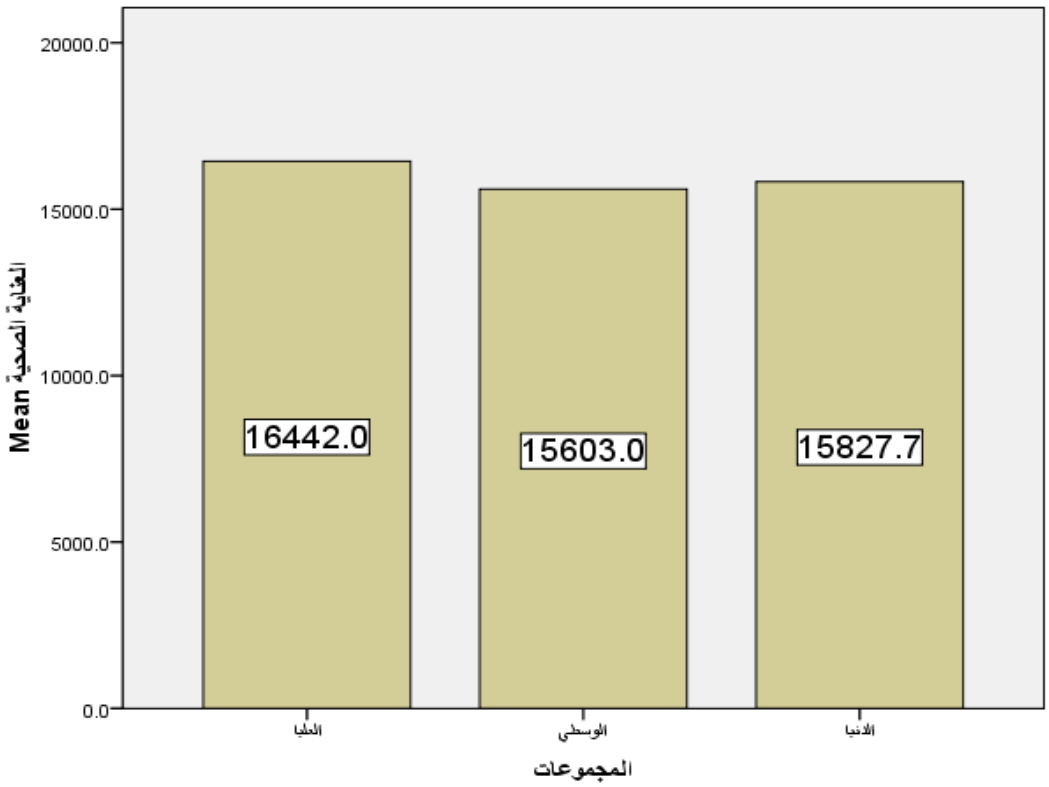
نلاحظ من الجدول والشكل (4-5) (4-4) علي التوالي لمتوسطات قيم الرقم القياسي لاسعار الادوات المنزلية كان اعلي في مجموعة الدخول العليا يليه مجموعة الدخول الدنيا ثم اخيرا الدخول الوسطي.

جدول رقم (4-6) يمثل وصف قيم الرقم القياسي للعناية الصحية لمجموعات الدخل في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م.

المجموعات	N	الوسط الحسابي	الخطأ المعياري للوسط	التباين	الانحراف المعياري
العليا	24	16442.025	3636.6151	317399259.6	17815.7
الوسطي	24	15602.950	3537.6232	300354674.2	17330.7
الدنيا	24	15827.717	3388.2792	275530468.0	16599.1
Total	72	15957.564	2005.2063	289501363.0	17014.7

المصدر من اعداد الباحث برنامج spss

شكل (4-5) يمثل الا عمدة البيانية لقيم الرقم القياسي للعناية الصحية لمجموعات الدخل في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م.



المصدر من اعداد الباحث برنامج spss

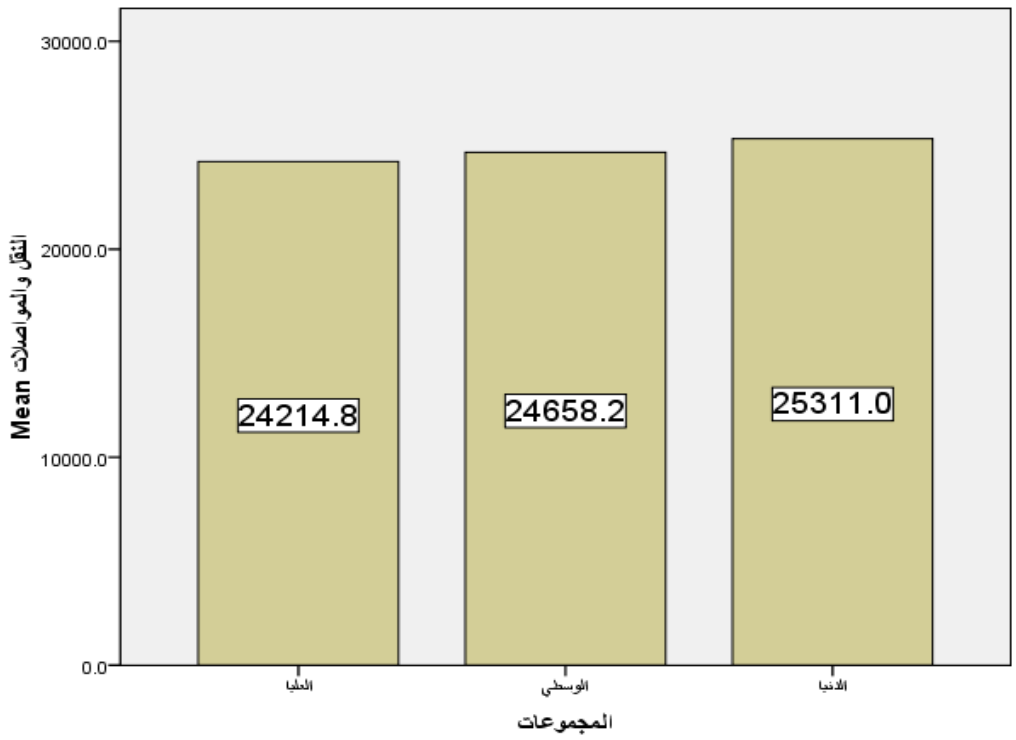
نلاحظ من الجدول والشكل (4-6) (4-6) علي التوالي لمتوسطات قيم الرقم القياسي لاسعار العناية الصحية كان اعلي في مجموعة الدخول العليا يليه مجموعة الدخول الدنيا ثم اخيرا الدخول الوسطي.

جدول رقم (4-7) يمثل وصف قيم الرقم القياسي للنقل والمواصلات لمجموعات الدخل في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م.

المجموعات	N	الوسط الحسابي	الخطأ المعياري للوسط	التباين	الانحراف المعياري
العليا	24	24214.7	5561.6	742357442.8	27246.2
الوسطي	24	24658.2	5768.4	798597514.0	28259.4
الدنيا	24	25311.0	5702.5	780467147.9	27936.8
Total	72	24728.0	3232.2	752215549.8	27426.5

المصدر من اعداد الباحث برنامج spss

شكل (4-6) يمثل الأعمدة البيانية لقيم الرقم القياسي للنقل والمواصلات لمجموعات الدخل في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م.



المصدر من اعداد الباحث برنامج spss

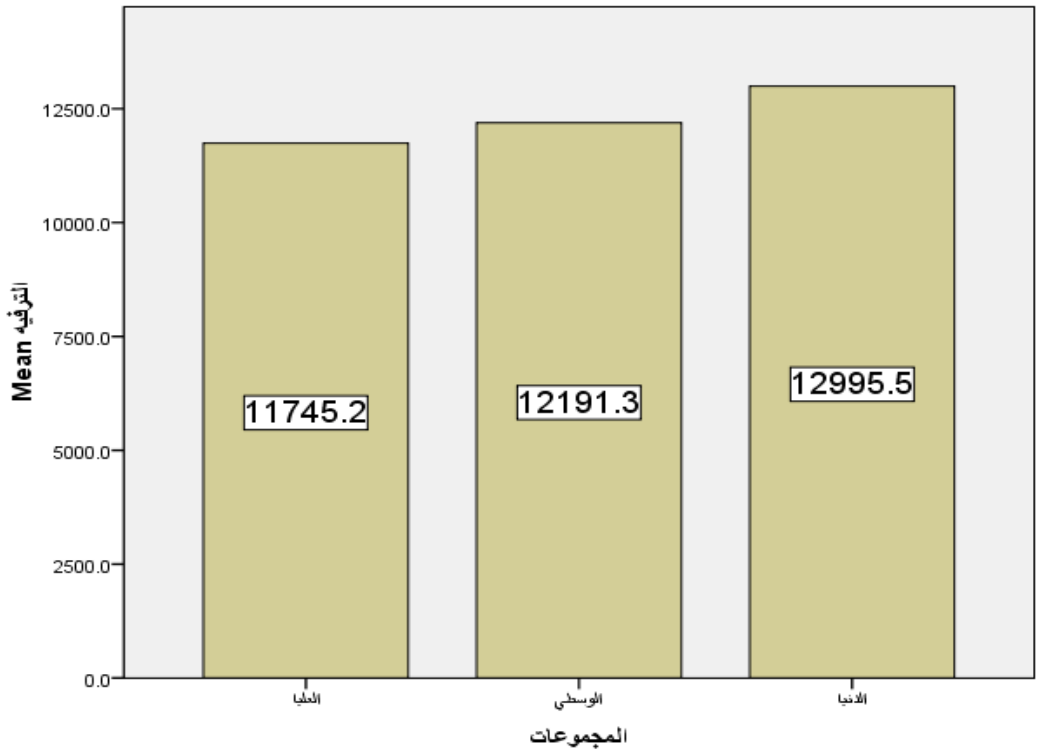
نلاحظ من الجدول والشكل(4-7) (4-6) علي الترتيب لمتوسطات قيم الرقم القياسي لاسعار النقل والمواصلات كان اعلي في مجموعة الدخول الدنيا يليه مجموعة الدخول الوسطي ثم اخيرا الدخول العليا.

جدول رقم (4-8) يمثل وصف قيم الرقم القياسي للترفيه لمجموعات الدخل في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م.

المجموعات	N	الوسط الحسابي	الخطأ المعياري للوسط	التباين	الانحراف المعياري
العليا	24	11745.1	3197.9	245452232.3	15666.9
الوسطي	24	12191.3	3380.4	274259587.9	16560.7
الدنيا	24	12995.5	3745.5	336704167.2	18349.5
Total	72	12310.6	1963.9	277701993.5	16664.3

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

شكل (4-7) يمثل الأعمدة البيانية لقيم الرقم القياسي للترفيه لمجموعات الدخل في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م.



المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

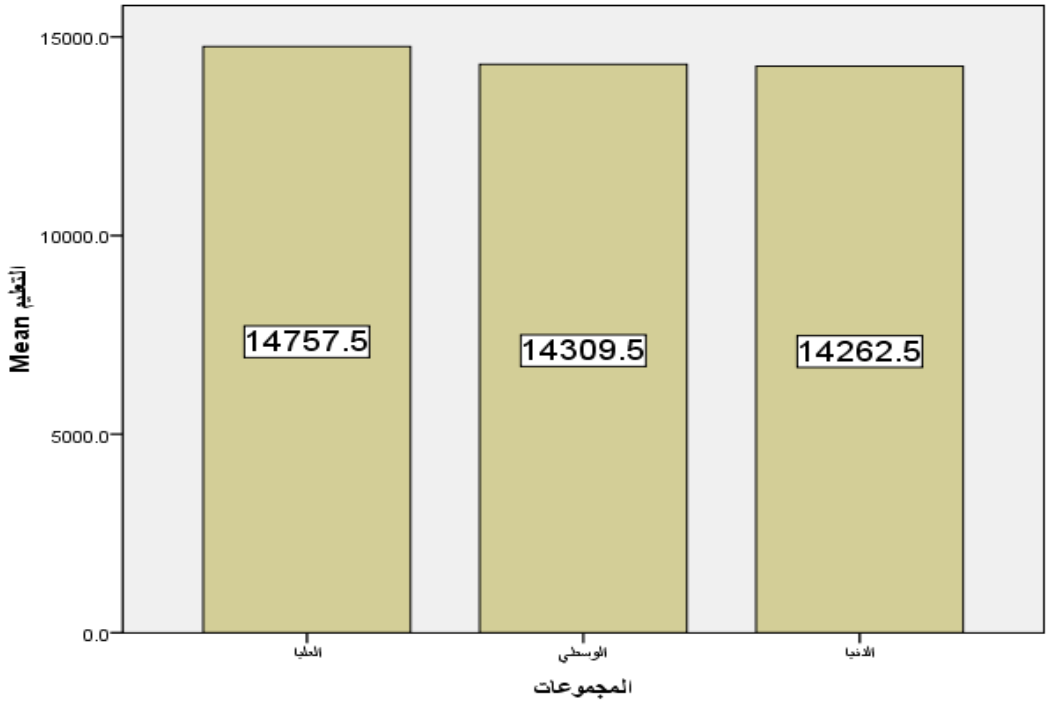
نلاحظ من الجدول والشكل (4-8) (4-8) علي التوالي لمتوسطات قيم الرقم القياسي للترفيه كان اعلي في مجموعة الدخول الدنيا يليه مجموعة الدخول الوسطي ثم اخيرا الدخول العليا.

جدول رقم (4-9) يمثل وصف قيم الرقم القياسي للتعليم لمجموعات الدخل في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م.

المجموعات	N	الوسط الحسابي	الخطأ المعياري للوسط	التباين	الانحراف المعياري
العليا	24	14757.454	3189.5508	244157619.4	15625.5438
الوسطي	24	14309.462	3107.7364	231792619.6	15224.7371
الدنيا	24	14262.483	3096.7238	230152751.8	15170.7861
Total	72	14443.133	1782.5857	228788056.2	15125.7415

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

شكل (4-8) يمثل الأعمدة البيانية لقيم الرقم القياسي للتعليم لمجموعات الدخل في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م.



المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

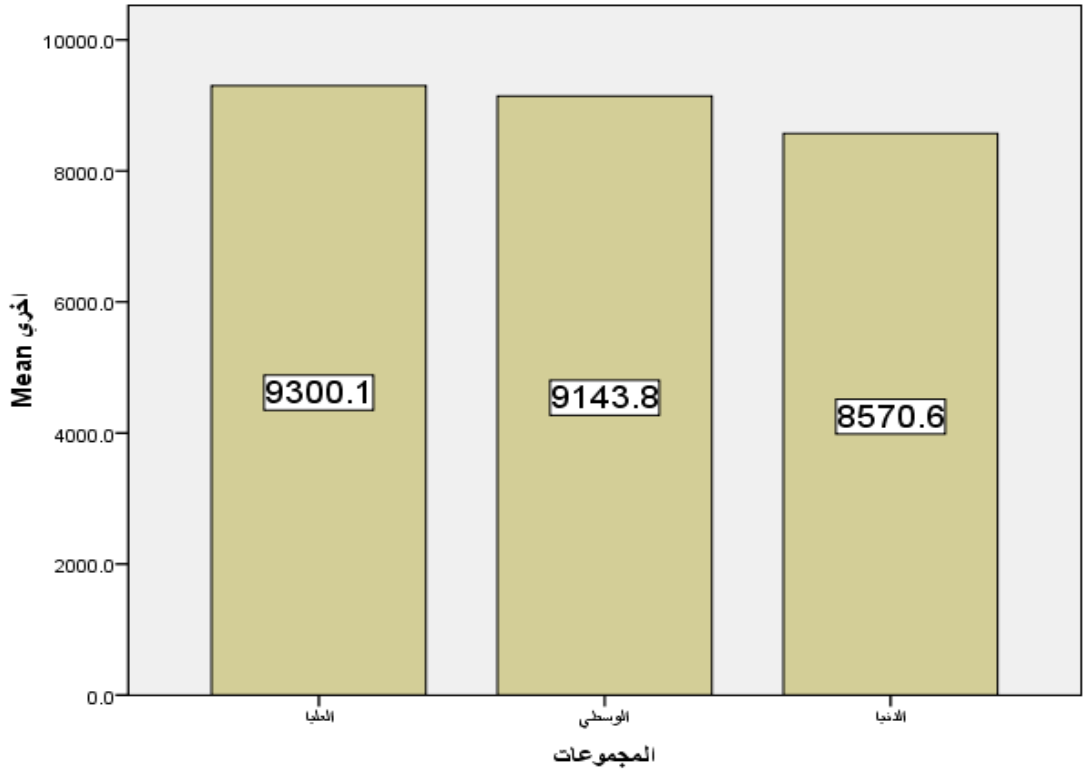
نلاحظ من الجدول والشكل (4-9) (4-8) علي التوالي لمتوسطات قيم الرقم القياسي للتعليم كان اعلي في مجموعة الدخول العليا يليه مجموعة الدخول الوسطي ثم اخيرا الدخول الدنيا.

جدول رقم (4-10) يمثل وصف قيم الرقم القياسي للسلع الاخري لمجموعات الدخل في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م.

المجموعات	N	الوسط الحسابي	الخطأ المعياري للوسط	التباين	الانحراف المعياري
العليا	24	9300.067	1904.3187	87034316.7	9329.2184
الوسطي	24	9143.829	1854.8771	82573652.9	9087.0046
الدنيا	24	8570.550	1861.5074	83165033.8	9119.4865
Total	72	9004.815	1067.0830	81983959.3	9054.4994

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

شكل (4 - 9) يمثل الأعمدة البيانية لقيم الرقم القياسي للسلع الاخري لمجموعات الدخل في الفترة من ١٩٩٠-٢٠١٣م.



المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

نلاحظ من الجدول والشكل (4-10) (4 - 9) علي التوالي لمتوسطات قيم الرقم القياسي للسلع الاخري كان اعلي في مجموعة الدخول العليا يليه مجموعة الدخول الوسطي ثم اخيرا الدخول الدنيا.

4 – 3 اختبار كفاية حجم العينة والسكون

الجدول رقم (4 – 11) يوضح كفاية حجم العينة والسكون

KMO and Bartlett's Test

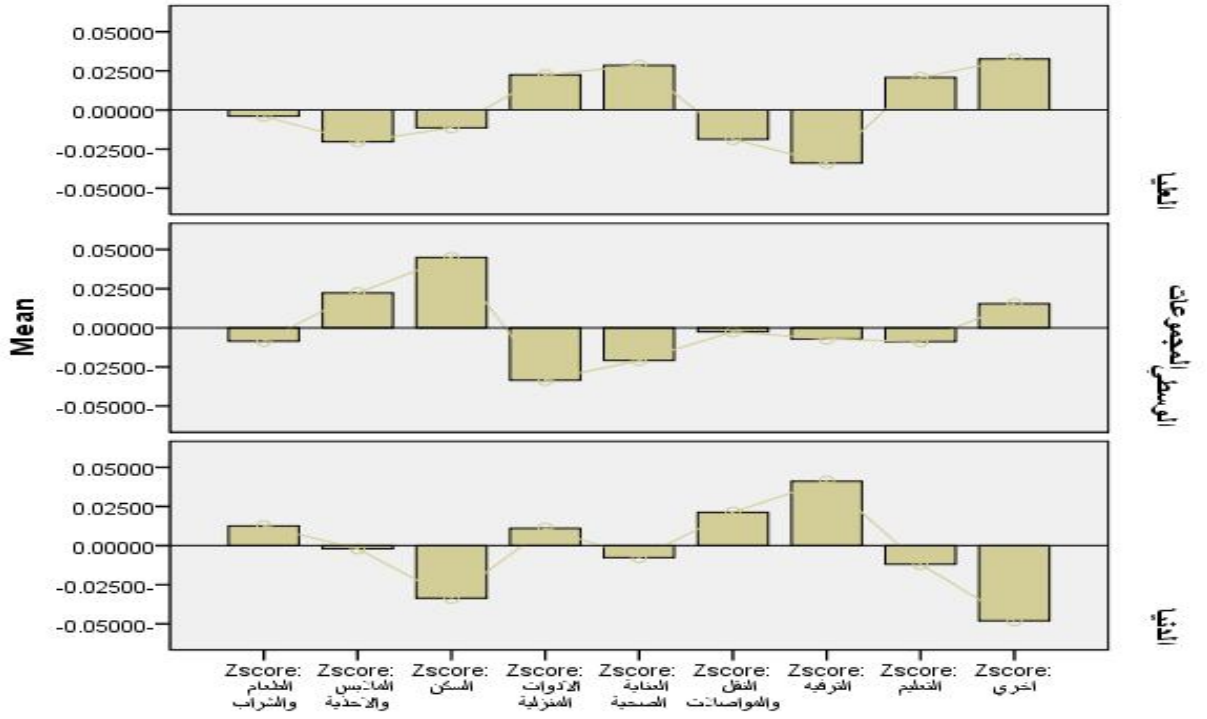
اختبار كفاية حجم العينة لـ (KMO). Kaiser-Meyer-Olkin	0.883
اختبار السكون لـ Bartlett's	1990.466
df	36
Sig.	0.000

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

KMO : هو اختبار كفاية حجم العينة في تفسير الظاهرة المدروسة، كلما اقتربت قيمته من الواحد دل ذلك علي كفاية حجم العينة المأخوذة والعكس ومن خلال الجدول اعلاه نلاحظ ان قيمة KMO عالية تقترب من الواحد وبالتالي دل ذلك علي كفاية حجم العينة للدراسة

Bartlette: تتوفر بعض الاحصائيات التي تستخدم وصف نوعية السلسلة الزمنية حيث اننا ي هذا البحث نستخدم بيانات سلسلة الارقام القياسية لاسعار المستهلكين لمجموعات الدخل وهي بيانات سلسلة زمنية، وبالتالي لابد من معرفة سكون السلسلة الزمنية. وتستخدم احصائية بارتليت للكشف عن معاملات الارتباط الذاتي وهي تتبع توزيع كاي تربيع بدرجة حرية تساوي (عدد معاملات الارتباط الذاتي – ١). وبالرجوع الي الجدول (5 – 1) اعلاه نجد ان قيمة sig 0.000 = عند مستوي المعنوية 0.05 وهذا يدل علي ان جميع معاملات الارتباط الذاتي تختلف جوهريا عن الصفر. وهذا يدل علي ان سلسلة الارقام القياسية غير ساكنة.

الشكل رقم (4 – 10) يبين نمط السلسلة الزمنية لمجموعات الدخل للارقام القياسية



المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

4 – 4 اختبار شروط التحليل التمييزي:

مقدمة:

نقوم في هذا الجانب باستخدام خطوات التحليل التمييزي وذلك من اجل الوصول الي دوال تمييز يمكن ان تستخدم في تصنيف الافراد حسب مجموعات الدخل (العليا، الوسطي والدنيا) وللوصول الي ذلك لا بد اولا من التاكد من شروط ومتطلبات استخدام البيانات للتحليل التمييزي من حيث التوزيع الطبيعي، وتساوي مصفوفة التباينات والتغايرات، ووجود علاقة خطية بين المتغيرات المنبئة. وذلك من اجل معالجة البيانات ان كانت لا تتوفر فيها الشروط المطلوبة، ومن ثم عمل التحليل التمييزي والتصنيف.

اولا: شرط التوزيع الطبيعي.

جدول رقم (4 – 12) يمثل اختبار شرط التوزيع الطبيعي للبيانات

المجموعات السلعية	Kolmogorov-Smirnov Z	Asymp. Sig. (2-tailed)
الطعام والشراب (الغذاء)	1.975	0.001
الملابس والأحذية	1.997	0.001
السكن	1.990	0.001
الأدوات المنزلية	1.960	0.001
العناية الصحية	1.921	0.001
النقل والمواصلات	1.930	0.001
الترفيه	2.384	0.001
التعليم	2.975	0.001
أخري	1.945	0.001

المصدر: اعداد الباحث برنامج SPSS

من المخرجات اعلاه يبتين ان البيانات المجمعة في كل المتغيرات المدروسة لا تتبع التوزيع الطبيعي حيث ان قيمة مستوي الدلالة لكل منها اصغر من 0.05 المستوي المحدد لهذه البيانات وبالتالي حسب ما هو مشار اليه في البند (2 – 10) في حالة ان تكون البيانات غير طبيعية فانه يمكن الحصول علي بيانات اكثر اقترابا من التوزيع الطبيعي وبالتالي فاننا سوف نقوم بتحويل البيانات الي بيانات طبيعية معيارية حسب الجدول الملحق رقم ( ) ليتم التحليل علي ضوئها.

ثانيا: اختبار شرط تساوي مصفوفات التباينات والتغايرات المشتركة. (Box'M)

جدول رقم (4 – 13) يمثل اختبار شرط تساوي مصفوفات التباينات المشتركة

Test Results

Box's M		405.826
F	Approx.	3.659
	df1	90
	df2	1.304E4
	Sig.	.000

.

المصدر: اعداد الباحث برنامج SPSS

لمعرفة مدي تجانس افراد المجموعات يمكن الاستعانة باختبار (Box'M) حيث يتبين من النتائج في الجدول اعلاه ان مستوي الدلالة sig = 0.000 والذي هو اقل من مستوي الدلالة المعتمد في الدراسة $\alpha = 0.05$ مما يوجب رفض الفرضية الصفرية والذي يعني عدم تساوي مصفوفات التباينات المشتركة وذلك يتطلب كما هو مشار اليه في الفصل الثاني البند (2 – 10) انه اذا كانت مصفوفات التباينات المشتركة غير متساوية فانه يمكن استخدام صيغة خطية او تربيعية للحصول علي الدالة التمييزية كما هو مشار اليه في المعادلات (2- 36)، (2- 37) للتحليل التمييزي.

ثالثا: اختبار تساوي متوسطات المجموعات

جدول رقم (4 – 14) يمثل اختبار تساوي متوسطات المجموعات

Tests of Equality of Group Means

	Wilks' Lambda	F	df1	df2	Sig.
الطعام والشراب	1.000	.003	2	69	.997
الملابس والاحذية	1.000	.011	2	69	.989
السكن	.999	.038	2	69	.963
الادوات المنزلية	.999	.020	2	69	.980
العناية الصحية	1.000	.015	2	69	.985
:النقل والمواصلات	1.000	.009	2	69	.991
الترفيه	.999	.034	2	69	.967
التعليم	1.000	.008	2	69	.992
اخري	.999	.042	2	69	.959

من خلال الجدول (4 – 14) يتضح إن قيمة sig في كل المتغيرات اكبر من مستوي الدلالة 0.05 مما يعني وجود فرق ذو دلالة إحصائية بين المتوسطات في المجموعات العليا والوسطي والدنيا.

4 – 5 إجراء التحليل التمييزي:-

١- الحصول علي فروقات المتوسطات والانحرافات المعيارية بين المجموعات:

جدول رقم (4 – 15) يمثل فروق المتوسطات وانحرافات المجموعات السلعية المختلفة.

مجموعة الاحصاءات					
المجموعات		الوسط الحسابي	الانحراف المعياري	عدد البيانات المدخلة	
				غير مرجح	مرجح
العليا	الطعام والشراب	-.0039581-	1.0100	24	24.000
	الملابس والأحذية	-.0202346-	.9923	24	24.000
	السكن	-.0113372-	.9953	24	24.000
	الأدوات المنزلية	.0224954	1.0514	24	24.000
	العناية الصحية	.0284730	1.0476	24	24.000
	:النقل والمواصلات	-.0187128-	.9937	24	24.000
	الترفيه	-.0339350-	.9407	24	24.000
	التعليم	.0207805	1.0336	24	24.000
	أخري	.0326083	1.0301	24	24.000
الوسطي	الطعام والشراب	-.0085996-	1.0037	24	24.000
	الملابس والأحذية	.0222741	1.0329	24	24.000
	السكن	.0449277	1.0713	24	24.000
	الأدوات المنزلية	-.0335261-	.9755	24	24.000
	العناية الصحية	-.0208416-	1.0187	24	24.000
	:النقل والمواصلات	-.0025438-	1.0309	24	24.000
	الترفيه	-.0071621-	.9935	24	24.000
	التعليم	-.0088373-	1.0064	24	24.000
	أخري	.0153530	1.0035	24	24.000
الدنيا	الطعام والشراب	.0125577	1.0283	24	24.000
	الملابس والأحذية	-.0020396-	1.0162	24	24.000
	السكن	-.0335905-	.9724	24	24.000
	الأدوات المنزلية	.0110307	1.0139	24	24.000
	العناية الصحية	-.0076315-	.9751	24	24.000
	:النقل والمواصلات	.0212566	1.0184	24	24.000
	الترفيه	.0410972	1.1014	24	24.000
	التعليم	-.0119432-	1.0021	24	24.000
	أخري	-.0479613-	1.00713	24	24.000

٢ - مصفوفة التباينات والتغايرات المدمجة والارتباطات بين المتغيرات

جدول رقم (4 – 16) يوضح مصفوفة التباينات والتغايرات المدمجة ومصفوفة الارتباطات بين المتغيرات.

		الغذاء	الملابس والاحذية	السكن	الادوات المنزلية	العناية الصحية	النقل والمواصلات	الترفيه	التعليم	اخري
التغاير	الغذاء	1.029	.971	1.015	.947	1.007	.999	.970	1.011	.967
	الملابس والاحذية	.971	1.029	.947	1.014	.973	.949	.849	1.004	.994
	السكن	1.015	.947	1.028	.909	1.011	1.002	.993	1.006	.957
	الادوات المنزلية	.947	1.014	.909	1.028	.946	.919	.805	.975	.969
	العناية الصحية	1.007	.973	1.011	.946	1.029	1.017	.956	1.016	.979
	:النقل والمواصلات	.999	.949	1.002	.919	1.017	1.029	.939	1.003	.963
	الترفيه	.970	.849	.993	.805	.956	.939	1.028	.935	.855
	التعليم	1.011	1.004	1.006	.975	1.016	1.003	.935	1.029	.997
	اخري	.967	.994	.957	.969	.979	.963	.855	.997	1.028
الارتباط	الغذاء	1.000	.944	.987	.921	.979	.971	.944	.982	.940
	الملابس والاحذية	.944	1.000	.921	.985	.946	.922	.826	.976	.967
	السكن	.987	.921	1.000	.884	.983	.974	.966	.978	.931
	الادوات المنزلية	.921	.985	.884	1.000	.919	.893	.783	.948	.943
	العناية الصحية	.979	.946	.983	.919	1.000	.989	.930	.988	.952
	:النقل والمواصلات	.971	.922	.974	.893	.989	1.000	.913	.975	.937
	الترفيه	.944	.826	.966	.783	.930	.913	1.000	.909	.832
	التعليم	.982	.976	.978	.948	.988	.975	.909	1.000	.970
	اخري	.940	.967	.931	.943	.952	.937	.832	.970	1.000

a. The covariance matrix has 69 degrees of freedom.

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

٣ - تجانس المجموعات التمييزية

جدول رقم (4 – 17) يوضح تجانس المجموعات التمييزية **Log Determinants**

Log Determinants

المجموعات	Rank	Log Determinant
العليا	9	-39.170-
الوسطي	9	-36.375-
الدنيا	9	-31.970-
Pooled within-groups	9	-29.957-

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

جدول رقم (4 – 18) يوضح تجانس المجموعات التمييزية **Test Results**

Test Results

Box's M		405.826
F	Approx.	3.659
	df1	90
	df2	1.304E4
	Sig.	.000

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

لمعرفة مدي تجانس مجموعات المتغيرات التمييزية تم اجراء اختبار Log Determinants و Box's M في الجدولين (5 – 17) و (5 – 18) حيث أشارت النتائج في الجدول الأول الي ان قيم Log Determinants غير متساوية للمجموعات الثلاثة مما يدل علي عدم تجانس قيم المجموعات الثلاث كذلك تشير النتائج الي ان قيم sig = 0.000 وهي اصغر من قيمة مستوي الدلالة 0.05 المحدد للدراسة مما يوجب رفض الفرضية العدمية الدالة علي تجانس المجموعات التمييزية.

وتشير الدراسات الي انه في حالة عدم تجانس المجموعات التمييزية فانه يمكن استخدام صيغة خطية او تربيعية لإجراء التحليل التمييزي وهو ما تشير إليه المعادلات في البند (2 – 10) المعادلات (2- 36) ، (2- 37).

٤- جدول قيم الجذر الكامن

جدول رقم (4 – 19) يوضح قيم الجذر الكامن **Eigenvalues**

Eigenvalues

الدالة	الجذر المميز	للتباين %	% التراكمي	الارتباط القانوني
1	.436[a]	64.2	64.2	.551
2	.243[a]	35.8	100.0	.442

a. First 2 canonical discriminant functions were used in the analysis.

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

يبين الجدول (4 – 19) ان للدالة جذرين كامنين **Eigenvalues** حسب إتباع أسلوب التحليل المتدرج، حيث كانت قيمة الجذر الاول 0.436 مما يشير الي ان للدالة التمييزية مقدرة متوسطة علي التمييز. فكلما اقتربت قيمة الجذر الكامن من الواحد الصحيح دل ذلك علي ان للدالة قدرة عالية علي التمييز والعكس صحيح وما يؤكد تلك النتيجة ان 64% من التباين كان مفسرا. كذلك قيمة الجذر الكامن الثاني ضعيفة جدا تبلغ 0.243 وتشير تلك النسبة الي ان 35.8% فقط من التباين كان مفسرا.

وتحسب الـ**Eigenvalue** بقسمة مجموع مربعات التباينات بين المجموعات (BSS) علي الجذر التربيعي لمجموع مربعات التباينات داخل المجموعات (WSS). اما فيما يتعلق بالارتباط التجميعي Canonical Correlation فقد بلغت قيمته للجذر الكامن الاول 0.551 وهي تدل علي قدرة متوسطة علي التمييز اما بالنسبة للارتباط التجميعي للجذر الكامن الثاني فقد كانت قميته 0.442 ويدل ذلك علي قدرة دون الوسط علي التمييز.

ويحسب الارتباط التجميعي القانوني بقسمة مجموع مربعات التباينات بين المجموعات (BSS) علي الجذر التربيعي لمجموع مربعات التباينات الكلي (TSS)

٥-جدول Wilks Lambda

جدول رقم (4 – 20) يوضح مدي اهمية الدالة التمييزية في التمييز بين المجموعات

Wilks' Lambda

Test of Function(s)	Wilks' Lambda	Chi-square	df	Sig.
1 through 2	.560	37.666	18	.004
2	.804	14.154	8	.078

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

يشير جدول (4 – 20) Wilks Lambda الي مدي اهمية الدالة التمييزية في التمييز بين المجموعات وحسب اتباع اسلوب التحليل المتدرج توجد قيمتان لـLambda حيث تشير القيمة الاولي 0.56 من

البيانات في المعادلة التمييزية تفسر التغير في عضوية المجموعات. ويحسب اختبار Lmbda بقسمة مجموع مربعات التباينات داخل المجموعات (WSS) علي مجموع مربعات التباينات الكلي (TSS) وحيث ان قيمة اختبار كاي تربيع البالغة 37.666 اكبر من قيمتها الجدولية البالغة 15.1 بدرجات حرية 8 وبالتالي يمكن الاستنتاج ان هناك فروق ذات دلالة احصائية بين المجموعات تعود الي المتغيرات المنبئة وما يؤكد ذلك ان قيمة مستوي المعنوية كان ضعيفا sig = 0.004

اما قيمة Wilks Lambda الاخري فقد كانت 0.804 من البيانات في المعادلة التمييزية تفسر التغير في عضوية المجموعات، وحيث ان قيمة اختبار كاي تربيع تبلغ 14.154 وهي اصغر من قيمتها الجدولية المشار اليها اعلاه فانه يمكن الاستنتاج بانه ليس هناك فروق ذات دلالة احصائية بين المجموعات في المرحلة الثانية من اسلوب التحليل التمييزي المتدرج وما يؤكد ذلك ان قيمة sig = 0.078 وهي اكبر من مستوي الدلالة $\alpha = 0.05$

٦-جدول معاملات الدالة التمييزية المعيارية التجميعية.

جدول رقم (4 – 21) يبين معاملات الدالة التمييزية المعيارية التجميعية.

Standardized Canonical Discriminant Function Coefficients

	الدالة	
	1	2
الطعام والشراب	-2.575-	-.015-
الملابس والاحذية	9.080	3.661
السكن	9.142	-8.989-
الادوات المنزلية	-2.041-	-.405-
العناية الصحية	-3.167-	-4.908-
النقل والمواصلات	3.521	6.289
الترفيه	-1.027-	5.647
التعليم	-12.228-	-1.351-
اخري	-.517-	.549

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

يشير الجدول (4 – 21) الي معاملات الدالة التمييزية المعيارية التي تعبر عن الارتباط التجميعي بين الدالة التمييزية وكل متغير من المتغيرات المستقلة التي تم ادخالها في عملية التحليل التمييزي معبر عنها بوحدات قياس معيارية. وفي هذا البحث وحسب اسلوب التحليل المتدرج للدالة الاولي فان متغير السكن له الوزن الاكبر المؤثر في زيادة قوة التمييز بين المجموعات حيث كان مقدار قوة التمييز بين الارتباط التجميعي والدالة التمييزية 9.142 يليه في ذلك الملابس والاحذية، ثم النقل والمواصلات، اخري، الترفيه، الادوات المنزلية، الطعام والشراب، العناية الصحية والتعليم.

اما الدالة الثانية للتحليل المتدرج فان متغير النقل والمواصلات له الوزن الاكبر المؤثر في زيادة قوة التمييز بين المجموعات يليه في ذلك الترفيه، الملابس والاحذية، اخر ي، الطعام والشراب، الادوات المنزلية، التعليم، والعناية الصحية.

٧-جدول المصفوفة الهيكلية:-

جدول رقم (4 – 22) يوضح المصفوفة الهيكلية لمعاملات الارتباط.

المصفوفة الهيكلية

	الدالة	
	1	2
السكن	.041*	-.040-
الادوات المنزلية	-.036*	.008
العناية الصحية	-.029*	-.018-
الملابس والاحذية	.026*	.003
اخري	-.002-	-.071*
الترفيه	.009	.062*
النقل والمواصلات	.006	.032*
التعليم	-.016-	-.021*
الطعام والشراب	-.005-	.017*

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

يشير الجدول (4 – 22) الي معاملات الارتباط داخل المجموعات بين كل متغير من المتغيرات المنبئة الداخلة في التحليل وقيمة Z للدالة التمييزية، وقد كان معامل الارتباط مع متغير السكن أقواها علي الرغم من ضعف قيمة الارتباط. هذا للدالة الأولي حسب التحليل التمييزي المتدرج. اما معامل الارتباط داخل المجموعات بين كل متغير من المتغيرات الداخلة في التحليل وقيمة Z للدالة التمييزية كان معامل الارتباط مع متغير الترفيه.

٨-جدول المعاملات التمييزية غير المعيارية

جدول رقم (4 – 23) يوضح المعاملات التمييزية غير المعيارية

معاملات الدالة التمييزية غير المعيارية

	Function	
	1	2
الطعام والشراب	-2.539-	-.014-
الملابس والاحذية	8.953	3.609
السكن	9.017	-8.867-
الادوات المنزلية	-2.012-	-.399-
العناية الصحية	-3.123-	-4.839-
النقل والمواصلات	3.471	6.201
الترفيه	-1.013-	5.570
التعليم	-12.056-	-1.332-
اخري	-.510-	.541
(Constant)	.000	.000

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

هذا الجدول يوضح المعاملات التمييزية غير المعيارية للارتباط بين كل متغير من المتغيرات المستقلة المنبئة الداخلة في التحليل وبين الدالة التمييزية. وتحسب الدرجة التمييزية Discriminant score(DS) من خلال ضر المعاملات التمييزية غير المعيارية في قيم المتغيرات الداخلة في التحليل وجمع الناتج واضافته الي قيمة الثابت والتي بلغت 0.000 في الدالتين الناتجتين من التحليل التمييزي المتدرج.

٩-جدول الدالة التمييزية ومتوسطات المجموعات

جدول رقم (4 – 24) يوضح الدالة التمييزية ومتوسطات المجموعات.

Functions at Group Centroids

	Function	
المجموعات	1	2
العليا	-.705-	-.434-
الوسطي	.856	-.239-
الدنيا	-.151-	.673

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

يبين الجدول (4 – 24) الدالة التمييزية التجميعية غير المعيارية مقيمة حسب متوسطات المجموعات، فقد كان متوسط فئة الدخول العليا للدالة الاولي حسب التحليل التمييزي المتدرج -0.705- وللدالة الثانية المتدرجة -0.434- ، وكان قيمة متوسط الدالة الاولي لفئة الدخول الوسطي هي 0.856 وللدالة الثانية كانت -0.239- اما متوسط الدالة الاولي لفئة الدخول الدنيا فقد كان المتوسط -0.151- وللدالة الثانية كان المتوسط 0.673 ، نشير الي ان الاشارة السالبة تعني ان ارتفاع درجات المتغيرات الداخلة في التحليل تؤدي الي ارتفاع احتمالات الانضمام الي المجموعة المشار اليها، اما الاشارة الموجبة تعني ان ارتفاع دراجات المتغيرات الداخلة في التحليل تؤدي الي ارتفاع احتمالات الانضمام الي المجموعات الاخري.

١٠-جدول ملخص الحالات الخاضعة للتمييز.

جدول رقم (4 – 25) يوضح ملخص الحالات الخاضعة للتمييز.

Classification Processing Summary

المعتمدة		72
المضمنة	قيم مفقودة او خارج نطاق التكويد	0
	علي الاقل متغير تمييزي مفقود	0
المستخدمة في المخرجات		72

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

يبين الجدول (4 – 25) وضع الحالات المدخلة في شاشة تحرير البيانات كعدد ونسبة الحالات المكتملة البيانات، وعدد ونسبة الحالات التي تشمل قيما مفقودة، وفي بحثنا هذا فان عدد البيانات التي تم ادخالها في شاشة تحرير البيانات بلغ 72 حالة وقد تم إخضاعها جميعا للمعالجة بحيث ظهرت جميعها في المخرجات.

١١-جدول الاحتمالات القبلية

جدول رقم (4 – 26) يوضح الاحتمالات القبلية للانضمام للمجموعات

Prior Probabilities for Groups

المجموعات	الاحتمال القبلي	الحالات المستخدمة في التحليل	
		غير مرجحة	مرجحة
العليا	.333	24	24.000
الوسطي	.333	24	24.000
الدنيا	.333	24	24.000
Total	1.000	72	72.000

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

يبين الجدول (4 – 26) ان الاحتمالات القبلية للانضمام لكل مجموعة قد بلغ 0.333 حيث قام البرنامج بتحديد هذه النسب تلقائيا حيث كان عدد بيانات كل مجموعة 24 حالة.

الملحق رقم (3) يوضح الاحتمالات القبلية للانضمام للمجموعات يشير العمود Dis_1 المجموعة التي يتوقع ان ينضم اليها كل مفردة، العمود Dis1_1 ، Dis2_1، يشيرا الي الدرجات التمييزية المستخرجة

من الدالة الأولي والثانية. العمود Dis2_2، Dis3_2 يشيران الي احتمالات العضوية في المجموعات للدالة الأولي والثانية.

١٢- معاملات الدوال التمييزية

جدول رقم (4 – 27) يمثل معاملات الدالة التمييزية

Classification Function Coefficients

	المجموعات		
	العليا	الوسطي	الدنيا
والشراب الطعام	1.797	-2.170-	.373
والاحذية الملابس	-7.882-	6.801	1.081
السكن	-2.509-	9.840	-7.331-
المنزلية الادوات	1.593	-1.627-	.034
الصحية العناية	4.304	-1.516-	-2.788-
والمواصلات النقل	-5.141-	1.488	3.653
الترفيه	-1.705-	-2.199-	3.904
التعليم	9.081	-10.002-	.921
اخري	.125	-.566-	.441
(Constant)	-1.442-	-1.494-	-1.337-

Fisher's linear discriminant functions

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

وبالتالي فان المعادلات تتكون من الآتي:-

الدالة التمييزية لفئة الدخول العليا

Y= -1.442 + *1.797* x_1 - 7.882 x_2 - 2.509 x_3 + 1.593 x_4 + 4.304 x_5 - 5.141 x_6 -1.705 x_7 + 9.081 x_8+*0*.125x_9

الدالة التمييزية لفئة الدخول الوسطي

Y= -1.494 - 2.170 x_1 + 6.801 x_2 + 9.840 x_3 -1.627 x_4 -1.516 x_5 + 1.488 x_6 -2.199 x_7 -10.002 x_8 -.566 x_9

الدالة التمييزية لفئة الدخول الدنيا

Y= -1.337 + 0.373 x_1 + 1.081 x_2 -7.331 x_3 + 0.034 x_4 -2.788 x_5 + 3.653 x_6 +3.904 x_7 +0.921 x_8 +0.441 x_9

١٣ - جدول إحصاءات بيانات البحث.

يظهر الجدول (4 – 28) أدناه معلومات تفيد اكتشاف أرقام الحالات المدخلة في شاشة تحرير البيانات التي صنفت بشكل خاطئ. حيث يتم التوصل الي هذه الحالات من خلال قياس المسافة بين مربع Mahalanobis وبين متوسطات المجموعات، وتشير العلامة (**) للدلالة علي ان الحالات قد تم تصنيفها بشكل خاطئ .

جدول رقم (4 – 28) يمثل احصاءات بيانات البحث.

	Case Number	Actual Group	Highest Group					Second Highest Group			Discriminant Scores	
			Predicted Group	P(D>d | G=g)		P(G=g | D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g | D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	Function 2
				p	df							
Original	1	1	1	.848	2	.338	.330	3	.336	.361	-.113-	-.049-
	2	1	2**	.753	2	.356	.567	3	.327	.408	.012	-.077-
	3	1	2**	.716	2	.358	.667	1	.327	.510	.030	-.242-
	4	1	2**	.753	2	.356	.567	3	.327	.408	.012	-.077-
	5	1	3**	.938	2	.402	.128	1	.312	.615	-.294-	.341
	6	1	2**	.827	2	.528	.381	3	.262	1.458	.747	.205
	7	1	2**	.935	2	.482	.134	3	.281	.887	.446	-.066-
	8	1	3**	.866	2	.511	.288	1	.256	1.654	-.557-	.734
	9	1	3**	.106	2	.386	4.491	1	.315	4.881	-1.751-	.785
	10	1	1	.912	2	.779	.184	3	.155	3.426	-1.160-	-.653-
	11	1	1	.266	2	.799	2.646	3	.191	5.526	-.741-	-1.850-
	12	1	1	.635	2	.880	.907	3	.106	5.153	-1.114-	-1.371-
	13	1	1	.526	2	.643	1.285	3	.278	2.983	-.450-	-1.270-
	14	1	1	.112	2	.999	4.383	3	.001	19.134	-2.910-	-1.651-
	15	1	1	.044	2	.975	6.255	2	.016	14.858	-2.968-	-.355-

	16	1	1	.956	2	.646	.090	3	.237	2.114	-.717-	-.698-

تابع جدول رقم (4 – 28)

			Highest Group					Second Highest Group			Discriminant Scores	
				P(D>d | G=g)								
	Case Number	Actual Group	Predicted Group	p	df	P(G=g | D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g | D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	Function 2
Original	17	1	1	.002	2	1.000	12.041	3	.000	28.843	-2.653-	-3.862-
	18	1	1	.138	2	.852	3.957	2	.080	9.020	-2.305-	-.056-
	19	1	1	.842	2	.336	.343	3	.334	.375	-.094-	-.064-
	20	1	1	.840	2	.335	.349	3	.334	.369	-.090-	-.058-
	21	1	1	.851	2	.341	.323	3	.334	.381	-.115-	-.068-
	22	1	1	.854	2	.342	.316	3	.334	.380	-.122-	-.066-
	23	1	2**	.722	2	.338	.651	3	.337	.336	-.059-	-.022-
	24	1	2**	.771	2	.358	.521	3	.342	.288	.038	.068
	25	2	1**	.867	2	.349	.286	3	.336	.377	-.160-	-.057-
	26	2	2	.732	2	.345	.624	3	.331	.378	-.032-	-.060-
	27	2	3**	.911	2	.364	.186	1	.319	.433	-.140-	.158
	28	2	3**	.980	2	.446	.041	1	.281	.949	-.261-	.527
	29	2	3**	.892	2	.354	.228	2	.324	.728	-.115-	.099
	30	2	2	.918	2	.678	.171	3	.174	2.564	1.027	-.032-

	31	2	2	.697	2	.945	.722	3	.031	7.202	1.824	-.503-
	32	2	2	.814	2	.392	.412	3	.315	.523	.142	-.116-

تابع جدول رقم (4 – 28)

			Highest Group					Second Highest Group			Discriminant Scores	
				P(D>d | G=g)								
	Case Number	Actual Group	Predicted Group	p	df	P(G=g | D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g | D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	Function 2
Original	33	2	3**	.879	2	.514	.258	2	.244	2.074	.200	.850
	34	2	2	.390	2	.893	1.881	1	.063	6.840	1.936	.099
	35	2	2	.233	2	.876	2.917	3	.102	6.883	1.450	-1.516-
	36	2	2	.847	2	.890	.333	3	.064	5.262	1.507	-.497-
	37	2	2	.352	2	.982	2.086	1	.010	10.950	2.389	-.350-
	38	2	2	.489	2	.983	1.429	3	.010	10.256	2.220	-.640-
	39	2	2	.339	2	.498	2.163	3	.258	3.152	1.187	.630
	40	2	2	.010	2	.999	9.203	1	.001	23.116	3.869	-.153-
	41	2	2	.002	2	.869	12.901	3	.131	16.362	2.187	-2.933-
	42	2	2	.523	2	.950	1.296	3	.037	7.461	1.732	-1.073-
	43	2	1**	.842	2	.336	.344	3	.334	.375	-.094-	-.063-
	44	2	3**	.833	2	.334	.366	1	.334	.352	-.088-	-.055-
	45	2	1**	.848	2	.339	.331	3	.334	.377	-.107-	-.065-

	46	2	1**	.851	2	.341	.323	3	.334	.377	-.115-	-.064-
	47	2	2	.725	2	.339	.643	3	.338	.320	-.056-	-.004-
	48	2	2	.771	2	.358	.519	3	.342	.283	.042	.076

تابع جدول رقم (4 – 28)

			Highest Group					Second Highest Group			Discriminant Scores	
	Case Number	Actual Group	Predicted Group	P(D>d | G=g) p	P(D>d | G=g) df	P(G=g | D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g | D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	Function 2
Original	49	3	1**	.849	2	.339	.328	3	.336	.362	-.115-	-.049-
	50	3	3	.834	2	.335	.362	1	.333	.356	-.085-	-.050-
	51	3	2**	.726	2	.339	.639	3	.339	.315	-.054-	.001
	52	3	2**	.811	2	.382	.420	3	.324	.420	.117	-.030-
	53	3	3	.881	2	.354	.252	1	.335	.345	-.190-	.086
	54	3	2**	.998	2	.630	.005	3	.204	1.934	.817	-.187-
	55	3	2**	.789	2	.909	.474	3	.051	5.913	1.635	-.417-
	56	3	1**	.361	2	.616	2.040	3	.214	4.173	-1.606-	.139
	57	3	3	.722	2	.541	.650	1	.237	2.283	-.762-	.839
	58	3	3	.543	2	.408	1.222	2	.331	1.968	.672	.755
	59	3	1**	.992	2	.550	.015	3	.274	1.428	-.609-	-.462-
	60	3	3	.692	2	.854	.738	1	.094	5.146	-.202-	1.706

	61	3	3	.389	2	.966	1.888	1	.026	9.067	-.286-	2.327
	62	3	3	.011	2	.867	9.009	2	.126	13.188	-2.297-	2.310
	63	3	3	.080	2	.996	5.054	1	.004	16.204	.012	3.310
	64	3	3	.924	2	.486	.158	2	.265	1.696	.139	.748

تابع جدول رقم (4 – 28)

			Highest Group					Second Highest Group			Discriminant Scores	
				P(D>d | G=g)								
	Case Number	Actual Group	Predicted Group	p	df	P(G=g | D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Group	P(G=g | D=d)	Squared Mahalanobis Distance to Centroid	Function 1	Function 2
Original	65	3	3	.789	2	.766	.473	1	.144	3.805	-.052-	1.458
	66	3	3	.014	2	.998	8.529	1	.002	20.514	.475	3.886
	67	3	1**	.919	2	.524	.169	3	.284	1.408	-.816-	-.143-
	68	3	3	.831	2	.334	.369	1	.333	.357	-.082-	-.058-
	69	3	1**	.842	2	.336	.344	3	.334	.374	-.094-	-.063-
	70	3	1**	.844	2	.337	.339	3	.334	.375	-.098-	-.063-
	71	3	1**	.873	2	.352	.272	3	.338	.367	-.188-	-.040-
	72	3	3	.893	2	.354	.225	2	.354	.552	.049	.162

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

نلاحظ من خلال الجدول (4 – 28) أعلاه ان الحالتين رقم (4) , (3) هي من ضمن فئة الدخول العليا الا انه حسب الدالة التمييزية فانه تم تصنيف هذه الحالات في فئة الدخول الوسطي، وكذلك الحالة رقم (5) في فئة الدخول العليا تم تصنيفها خطأ في فئة الدخول الدنيا، وهكذا لبقية بيانات مجموعة الدخول العليا. كذلك الحالة رقم (25) في فئة الدخول الوسطي تم تصنيفها من ضمن فئة الدخول العليا. وكذلك الحالة (27) تم تصنيفها في فئة الدخول الدنيا وهكذا لبقية بيانات مجموعة الدخول الوسطي. اما الحالة رقم (49) التي تنتمي الي فئة الدخول الدنيا تم تصنيفها ضمن فئة الدخول الوسطي وكذلك الحالة رقم (51) التي تم تصنيفها بشكل خاطئ ضمن فئة الدخول الوسطي، وهكذا الحال لبقية بيانات مجموعة الدخول الدنيا.

١٤ - جدول نتائج التصنيف

جدول رقم (4 – 29) يمثل نتائج التصنيف الصحيح والخاطئ

Classification Results[a]

الحالات		المجموعات	العضوية المتنبأ بها للمجموعة			المجموع
			العليا	الوسطي	الدنيا	
الاصلية	العدد	العليا	14	7	3	24
		الوسطي	4	15	5	24
		الدنيا	7	4	13	24
	%	العليا	58.3	29.2	12.5	100.0
		الوسطي	16.7	62.5	20.8	100.0
		الدنيا	29.2	16.7	54.2	100.0

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

تشير النتائج في الجدول اعلاه علي انه لفئة الدخول العليا فقد تم تصنيف 14 حالة صحيحة من اجمالي 24 حالة في فئة الدخول العليا وذلك بنسبة 58.3% بينما كانت التصنيفات الخاطئة 7 حالات تم تصنيفها في الوسطي و 3 حالات تم تصنيفها في الدنيا. وذلك بنسبة 29.2% , 12.5% علي الترتيب.

اما في فئة الدخول الوسطي فقد تم تصنيف 15 حالة تصنيفا صحيحا اي بنسبة 62.5% بينما كانت هناك 4 حالات بنسبة 16.7% تم تصنيفها خطأ في فئة الدخول العليا، بينما تم تصنيف 5 حالات بنسبة 20.8% تصنيفا خاطئا في فئة الدخول الدنيا. اما في فئة الدخول الدنيا فقد تم تصنيف 13 حالة تصنيفا صحيحا بنسبة 54.2% بينما كانت التصنيفات الخاطئة 7 حالات في فئة الدخول العليا و 4 حالات في فئة الدخول الوسطي، اي بنسبة 29.2% ، 16.7% علي الترتيب.

وقد بلغت النسبة الكلية للتصنيف الصحيح 58.3% اي ان الدوال التمييزية المشتقة لها القدرة علي التمييز.

١٥ - إجراء اختبار كابا Kappa

علي الرغم من ان النتائج تشير الي ان الدوال المشتقة لها القدرة علي التمييز فان اختبار كابا يستخدم للكشف عن ما اذا كانت نسب التصنيف الصحيح لا تعود الي الصدفة.

جدول رقم (4 – 29) يوضح حالات التصنيف الصحيح

Predicted Group for Analysis 1 Crosstabulation * المجموعات

			1 المجموعات التنبؤية للتحليل			
			العليا	الوسطي	الدنيا	Total
المجموعات	العليا	Count	14	7	3	24
		% of Total	19.4%	9.7%	4.2%	33.3%
	الوسطي	Count	4	15	5	24
		% of Total	5.6%	20.8%	6.9%	33.3%
	الدنيا	Count	7	4	13	24
		% of Total	9.7%	5.6%	18.1%	33.3%
Total		Count	25	26	21	72
		% of Total	34.7%	36.1%	29.2%	100.0%

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

الجدول رقم (4 – 29) يشير الي ان نسب حالات التصنيف الصحيح (14.4+20.8+18.1) قد بلغت نسبة 58.3% .

جدول رقم (4 – 30) يوضح مقياس كابا للصدفة.

Symmetric Measures

		Value	Asymp. Std. Error[a]	Approx. T[b]	Approx. Sig.
Measure of Agreement	Kappa	.375	.087	4.509	.000
N of Valid Cases		72			

a. Not assuming the null hypothesis.

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

يشير الجدول اعلاه الي قيمة كابا التي بلغت 0.375 وهي تشير الي تنبؤ منخفض علي الرغم من معنوية القيمة sig = 0.000 ويشير (جودة ، ص١٥٠، التحليل الاحصائي المتقدم باستخدام SPSS) " ينبغي ان لا نكتفي بالنظر الي المعنوية البالغ صفرا فقط، بل يجب التأكد ان قيمة مقياس كابا يجب ان تساوي او تكون اكبر من 7 ، وعلي اي حال فان قيمة مقياس كابا تكون اقل من المقاييس الاخري الخاصة بالموثوقية وذلك لان هذا المقياس يقوم بتصحيح عامل الصدفة".

4 – 6 تحليل الشبكات العصبية

١ ـ مقدمة:

تم في هذا الجانب استخدام اسلوب الشبكات العصبية في معالجة البيانات قيد الدراسة وتمثيلها في دوال تمييزية وفق طريقة الشبكات العصبية الاصطناعية مستخدمين في ذلك البيانات الأصلية في تكوين البنية المعمارية للشبكة العصبية للحصول علي دوال التمييز، وقد كانت الخطوة الاولي هي تحديد مدخلات الشبكة العصبية الاصطناعية باعتبارها المتغيرات المستقلة، وهي بيانات الأرقام القياسية لأسعار المستهلك وفق المجموعات السلعية وفئات الدخل (العليا، الوسطي والدنيا) في الفترة من 2013 – 1990 م. وقد تم الاعتماد في هذا الجانب علي أسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية التي تستخدم شبكة البرسبترون وهي أحدى الشبكات التي لاقت نجاح كبيراً وقد اعتمدت عن نوع آخر من قواعد التعلم أكثر قوة وقدرة من الشبكات الاخري. تنص هذه القاعدة على انه (بشرط محددة خلال مرحلة التدريب يمكن أن تعدل الأوزان بحيث تتقارب نحو الأوزان الصحيحة والتي تسمح للشبكة بإعطاء الاستجابة الصحيحة من أجل كل عينات الدخل)[١].

وتعمل هذه الشبكة بشكل تلقائي والتي تعطي نتائج من دون تدخل الباحث في وضع اي قيود او شروط لعمليات الشبكة وهذا ما تمتاز به هذه الشبكات لكونها من الشبكات التي تدرب نفسها بنفسها ويتم الحصول علي نتائج قيمة في وقت زمني قياسي. ومن فوائدها انه يتم بناء خوارزمية التصنيف اعتمادا علي البيانات التي تم إدخالها ومن ثم الحصول علي النتائج في وقت قياسي.

٢ ـ ملخص عمليات الحالات في الشبكة

جدول رقم (4 – 31) يمثل ملخص عمليات الحالات في الشبكة العصبية

Case Processing Summary

		N	النسبة
العينة	التدريبية	53	73.6%
	الاختبارية	19	26.4%
العدد الفعلي		72	100.0%
المضمنة		0	
الاجمالي		72	

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

[١] علام زكي، مرجع سبق ذكره، ص٣٤٧

ن الغرض من التدريب هو تعديل اوزان العصبة المتغيرة علي المدخلات لكل وحدة معالجة بناء علي خوارزمية عصبي معين وتغير اوزان الوصلات هذه يسمي بدالة التكيف وكما ذكرنا في مقدمة هذا الفصل فان التدريب والتعلم يتم بدون اشراف اي ان النظام يقوم بتنظيم نفسه عن طريق خصائص داخلية معينة تدخل في تصميم الشبكة وهو التعلم عن طريق الفعل.

وكما هو مشار اليه في الجدول (4 – 31) فقد قامت الشبكة باختيار عينة من 53 مفردة اي بنسبة 73.6% من البيانات للتدريب بينما تم اختيار عينة من 19 مفردة اي بنسبة 26.4% بشكل تلقائي للاختبار. وقد كان إجمالي بيانات الدراسة 72 مفردة تم إخضاعها جميعا للتحليل(تجريب واختبار) بدون قيم مفقودة.

٣ ـ معلومات الشبكة العصبية

جدول رقم (4 – 32) يبين معلومات عمل الشبكة العصبية

Network Information

طبقة الادخال	العوامل	1	المجموعات
	عدد الوحدات		3
الطبقات الخفية	الطبقات الخفية		1
	عدد الوحدات في الطبقات الخفية		3
	دالة التكيف		دالة مماس القطع الزائد
طبقة الاخراج	المتغيرات التابعة	1	الطعام والشراب
		2	الملابس والأحذية
		3	السكن
		4	الأدوات المنزلية
		5	العناية الصحية
		6	النقل والمواصلات
		7	الترفيه
		8	التعليم
		9	اخري
	عدد الوحدات		9
	Rescaling Method for Scale Dependents		معيارية
	دالة التنشيط		سيغمويد Sigmoid
	دالة الخطأ		مجموع المربعات

a. Excluding the bias unit

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

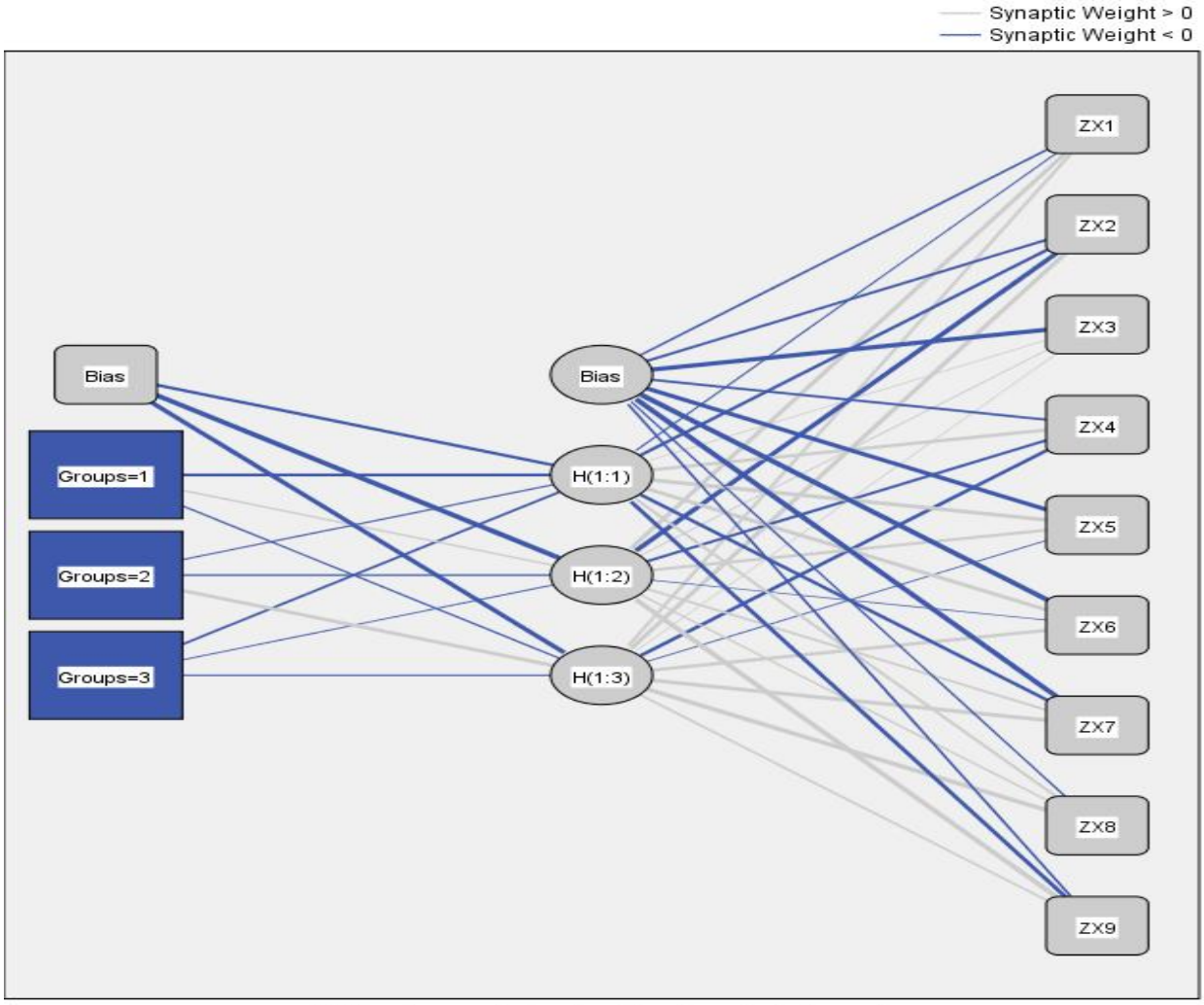
من خلال الجدول (4 – 32) نستقرئ ان النظام قد قام بتحديد طبقة ادخال واحدة وهي تمثل العوامل factors وهي عبارة عن عامل واحد وفق مستويات فئات الدخل. كذلك تم اعتماد عدد ثلاث

وحدات وهي فئة الدخول العليا، فئة الدخول الوسطي وفئة الدخول الدنيا في طبقة الادخال. ايضا قامت الشبكة بتحديد طبقة خفية واحدة، واختيار عدد ثلاث وحدات داخل الطبقة الخفية. كما تم اختيار تابع التفعيل من النوع Hyperbolic tangent كما هو مشار اليه في توابع التفعيل في البند – 4) (3 المعادلة (3-5). وهو احد توابع سيغمويد.

طبقة الاخراج وهي تمثل المتغيرات التي تم إدخالها وهي (الطعام والشراب " الغذاء"، الملابس والأحذية، السكن، الأدوات المنزلية، العناية الصحية، النقل والمواصلات، الترفيه، التعليم واخري). وهي "9" متغيرات.

٤ ـ البنية الهندسية للشبكة العصبية

شكل رقم (4 – 11) البنية الهندسية للشبكة العصبية للتصنيف



Hidden layer activation function: Hyperbolic tangent

Output layer activation function: Sigmoid

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

تبين الشبكة في الشكل (5 – 10) أعلاه ان وحدة الإدخال تتكون من المجموعة الأولي والتي تمثل فئة الدخول العليا والمجموعة الثانية والتي تمثل فئة الدخول الوسطي والمجموعة الثالثة والتي تمثل فئة الدخول الدنيا، وقد تم تحديد عتبة واحدة. كما تم اعتماد ثلاث طبقات خفية بعامل انحياز واحد

ويشبه عمل الانحياز (العتبة) عمل الوزن الرابط بين الوحدات ولكنه يملك تنشيط ثابت يساوي القيمة (١) كما في الشكل (3 - 5) الفصل الثالث. في المتغيرات المشار إليها في الجدول (5 – 30).

ملخص النموذج:الجدول رقم (4 – 33) يشير الي ملخص النموذج

Model Summary

التدريب	مجموع مربعات الاخطاء		30.518
	متوسط الاخطاء النسبية		1.001
	الخطأ النسبي لقياس التوابع	الطعام والشراب	.997
		الملابس والأحذية	.984
		السكن	1.000
		الأدوات المنزلية	1.008
		العناية الصحية	1.026
		النقل والمواصلات	1.006
		الترفيه	.994
		التعليم	.995
		أخري	1.005
	Stopping Rule Used		1 consecutive step(s) with no decrease in error[a]
	زمن التدريب		00:00:00.032
الاختبار	مجموع مربعات الاخطاء		8.786
	متوسط الاخطاء النسبية		1.678
	الخطأ النسبي لقياس التوابع	الطعام والشراب	1.822
		الملابس والأحذية	1.677
		السكن	2.277
		الأدوات المنزلية	1.425
		العناية الصحية	1.495
		النقل والمواصلات	1.722
		الترفيه	2.803
		التعليم	1.580
		أخري	1.427

a. Error computations are based on the testing sample.

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

تشير النتائج وفق الجدول (4 – 33) الي ان البيانات قد تم تقسيمها الي عينة تدريبية وعينة اختبارية. وقد أشارت النتائج الي ان مجموع مربع الخطأ للعينة التدريبية قد بلغ 30.518 بينما كان المتوسط

النسبي العام للأخطاء قد بلغ 1.001، أيضا يوضح الجدول الأخطاء النسبية للمتغيرات للعينة التدريبية وفقا لما مشار اليه في الجدول وقد بلغت سرعة تنفيذ او انجاز الشبكة 00:00:00.032

اما بالنسبة للعينة الاختبارية فقد بلغ متوسط مربع الخطأ 8.786 اما المتوسط النسبي العام للأخطاء فقد بلغ 1.678 ويشير الجدول الي متوسط الأخطاء النسبية للمتغيرات للعينة الاختبارية.

٥ ـ تقديرات المعلمات

جدول رقم (4 – 34) يشير الي تقديرات معلمات الدالة التمييزية

Parameter Estimates

Predictor		Predicted												
		Hidden Layer 1			Output Layer									
		H(1:1)	H(1:2)	H(1:3)	ZX1	ZX2	ZX3	ZX4	ZX5	ZX6	ZX7	ZX8	ZX9
Input Layer	(Bias)	-.321-	-.743-	-.489-									
	[Groups=1]	-.314-	.210	-.115-									
	[Groups=2]	-.082-	-.144-	.368									
	[Groups=3]	-.226-	-.058-	-.082-									
Hidden Layer 1	(Bias)				-.215-	-.253-	-.650-	-.242-	-.492-	-.695-	-.681-	-.138-	-.222-
	H(1:1)				-.062-	-.314-	.047	.350	.438	.396	-.334-	.262	-.366-
	H(1:2)				.391	-.512-	.061	-.297-	.331	.000	.238	.197	.563
	H(1:3)				.309	.407	.041	-.345-	-.051-	.362	.410	.533	.224

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

تتكون المعادلات اعلاه من معادلات دالة طبقة الادخال وتتكون من الاتي:-

$$Y_{_in} = -0.321 - 0.314H_{11} + 0.210H_{12} - 0.115H_{13}$$

$$Y_{_in} = -0.743 - 0.082H_{21} - 0.144H_{22} + 0.368H_{23}$$

$$Y_{_in} = -0.489 - 0.226H_{31} - 0.058H_{32} + 0.082H_{33}$$

كذلك معادلات طبقة الإخراج او القيم التنبؤية وهي الدوال التمييزية للمجموعات الثلاث.

وهي تتكون من معادلة تابع التفعيل W_{ji} (w_{ij}) هي الوزن علي الخط الواصل بين الوحدة X_i والحدة Yj انطلاقا من X_i) والذي يقوم بتعديل شعاع الدخل وذلك بضرب القمية التي تمثل w_{ij} في معامل وحدة الدخل من اجل الحصول علي قيمة الخرج حسب الوزن. وهي موضحة في الجدول *(4 – 34)* التالي:

جدول رقم (*4 – 35*) يمثل قيم معاملات الدالة التمييزية بواسطة الشبكة العصبية

	ZX1	ZX2	ZX3	ZX4	ZX5	ZX6	ZX7	ZX8	ZX9
(Bias)= W_{ij}	-.215-	-.253-	-.650-	-.242-	-.492-	-.695-	-.681-	-.138-	-.222-
العليا	-.062-	-.314-	.047	.350	.438	.396	-.334-	.262	-.366-
الوسطي	.391	-.512-	.061	-.297-	.331	.000	.238	.197	.563
الدنيا	.309	.407	.041	-.345-	-.051-	.362	.410	.533	.224

وهي عبارة عن المعادلات التمييزية التي تعبر عن فئات الدخول العليا، فئات الدخول ، الوسطي وفئات الدخول الدنيا ، بعد ضرب المعاملات في الوزن المرفق كما في الجدول أدناه.

جدول رقم (*4 – 36*) يوضح معاملات الدالة التمييزية بعد ضرب الأوزان

	ZX1	ZX2	ZX3	ZX4	ZX5	ZX6	ZX7	ZX8	ZX9
$y_in(1)$	0.013	0.079	-0.031	-0.085	-0.215	-0.275	0.227	-0.036	0.081
$y_in(2)$	-0.084	0.13	-0.04	0.072	-0.163	0	-0.12	-0.027	-0.12
$y_in(3)$	-0.066	-0.103	-0.027	0.083	0.025	-0.252	-0.28	-0.074	-0.05

تمثل هذه المعادلات معاملات الدالة التمييزية التي علي أساسها يتم تصنيف المفردات ضمن المجموعات وهي فئات الدخل العليا، فئات الدخل الوسطي وفئات الدخل الدنيا وقد تم اشتقاق هذه الدالة وفقا لشبكة البرسبترون المشار إليها في الفصل الثاني.

5 – 7 المقارنة بين أسلوب الدالة التمييزية والشبكات العصبية.

يعتمد أسلوب المقارنة بين طريقة التحليل التمييزي والشبكات العصبية علي اسلوب كل طريقة في التحليل والشروط المطلوب توفها في البيانات التي يحتاجها كل نوع من التحليل ويمكن تقسيم هذه المقارنة الي مقارنة نظرية تعتمد علي الملاحظات التي تم رصدها ومقارنة احصائية تعتمد علي قيمة متوسط مربع الخطأ في كلا الأسلوبين.

١ - المقارنة النظرية.

جدول رقم (*4 – 37*) يوضح المقارنة النظرية بين اسلوب التحليل التمييزي والشبكات العصبية

	التحليل التمييزي	الشبكات العصبية
1	توجد شروط من حيث طبيعة البيانات وتبعيتها للتوزيع الطبيعي	لا توجد شروط تحكم طبيعة خصائص البيانات اذ ان توابع التفعيل تلائم طبيعة البيانات المدخلة
2	شرط وجود مصفوفة تباينات وتغايرات متجانسة او متساوية او العمل بطرق بديلة	لا توجد شروط علي مصفوفة التباينات والتغايرات باسلوب الشبكات العصبية
3	وجود مصفوفة الارتباطات في التحليل التمييزي	وجود مصفوفة الاوزان في اسلوب الشبكات العصبية مشابه لاسلوب الارتباطات في التحليل التمييزي
4	يعتمد اسلوب التحليل التمييزي علي العينة التدريبية والعينة التحقيقية لعمل مقدرات لمعدل الخطأ الظاهر في التصنيف	يعتمد ايضا اسلوب الشبكات العصبية علي العينة التدريبية والعينة التجريبية من اجل الوصول الي انجاز مهام الشبكة في التمييز
5	اسلوب التحليل التمييزي يصلح في حالة البيانات الخطية او اجراء عملية تحويل للبيانات غير الخطية	أسلوب الشبكات العصبية ايضا ملائم في حالة البيانات الخطية وغير الخطية.
6	كثرة اجراءات وخطوات التحليل التمييزي ووجود اختبارات بعدية للتاكد من ان نسبة التمييز المتحصل عليها لا تعود الي الصدفة	سهولة الاجراءات وقلة الخطوات في الشبكات العصبية وعدم وجود اختبارات بعدية والسرعة في انجاز الشبكة
7	توفر البرمجيات وسهولة استخدامها	ندرة البرمجيات المتقدمة

٢ - المقارنة الاحصائية

الحصول علي جدول تحليل التباين لحساب متوسط مربع الخطأ.

جدول رقم (*4 – 38*) يمثل تحليل التباين

ANOVA[b]

النموذج		مجموع المربعات	df	متوسط المربعات	F	المعنوية Sig.
1	بين المجموعات	10.027	9	1.114	1.819	.082[a]
	داخل المجموعات	37.973	62	.612		
	Total	48.000	71			

a. Predictors: (Constant), Zscore: اخري, Zscore: الترفيه, Zscore: المنزلية الادوات, Zscore: والمواصلات النقل, Zscore: التعليم, Zscore: السكن, Zscore: الصحية العناية, Zscore: والاحذية الملابس, Zscore: والشراب الطعام

b. Dependent Variable: المجموعات

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

بالاستناد الي الجدول (5 – 31) والجدول (5 – 36) يمكن استخراج المؤشر التالي:

جدول *4 – 39* متوسط مربع الخطأ بين التحليل التمييزي والشبكة العصبية

المقارنة	التحليل التمييزي	الشبكة العصبية
متوسط مربع الخطأ	*0.612*	*30.518*

المصدر من اعداد الباحث برنامج SPSS

من خلال الجدول أعلاه نلاحظ ان متوسط مربع الخطأ عن طريق التحليل التمييزي كان اقل من متوسط مربع الخطأ عن طريق الشبكة العصبية وبالتالي وفقا لنتائج البيانات المعتمدة للبحث فان التحليل بأسلوب التحليل التمييزي أعطي نتائج اكفأ من التحليل عن طريق الشبكات العصبية.

الفصل الخامس

النتائج والتوصيات

5 – 1 : النتائج.

5 – 2 : التوصيات.

5 – 1 النتائج

من خلال ما تم عرضه في الابواب السابقة ومن نتائج التحليل التي خلص اليها البحث يمكن ان نخرج بالاستنتاجات والتوصيات التالية:-

١- بيانات الارقام القياسية عبارة عن بيانات سلسلة زمنية تتاثر بعوامل وتغيرات السلاسل الزمنية من اتجاه عام وتغيرات موسمية ودورية وعشوائية. وبالتالي فان نفس المشكلات التي تعاني منها معاملات دالة الانحدار تعاني ايضا منها معاملات الدالة التمييزية.

٢- بيانات الارقام القياسية لاسعار المستهلك في السودان تأثرت بطول فترة الاساس حيث لم يتم تغيير فترة الاساس منذ العام 1990 حتي العام 2007 وبالتالي كان هناك مدي وتباين كبير بين بداية السلسلة ونهاية السلسلة. مما كان له اثر في كفاءة الدالة التمييزية.

٣- الاعتماد علي طريقة لاسبير في استخراج الرقم القياسي لاسعار المستهلك تشوبه كثير من العيوب التي تؤثر في البيانات من حيث التضخيم في قيمة الرقم القياسي.

٤- الدالة التمييزية المشتقة من بيانات الارقام القياسية لاسعار المستهلك كانت معنوية الا ان كفاءة الدالة في التمييز لم تكن عالية.

٥- نتيجة لانخصاض كفاءة الدالة التمييزية في التمييز بين فئات الدخل فان نسبة التصنيف الصحيح كانت منخفضة بلغت 58.3%

٦- اتباع اسلوب التحليل التمييزي المتدرج يعطي معلومات اضافية عن التمييز بين المجموعات.

٧- انخافض كفاءة الدالة التمييزية يعود الي ارتفاع الارتباطات بين متغيرات المجموعات السلعية.

٨- نسبة الخطأ في عملية التصنيف كانت عالية.

٩- الحصول علي بيانات التوزيع الطبيعي المعياري ساهم في الحصول علي نتائج افضل من استخام البيانات الاصلية.

١٠- استخدام التحليل التمييزي يتيح طرق وبدائل مختلفة للباحث اذا ما كانت هناك اي مشكلة في طبيعية البيانات.

١١- المتغيرات التي كان لها الاثر الأكبر في التمييز بين المجموعات حسب اتباع اسلوب التحليل التدريجي فان الدالة الاولي انتجت المتغيرات التالية بالترتيب (السكن، الملابس والاحذية، اخري، الترفيه،الادوالت المنزلية، الطعام والشراب، العناية الصحية، التعليم.

١٢- اسلوب الشبكات العصبية انتج دالة تمييزية بمتوسط مربع خطأ اكبر من متوسط مربع الخطأ في اسلوب التحليل التمييزي.

١٣- تم استخدام شبكة برسبترون متعددة الطبقات في الشبكة العصبية للحصول علي معاملات الدالة التمييزية وقد استخدمت الشبكة تابع تفعيل سيغمويد من النوع الذي يسمي بدالة مماس القطع الزائد Hyperoblic tangent

١٤- سهولة الاجراءات وقلتها في الحصول علي الدالة التمييزية بواسطة الشبكات العصبية.

١٥- ليس هناك شروط في علاقة المتغيرات من حيث (خطية او غير خطية) عند العمل باسلوب الشبكات العصبية.

١٦- الدالة التمييزية تعتمد علي حجم البيانات عكس الشبكات العصبية التي تعتمد علي صفات البيانات ونوعيتها.

١٧- عدم وجود طرق احصائية لحساب معنوية الدالة التمييزية عن طريق الشبكات العصبية يعتبر احد مشاكل هذا الاسلوب عند التطبيق، فالشبكة تعتمد علي متوسط مربع الخطأ وسرعة انجاز الشبكة.

١٨- اظهرت الدالة التمييزية قدرة اعلي وامكانية اكبر ومزايا اكثر من استخدام الشبكات العصبية حيث امكن توضيح المفردات التي تم تصنيفها خطأ ونسب التصنيف الخاطئ والمتغيرات التي لها الوزن الاكبر في التمييز بين المجموعات كما تتيح اساليب التحليل التمييزي امكانية لاجراء الاختبارات البعدية للتصنيف.

١٩- لا توجد قواعد محددة وثابتة في اسلوب الشبكات العصبية لتحديد مدخلات الشبكة.

٢٠- عدم وجود القواعد الواضحة واتباع معظم خطوات بناء نموذج الشبكة للتجريب يجعل تطبيق هذا الاسلوب صعب في بعض الدراسات الاقتصادية خاصة البيانات التي تعاني من مشكلات النماذج.

5 – 2 التوصيات:

علي ضوء ما تم التوصل اليه من استنتاجات يمكن ان نوصي بالاتي:-

١- تحسين اساليب طرق اعداد وحساب الرقم القياسي لاسعار المستهلك في السودان. للوصول الي رقم قياسي يعبر عن الواقع الاقتصادي بصورة حقيقية.

٢- عند التعامل مع بيانات سلسلة ارقام قياسية يجب اجراء المعالجات اللازمة للبيانات وتخليصها من اثار العوامل والمتغيرات التي تتعرض لها السلاسل الزمنية قبل البدء في تطبيق التحليل.

٣- للتخلص من عيوب الرقم القياسي عند التطبيق في اسلوب التحليل التمييزي او الشبكات العصبية ولتفادي عامل التحيز يمكن الاعتماد علي رقم فيشر المثالي لانه اكثر مصداقية.

٤- استخدام شبكات اخري في عملية التمييز يمكن ان يكون له اثر ايجابي في تحسين مستوي الخطأ عن طريق الشبكات العصبية.

٥- في حالة استيفاء الشروط اللازمة لاجراء التحليل التمييزي فانه يعطي نتائج افضل من غيره من طرق واساليب التحليل التمييزي الاخري.

٦- اذا كان مجتمع بيانات الدراسة غير معلوم فان الشبكات العصبية تكون بديلا ناجحا للتحليل التمييزي لاحتوائها علي عدد من دوال التنشيط والنقل والتحويل واكتساب طرق التعلم الذاتي.

٧- عدم توفر برمجيات الشبكات العصبية يعتبر احد عوائق انتشار تطبيقها واستخدامها في مجالات مختلفة، وبالتالي لابد من اتاحتها وسهولة استخدامها.

٨- لاستخدام اسلوب الشبكات العصبية يجب ان تكون مجموعة البيانات علي نحو كاف لكل من العينة التدريبية والعينة الاختبارية.

٩- عند استخدام الشبكات العصبية لابد من فهم الطبيعة الاساسية للمسألة قيد الحل حتي يمكن وضع حد للقرارات علي انشاء الشبكة التي سيتم عملها، وتتضمن هذه القرارات دوال التنشيط، ودوال النقل والتحويل وطرق التعلم.

١٠- ايجاد ادوات تطوير ومعالجات بقدرات تمكن مستخدميها من استخدام الشبكات العصبية، كالمعالجات العصبية المخصصة.

المراجع

اولا: المراجع العربية

١- جونسون، ريتشارد و وشرن، دين، (١٩٩٨م)، التحليل الإحصائي للمتغيرات المتعددة والوجهة التطبيقية. تعريب حامد، عبد المرضي عزام. دار المريخ للنشر

٢- هادي، كاظم أموري وخضير ،عصام محمود، (٢٠٠٢م)، طبيعة البيانات الإحصائية وبناء النماذج القياسية. دار وائل للنشر.

٣- حسن، محمد ابوصالح، (٢٠٠٧م)، الطرق الإحصائية. الطبعة الثانية، دار اليزاوري العلمية للنشر.

٤- حسب النبي، لبيبه العطار و محمود، عادل حلاوة(٢٠٠١م)، أساليب التحليل الإحصائي. الدار الجامعية، طبع، نشر، توزيع.

٥- حسن، السيد محمد ابوهاشم،٢٠٠٤م، الدليل الاحصائي في تحليل البيانات باستخدام SPSS، الرياض: مكتبة الرشيد.

٦- عبد المنعم، محمد و عبد العليم، ممدوح، (٢٠٠٤/٢٠٠٥م)، الإحصاء المتقدم. قسم الإحصاء والرياضة والتامين، كلية التجارة- جامعة عين شمس.

٧- ديفيد م. سكابورا، ٢٠٠٢م، بناء الشبكات العصبية، ترجمة: فهد بن عبدالله التركي، الرياض: جامعة الملك سعود.

٨- زين العابدين عبد الرحيم البشير واحمد عودة عبد المجيد، ١٩٩٧م، الاستدلال الإحصائي: جامعة الملك سعود.

٩- سالم قاسم النعيمي، ٢٠٠٥م، الإحصاء التطبيقي علي الحاسوب، عمان، دار مجدلاوي للنشر والتوزيع.

١٠- عكاشة، محمود خالد، ٢٠٠٤م، استخدام نظام SPSS في تحليل البيانات الاحصائية، غزة: جامعة الازهر.

١١- عاشور، سمير كامل، وسالم، سامية ابوالفتوح،٢٠٠٥م، العرض والتحليل باستخدام SPSSWIN الجزء الثاني: الاحصاء التطبيقي المتقدم. القاهرة.

١٢- غدير باسم غدير، ٢٠٠٤م. العالم الرقمي والية تحليل البياناتSPSS الطبعة الاولي دمشق: دار الرضا للنشر.

١٣- كمال، سلطان محمد، ٢٠٠٤م، الإحصاء الاحتمالي. الإسكندرية، الدار الجامعية للكتب.

١٤- محمد صبحي وعدنان محمد، ٢٠٠٤م. مقدمة في الإحصاء مبادئ وتحليل باستخدام SPSS . عمان، دار الميسرة للنشر.

١٥- محفوظ جودة، ٢٠٠٩م. التحليل الإحصائي المتقدم باستخدام SPSS ، ط٢، عمان: دار وائل للنشر والتوزيع.

١٦- محمد فهمي طلبة وآخرون، ١٩٩٤م، الحاسب والذكاء الاصطناعي، القاهرة: مطابع المكتب المصري الحديث.

١٧- ميشيل نيجنفيتسكي، ٢٠٠٤م، الذكاء الاصطناعي دليل النظم الذكية، ترجمة: محمد يحي عبد الرحمن، الرياض: دار المريخ.

١٨- المنيزل عبدالله الفلاح،٢٠٠٤م، الاحصاء الاستدلالي وتطبيقاته في الحاسوب باستخدام الرزم الاحصائية SPSS، عمان: دار وائل للنشر.

١٩- محمد، سمير علي حسن، (٢٠٠٥م)، استراتيجيات تصميم وتحليل البحث الميداني.

دار جامعة الخرطوم للنشر.

ثانيا: المراجع الانجليزية.

1- Anderson. T.W. An Introduction to Multivariate Statistical Analysis. New York. John Wiley,1958

2- Anderson. T.W. Asymptotic for Principle Components Analysis. Annals of multivariate statistics. 34. 1963

3- Hotelling, H. analysis of complex of statistical variables into principle components. New York. 1953

4- Rao, C.R. Linear statistical inference and its Applications (2^{nd} ed) . New York. John Wiley,1973

5- Boxon,W.J ed, BMDP Biomedical computer programs, Berkeley, Calif: University of California press,1979.

6- Morrison, D.F, Multivariate Statistical Methods (2^{nd} ed), New York , McGraw-Hill.1976

7- Lawley,D.N and A.E. Maxwell, Factor Analysis as Statistical Methods. (2^{nd} ed). New York: American Elsevier Publishing Co 1971.

8- Maxwell.A.E., Multivariate Analysis in Behavioral Research, London, Chapman and Hall, 1977.

9- Anderbege.M.R, Cluster Analysis for Application, New York , Academic press,1973.

10- Hartigan, J.A . Clustering Algorithm, New York , John Wiley,1975.

11- Harper, W.M, (1979), Statistics, Macdonald and Evans. Third Edition ISBN: 0 7121 1955 8

12- Hayslett, M.S and Murphy , Patrick Fima , (1980), Statistics made simple. A Howard & Wyndham company.

13- Kapur, J.N and Saxena, H.C. (200), Mathematical Statistics, RAM NAJAR, New Delhi-110-055

14- Richar, A. Johnson, (2002), applied multivariate statistical analisis. University of Wisconsin-Madison.

15- Ronald. E, Walpole and Raymond H.Mayers, (1978). Probability and statistics for engineering and scientists. Second addition.

16- Berenson, M.L. and Levine, D,M Basic Business Statistics: Concepts and applications, New Jersey: Printice Hall International Inc.1992.

17- Leech, Nancy L. Morgan, George A, & Barrett, Karen., SPSS for Intermediate Statistics: Use and Interpretation NJ: LEA, Publishers, 2005.

18- SPSS Complex Samples., SPSS Inc, Chicago ILL:2004

ثالثا: المواقع الالكترونية

1- Google.com, faculty.ksuedu.sa/7098

2- http://www.alba7es.com/Page1724.htm

3- http://bafree.net/alhisn/showthread.php?t=93752

4- http://www.surveymonkey.com/s/7R535ZM

5- http://addustour.com/sn/914234/

6- http://bafree.net/alhisn/showthread.php?t=93752

7- http://www.ahlalhdeeth.com/vb/showthread.php?p=2114139

8- http://www.google.com.sa/url?RJBimOw

9- http://www.alba7es.com/Page1724.htm

10- http://www.hia6.com/forum/hia635075/

11- http://hadramouttoday.net/12957.html

12- http://srd.edu.sa/Public/showPublications.aspx?PubTypeID=32&Lang=ar-SA

13- http://www.damascusuniversity.edu.sy/mag/health/old/medical/2000/16-1/studies.pdf

14- http://www.dryalbader.info/cancernetclinic/link.php?p=02&s=1

15- http://www.alsharq.net.sa/lite-post?id=1032105.

ملحق رقم (a - 1) الارقام القياسية لاسعار المستهلك لمجموعة الدخول العليا

السنوات	الغذاء	الملابس والاحذية	السكن	الادوات المنزلية	العناية الصحية	النقل والمواصلات	الترفيه	التعليم	اخري
1990	144.5	113.6	107.3	122.3	125.5	109.3	124.4	107.6	163.9
1991	303.9	271.8	332	361.5	274	249	222	260	279.6
1992	519.8	529.6	646	673.2	996	106.4	603.1	549.4	464.9
1993	303.9	271.8	332	361.5	274	249	222	260	279.6
1994	2666.2	1821.4	1666.5	2915.3	4328.6	6111.1	1106.2	2851.2	2677.2
1995	4194.5	3135.9	3905.8	5284.5	6774.4	10807.6	1490.6	4490.3	4355.9
1996	9540.5	6613.1	7051	10580.7	13893.2	18114.1	2509.2	9762.7	7883.2
1997	13577.5	9756.4	10910.5	13102	17872.5	29155.7	3685.2	18148.8	11738.5
1998	16999.2	10724	12949.2	19578.2	19935.2	31538.1	6561.7	19803.9	13936
1999	19386.4	12489.4	19566.2	20897.6	23644.4	38371	9849.2	25677.7	17075.3
2000	20440.2	13533.2	23726.9	19601.6	26742.6	40143.4	13299.7	29219.2	18505.8
2001	20435.5	14391.1	26327.3	19840.2	31530.1	38296.8	23195.3	30767.1	19185.7
2002	26506.9	14416	30565.8	21654.1	34212.5	44931.7	28463.4	31060	19679.5
2003	29042.2	13663.2	31377.3	23593.7	36278.7	46090.2	31382.6	31779.3	19512.8
2004	31923.7	13141	33977.6	23325.1	37841.4	53688.7	36811.3	32591	19491.5
2005	34655.4	13210.5	38357.5	20193.9	35395.8	57479	38212.8	34193	19811.3
2006	35784	14040.1	43314.6	21705.2	48826.2	68729	40448.9	39271.4	22035.1
2007	37941.8	13890	45682.1	21817.4	54668.7	95999	42788.1	42292	25071.2
2008	116.2	107	118.5	105.8	106.5	102.6	104.2	100.5	108.2
2009	119.9	123.7	125.8	114.5	118.7	112.5	114.2	123.4	122.3
2010	149.9	129.3	143.1	125	123.7	108.4	118.4	163.9	133.2
2011	181.7	152.1	157	149.6	146.6	123.7	127.2	204.4	155.2
2012	251.1	223.7	176.8	202.8	202.8	203.7	169.1	227.4	210.5
2013	332.4	342.8	204.6	296.5	296.5	334.8	275.5	274.7	325.2

ملحق رقم (b- 1) الارقام القياسية لاسعار المستهلك لمجموعة الدخول الوسطي:

السنوات	الغذاء	الملابس والاحذية	السكن	الادوات المنزلية	العناية الصحية	النقل والمواصلات	الترفيه	التعليم	اخري
1990	144.1	112.1	108.9	114.9	126.8	104.2	125.7	166.7	161.5
1991	311.9	261.5	297.2	394.1	281.4	276.9	227.9	264.3	276.1
1992	603.2	502.4	269.7	702.5	1066.3	1046.2	654.3	552.6	463.7
1993	1267.7	949.3	117.6	1453	1886	1942.3	930.6	924.5	1046.6
1994	2808.5	1826.5	1923.1	3012.5	4556.8	5947	1072.9	2682.5	2660.1
1995	4284.3	3045.3	3906.8	5232	7099	10209.6	1442.7	3809.7	4306.8
1996	9831	6635.9	7606.4	10526	1451.9	1648	2352.6	8678.3	7799.2
1997	14654.2	9824.8	12275.4	12875.8	18554.3	29930.7	3332.5	18163.8	11596.1
1998	16718.72	11113.9	13482.2	19563.3	20256.8	33310.4	5797.7	18764.2	13774.8
1999	19739.7	13299.6	20456.2	20739.5	23893.4	43215.1	8873.3	24614.2	16806.8
2000	20908.8	13876	24872.8	19166	26259.2	43669.9	12675.7	28634.5	18088.1
2001	21009.9	15009.4	27284.4	19433.4	30669.1	40695.3	23736.8	29780.1	18825.1
2002	27106.3	14823.4	31910.9	20038	33402.6	47798.4	29729.7	30030.7	19170.3
2003	19899.2	14129.9	33137.3	21897	35630.2	49546	33164.5	30581.5	18969.2
2004	32502.1	13767.6	36506.9	21615.8	36018.7	56127.7	39182.1	31241	18977
2005	35859.5	13797.9	41432.1	18017.7	33182.6	58912.4	40420	32529.1	19413.3
2006	36593.6	14626.5	47339.9	18922.5	46450.2	74307.5	42703.8	38901.4	21581
2007	38572.9	14876.5	49634.8	19021	52686.1	92167	45175.2	42045.2	24483.1
2008	118.3	107.9	117.9	107.2	107.7	104.2	102.9	100.5	107.6
2009	132.3	124.8	124.4	116.7	118	115.9	114.7	119.2	121.5
2010	152.9	130.6	140.5	126.5	123.1	111.9	116.6	154.8	131.8
2011	184.6	153.3	155	152.2	151.4	128.1	127.2	194.5	156.3
2012	256	229.7	175	215	202.7	179.8	223.9	221.2	214.5
2013	333.4	355.3	205.5	345.5	296.5	303.3	308.7	272.6	321.4

ملحق رقم (1-c) الارقام القياسية لاسعار المستهلك لمجموعة الدخول الدنيا

السنوات	الغذاء	الملابس والاحذية	السكن	الادوات المنزلية	العناية الصحية	النقل والمواصلات	الترفيه	التعليم	اخري
1990	134.3	110	107.9	111.2	126.4	102.9	132.4	107.1	169.7
1991	310	242.8	261.1	422.9	280.8	283.6	229	267.2	270
1992	600.4	459.8	551.5	733.7	1066.4	1056.2	726.6	557.9	435.2
1993	1249.5	864.7	1051.9	1541.8	1888.3	1896.9	990.6	925.5	1041.4
1994	2693.1	1763.4	1897.5	3223.3	4372.6	5916.3	974.9	2660.5	2696.4
1995	4227.3	2872.2	3833.3	5964.6	7137.1	10079.4	1274	3514.2	4379.3
1996	7952.7	6272.8	7434.5	11307.5	14550.3	19551.5	1933	8235.6	7911.7
1997	13699.5	9378.36	10882	13613.9	18599.3	30218.3	2589.5	18690.1	11846.3
1998	17373.4	10910.4	12626.1	21813.3	20169.5	33863.6	4404.6	18456.4	14060.1
1999	19799.6	13140	18507.2	22999	23803.5	44596.3	7048.3	24301.5	17026.4
2000	21074	13397.8	22321.3	20455.9	25780.7	44679.8	11473.9	28556.8	18182.1
2001	21241.8	14732.8	24275.1	19009.5	30044.8	41374.1	24720.3	29550.7	18933.5
2002	26996.2	14229.4	28435.1	20605.6	33108.4	48646.1	32227.6	29792.9	19067.7
2003	29715.7	13535.5	29723.2	22376.9	35614.3	50556.1	36690.6	30283.7	18984.5
2004	32186.1	13418.2	33143.4	22027.4	35018.7	56906.5	43875	30898.6	1984.5
2005	35989.8	13657.1	37746.5	18399.8	31918.1	45896.4	44857.8	32092.2	19910.4
2006	36388.8	14479	43563.4	19096.9	44494.4	75940.8	47049.6	39125.2	22342.1
2007	38071.4	15383.1	45793.2	19129.4	50860.3	94928.4	49343.5	42384.9	25388
2008	122.8	107.9	117.2	108.6	110.7	104.1	104.7	1003	108.2
2009	140.8	124.2	126.9	117.9	119.1	115.6	110.8	110.2	122
2010	162.4	130.6	138.3	128.9	125.2	114.9	114.3	133.5	132.7
2011	192.5	152.9	158.6	162.4	151.8	137.6	126.8	172.2	156
2012	270.4	134.6	184.1	235.5	209.7	179.7	298.7	208.3	214.4
2013	348.3	370.8	236	393.9	314.8	319	596.6	271.4	330.6

ملحق رقم (a - 2) القيم المعيارية للارقام القياسية لفئة الدخول العليا.

السنوات	الغذاء	الملابس والاحذية	السكن	الادوات المنزلية	العناية الصحية	النقل والمواصلات	الترفيه	التعليم	اخري
1990	-0.92377	-1.0314	-0.86243	-1.04278	-0.93049	-0.89762	-0.73128	-0.94776	-0.97641
1991	-0.91212	-1.00652	-0.84849	-1.01769	-0.92176	-0.89253	-0.72542	-0.93768	-0.96363
1992	-0.89634	-0.966	-0.829	-0.98498	-0.87933	-0.89773	-0.70255	-0.91855	-0.94317
1993	-0.91212	-1.00652	-0.84849	-1.01769	-0.92176	-0.89253	-0.72542	-0.93768	-0.96363
1994	-0.73947	-0.76291	-0.76567	-0.74973	-0.68346	-0.67879	-0.67236	-0.76637	-0.69884
1995	-0.62777	-0.55625	-0.6267	-0.50114	-0.53972	-0.50755	-0.64929	-0.65801	-0.51344
1996	-0.23706	-0.0096	-0.43152	0.054561	-0.12133	-0.24115	-0.58817	-0.30943	-0.12387
1997	0.05799	0.484565	-0.192	0.319108	0.112546	0.161438	-0.5176	0.244991	0.301915
1998	0.308068	0.636682	-0.06548	0.998622	0.233776	0.248303	-0.34499	0.354413	0.544612
1999	0.482538	0.914224	0.345155	1.13706	0.451775	0.497437	-0.14771	0.742745	0.891323
2000	0.559556	1.078321	0.603361	1.001078	0.633864	0.562061	0.059349	0.976882	1.049311
2001	0.559212	1.213193	0.764737	1.026113	0.915238	0.494732	0.653166	1.079218	1.124401
2002	1.002945	1.217107	1.027771	1.216436	1.07289	0.736647	0.969295	1.098582	1.178937
2003	1.188239	1.098759	1.078131	1.419948	1.194325	0.778887	1.144471	1.146137	1.160526
2004	1.398835	1.016663	1.239502	1.391765	1.286169	1.055936	1.470237	1.1998	1.158174
2005	1.598484	1.027589	1.511311	1.063225	1.142435	1.194135	1.554339	1.305712	1.193493
2006	1.680968	1.158012	1.81894	1.221797	1.931774	1.604321	1.688523	1.641458	1.439095
2007	1.838672	1.134414	1.965863	1.23357	2.275153	2.598613	1.828894	1.841157	1.774409
2008	-0.92584	-1.03243	-0.86174	-1.04452	-0.93161	-0.89787	-0.73249	-0.94823	-0.98256
2009	-0.92557	-1.02981	-0.86128	-1.0436	-0.93089	-0.89751	-0.73189	-0.94671	-0.98101
2010	-0.92338	-1.02893	-0.86021	-1.0425	-0.9306	-0.89766	-0.73164	-0.94404	-0.9798
2011	-0.92105	-1.02534	-0.85935	-1.03992	-0.92925	-0.8971	-0.73111	-0.94136	-0.97737
2012	-0.91598	-1.01409	-0.85812	-1.03434	-0.92595	-0.89418	-0.72859	-0.93984	-0.97126
2013	-0.91004	-0.99536	-0.85639	-1.02451	-0.92044	-0.8894	-0.72221	-0.93671	-0.9586

ملحق رقم(b - 2) القيم المعيارية للارقام القياسية لفئة الدخول الوسطي.

السنوات	الغذاء	الملابس والاحذية	السكن	الادوات المنزلية	العناية الصحية	النقل والمواصلات	الترفيه	التعليم	اخري
1990	-0.9238	-1.03163	-0.86233	-1.04356	-0.93041	-0.89781	-0.7312	-0.94385	-0.97668
1991	-0.91154	-1.00814	-0.85065	-1.01427	-0.92133	-0.89151	-0.72507	-0.9374	-0.96402
1992	-0.89025	-0.97027	-0.85235	-0.98191	-0.8752	-0.86346	-0.69948	-0.91834	-0.9433
1993	-0.84168	-0.90001	-0.86179	-0.90316	-0.82702	-0.83079	-0.6829	-0.89375	-0.87892
1994	-0.72907	-0.76211	-0.74975	-0.73953	-0.67005	-0.68477	-0.67436	-0.77752	-0.70073
1995	-0.62121	-0.5705	-0.62664	-0.50665	-0.52064	-0.52936	-0.65217	-0.703	-0.51886
1996	-0.21583	-0.00601	-0.39705	0.048822	-0.85254	-0.84152	-0.59757	-0.38113	-0.13315
1997	0.136682	0.495318	-0.1073	0.295374	0.152617	0.189695	-0.53876	0.245982	0.286188
1998	0.287569	0.697979	-0.03241	0.997059	0.252677	0.312923	-0.39083	0.285676	0.526808
1999	0.508359	1.041597	0.400387	1.120472	0.466409	0.674058	-0.20627	0.672434	0.861669
2000	0.593804	1.132213	0.674473	0.955372	0.605454	0.690641	0.021904	0.938226	1.003179
2001	0.601193	1.310397	0.824133	0.983429	0.864635	0.582184	0.68566	1.013965	1.084575
2002	1.046752	1.281155	1.111246	1.046867	1.02529	0.84117	1.045283	1.030532	1.1227
2003	0.520016	1.172129	1.187354	1.241922	1.156211	0.904889	1.2514	1.066947	1.10049
2004	1.441108	1.115172	1.396466	1.212417	1.179045	1.144865	1.612505	1.110548	1.101351
2005	1.686486	1.119935	1.702115	0.834887	1.01236	1.246398	1.686789	1.195708	1.149537
2006	1.740138	1.250201	2.068743	0.929823	1.792131	1.807719	1.823836	1.616996	1.388943
2007	1.884797	1.289503	2.21116	0.940158	2.158631	2.458895	1.97214	1.824841	1.709458
2008	-0.92568	-1.03229	-0.86177	-1.04437	-0.93154	-0.89781	-0.73257	-0.94823	-0.98263
2009	-0.92466	-1.02963	-0.86137	-1.04337	-0.93093	-0.89738	-0.73186	-0.94699	-0.98109
2010	-0.92316	-1.02872	-0.86037	-1.04234	-0.93063	-0.89753	-0.73174	-0.94464	-0.97996
2011	-0.92084	-1.02515	-0.85947	-1.03965	-0.92897	-0.89694	-0.73111	-0.94201	-0.97725
2012	-0.91562	-1.01314	-0.85823	-1.03306	-0.92595	-0.89505	-0.72531	-0.94025	-0.97082
2013	-0.90996	-0.9934	-0.85634	-1.01937	-0.92044	-0.89055	-0.72022	-0.93685	-0.95902

ملحق رقم (c - 2) القيم المعيارية للارقام القياسية لفئة الدخول الوسطي.

السنوات	الغذاء	الملابس والاحذية	السكن	الادوات المنزلية	العناية الصحية	النقل والمواصلات	الترفيه	التعليم	اخري
1990	-0.92452	-1.03196	-0.86239	-1.04395	-0.93044	-0.89786	-0.7308	-0.94779	-0.97577
1991	-0.91167	-1.01108	-0.85289	-1.01124	-0.92136	-0.89127	-0.725	-0.93721	-0.96469
1992	-0.89045	-0.97697	-0.83486	-0.97863	-0.87519	-0.8631	-0.69514	-0.91799	-0.94645
1993	-0.84301	-0.91331	-0.80381	-0.89384	-0.82689	-0.83245	-0.6793	-0.89368	-0.8795
1994	-0.7375	-0.77203	-0.75133	-0.71741	-0.68088	-0.68589	-0.68024	-0.77898	-0.69672
1995	-0.62538	-0.59771	-0.6312	-0.42978	-0.5184	-0.5341	-0.66229	-0.72254	-0.51085
1996	-0.3531	-0.0631	-0.40772	0.130821	-0.08271	-0.18874	-0.62275	-0.4104	-0.12073
1997	0.066907	0.425132	-0.19377	0.372819	0.155262	0.200182	-0.58335	0.280777	0.31382
1998	0.335416	0.665987	-0.08554	1.23314	0.247546	0.333093	-0.47443	0.265327	0.558317
1999	0.512737	1.016506	0.279435	1.357549	0.461126	0.724418	-0.31579	0.651761	0.885922
2000	0.605877	1.057035	0.516132	1.090715	0.577331	0.727463	-0.05021	0.933089	1.013561
2001	0.618141	1.266912	0.637381	0.938952	0.827943	0.606933	0.744678	0.998798	1.096547
2002	1.038706	1.187772	0.895544	1.106422	1.007999	0.872078	1.195178	1.014811	1.111368
2003	1.237462	1.078683	0.975481	1.292275	1.155277	0.941719	1.462994	1.047259	1.10218
2004	1.418013	1.060242	1.187733	1.255604	1.120272	1.173261	1.894117	1.087911	-0.77534
2005	1.696009	1.0978	1.473393	0.874979	0.938042	0.771821	1.953093	1.166823	1.204438
2006	1.72517	1.227012	1.83438	0.948122	1.677183	1.867271	2.084619	1.631792	1.473001
2007	1.848144	1.369147	1.972757	0.951532	2.051324	2.559578	2.222272	1.847299	1.809397
2008	-0.92536	-1.03229	-0.86182	-1.04422	-0.93136	-0.89781	-0.73246	-0.88856	-0.98256
2009	-0.92404	-1.02973	-0.86121	-1.04325	-0.93087	-0.89739	-0.73209	-0.94759	-0.98104
2010	-0.92246	-1.02872	-0.86051	-1.04209	-0.93051	-0.89742	-0.73188	-0.94605	-0.97986
2011	-0.92026	-1.02522	-0.85925	-1.03858	-0.92895	-0.89659	-0.73113	-0.94349	-0.97728
2012	-0.91457	-1.02809	-0.85766	-1.03091	-0.92554	-0.89506	-0.72082	-0.9411	-0.97083
2013	-0.90888	-0.99096	-0.85444	-1.01429	-0.91937	-0.88998	-0.70294	-0.93693	-0.958

ملحق رقم(3) يوضح الاحتمالات القبلية للانضمام للمجموعات

Dis_1	Dis1_1	Dis2_1	Dis1_2	Dis2_2	Dis3_2
1	-0.11265	-0.04889	0.338208	0.326131	0.335662
2	0.012184	-0.07748	0.316558	0.355962	0.32748
2	0.030059	-0.24188	0.326611	0.358348	0.315041
2	0.012184	-0.07748	0.316558	0.355962	0.32748
3	-0.29379	0.34097	0.312238	0.286203	0.401559
2	0.746839	0.204589	0.210351	0.527936	0.261713
2	0.446141	-0.06608	0.236603	0.482201	0.281196
3	-0.55701	0.73377	0.255887	0.233325	0.510788
3	-1.75135	0.785167	0.315438	0.29816	0.386402
1	-1.15956	-0.65267	0.778576	0.066272	0.155151
1	-0.74133	-1.8501	0.798817	0.010387	0.190796
1	-1.11392	-1.37148	0.880341	0.013471	0.106189
1	-0.45038	-1.27017	0.643401	0.079086	0.277512
1	-2.90963	-1.65108	0.999336	3.31E-05	6.31E-04
1	-2.96813	-0.35469	0.975287	0.015678	0.009034
1	-0.71659	-0.69798	0.645899	0.117386	0.236716
1	-2.65329	-3.86229	0.999774	1.20E-10	2.26E-04
1	-2.30521	-0.05572	0.852141	0.08042	0.06744
1	-0.09427	-0.06365	0.336259	0.330139	0.333601
1	-0.08985	-0.05762	0.334709	0.331236	0.334056
1	-0.11465	-0.06829	0.340885	0.325367	0.333749
1	-0.1222	-0.06643	0.342188	0.32368	0.334132
2	-0.05864	-0.02161	0.324917	0.338492	0.33659
2	0.038455	0.067911	0.300572	0.357868	0.34156
1	-0.16016	-0.05675	0.348645	0.315429	0.335926
2	-0.03157	-0.05997	0.323537	0.345028	0.331436
3	-0.14	0.157687	0.318609	0.317804	0.363587
3	-0.26093	0.52675	0.281259	0.272267	0.446474
3	-0.11514	0.099149	0.321669	0.324429	0.353902
2	1.027209	-0.0318	0.147351	0.678426	0.174223
2	1.824372	-0.50328	0.023715	0.944845	0.03144
2	0.141507	-0.1165	0.293639	0.391579	0.314782
3	0.20039	0.849859	0.242073	0.244049	0.513878
2	1.936177	0.099444	0.063077	0.893265	0.043658
2	1.449969	-1.51558	0.022045	0.875583	0.102372
2	1.506938	-0.49732	0.045578	0.890119	0.064303
2	2.38938	-0.35012	0.009844	0.982232	0.007924
2	2.220174	-0.6397	0.007381	0.982505	0.010114
2	1.186928	0.630484	0.244695	0.497551	0.257755

2	3.868904	-0.15258	8.02E-04	0.999131	6.65E-05
2	2.187496	-2.93261	5.60E-04	0.868654	0.130786
2	1.732137	-1.07256	0.013431	0.949583	0.036986
1	-0.09393	-0.06332	0.336154	0.330223	0.333623
3	-0.08793	-0.05487	0.334027	0.331707	0.334266
1	-0.10716	-0.06511	0.339004	0.327143	0.333853
1	-0.11521	-0.06419	0.340514	0.325314	0.334172
2	-0.0563	-0.004	0.322722	0.338857	0.338421
2	0.041904	0.076387	0.299425	0.358169	0.342406
1	-0.11453	-0.04943	0.338641	0.325699	0.33566
3	-0.0849	-0.05049	0.332952	0.332443	0.334605
2	-0.0541	0.001378	0.321791	0.339281	0.338928
2	0.117133	-0.03032	0.293661	0.381937	0.324402
3	-0.19001	0.085518	0.335369	0.310598	0.354034
2	0.816565	-0.18651	0.165414	0.630446	0.20414
2	1.634862	-0.41727	0.039742	0.909352	0.050906
1	-1.6056	0.139475	0.616237	0.169885	0.213878
3	-0.76168	0.838951	0.237317	0.221501	0.541182
3	0.671797	0.755136	0.260336	0.331181	0.408483
1	-0.60859	-0.46197	0.550241	0.176058	0.273701
3	-0.2024	1.705536	0.093526	0.051997	0.854477
3	-0.28629	2.326742	0.026446	0.007811	0.965742
3	-2.29654	2.309829	0.007195	0.126265	0.86654
3	0.011637	3.309535	0.003747	7.23E-05	0.996181
3	0.138663	0.747553	0.248415	0.265349	0.486236
3	-0.0519	1.458435	0.143671	0.089905	0.766424
3	0.475157	3.885692	0.002471	1.58E-06	0.997527
1	-0.81552	-0.14271	0.524012	0.191664	0.284323
3	-0.08206	-0.05751	0.333161	0.333043	0.333795
1	-0.0936	-0.06277	0.336026	0.330307	0.333666
1	-0.09844	-0.06299	0.337016	0.329185	0.3338
1	-0.18762	-0.03973	0.351878	0.309973	0.338149
3	0.049376	0.161583	0.292399	0.353711	0.35389

المصدر: برنامج SPSS-v16