المجلة العربية للعلوم الادارية
مجلد ٣، عدد ٢، مايو ١٩٩٦، ٢٩٥ - ٣١٥

استخدام تحليل التمايز والشبكات العصبية في التنبؤ بدرجة اعتمادية العميل المصرفي

مسعود عبدالله بدري
أحمد خليل المطوع
عقيل محمد هادي
جامعة الإمارات العربية المتحدة
دولة الإمارات العربية المتحدة

تستهدف هذه الدراسة المقارنة بين استخدام اسلوب الشبكات العصبية الاصطناعية Artificial Neural Networks (ANN) واسلوب تحليل التمايز المتعدد Multiple Discriminant Analysis (MDA) في القدرة على التنبؤ بمخاطرة التعامل مع العميل المصرفي (درجة الإعتمادية للعميل المصرفي) . بشكل عام، يعتبرMDA من الطرق الاحصائية التقليدية الشائعة في التنبؤ بدرجة الاعتمادية للعميل المصرفي وتستخدم بشكل بارز وفعال من قبل المنظمات والمؤسسات المالية. على اية حال، فإن MDA تعتمد على معادلة خطية، وبالتالي قد تكون مقيدة في تطبيقاتها . بمعنى آخر، فإن النتائج المستمدة من الطريقة قد لا تكون مجدية إذا كانت العلاقة بين المتغيرات غير خطية. اما ANN فهي تعتمد في تحليلاتها على العلاقات والبيانات الخطية وغير الخطية ، وبالتالي قد تكون اكثر مناسبة في هذه الظروف. يعطي هذا البحث تطبيقاً مالياً عملياً لهاتين الطريقتين على مشكلة درجة الاعتمادية للعميل المصرفي من خلال حالة حقيقية لقياس الأداء المقارن للطريقتين. وتشيرالنتائج إلى أن الشبكات العصبية تعطي نتائج افضل من تحليل التمايز المتعدد في مجال الحكم على درجة اعتمادية العميل المصرفي.

هناك دراسات كثيرة تشير إلى أن الطريقة التقليدية المتبعة في التنبؤ بالأخطار المالية ومخاطر الاعتمادية تعتمد أساساً على تحليل التمايز المتعدد (Coats and Fants, 1992)، أما الطرق الأخرى المستخدمة فتشمل التحليل الإحصائي اللامعلمي (Tam and Kiang,1992) وتحاليل لوجيت وبروبيت Logit - Probit وكذلك طريقة التقسيم المرجّع Recursive partitioning (Aaron, 1994). بالرغم من أن طريقة« تحليل الانحدار » تلعب دوراً رئيسياً في هذه الطرق الاحصائية التقليدية إلا أن هناك عدة عيوب لا يمكن تلافيها حيث أنها تضعف درجة فعالية هذه الطرق وخاصة كوسيلة للتخطيط طويل الأجل في اتخاذ القرار.

تم استلام البحث في أكتوبر ١٩٩٥، وأجيز للنشر في ديسمبر١٩٩٥ .

نلاحظ أن هذه الطرق الاحصائية التقليدية تعتمد في تطويرها على شخص ذي تعليم متخصص وتدريب واف وخبرة كافية. وبدون هذه المعرفة والخلفية قد يكون عبثاً استخدام هذه الطرق لأنها تعتمد على فرضيات مسبقة لا بد من توافرها لكي يكون الاستخدام جيداً. ولا يمكن للشخص العادي أن يعرف هذه الشروط اللازمة عن طريق قراءة كتاب ما فقط، بل لا بد من توفر الخلفية الأكاديمية والتدريب والخبرة إذا كان الهدف هو الاستخدام السليم. تعتمد هذه الطرق أيضاً على البحث في علاقة المدخلات ببعضها و البحث عن طبيعة البيانات فيما إذا كانت خطية أم غير خطية (Jost, 1993).

من ناحية أخرى، فإن هذه الطرق التقليدية تخضع بدرجة كبيرة لخبرة ومهارة مصمم النموذج ومقدرة الحاسب الآلي ودرجة التعقيد في البيانات المتوفرة. وبالتالي، فإن هذه الطرق الإحصائية التقليدية قد لا تصلح ولا تتناسب مع المشكلات المعقدة والتي تتطلب عناية خاصة (Eyden and Cronje, 1994). على وجه الأخص فإن التحليل التمايزي المتعدد يعتمد بدرجة كبيرة على شرط رئيسي ألا وهو الفرضية الطبيعية المتعددة Multivariate Normality (Aaron,1994).وعدم توافر هذا الشرط، والذي لا يختبر في معظم الأحيان في الأبحاث المنشورة، يقلل من فعالية تحليل التمايز بدرجة كبيرة. وبالتالي، فقد نحصل على نتائج جيدة جداً في التصنيف دون أن نعلن أن طبيعة المدخلات والبيانات لم تتناسب مع نوع التحليل بالدرجة الأولى.

خلال الخمس سنوات الماضية، بدأ الاهتمام يتجه نحو تطوير الشبكات العصبية Artificial Neural Networks (ANNS)، وذلك لحل مشكلات عديدة في مجالات مختلفة. ولقد تم تطبيق ANN بفاعلية عالية في مشكلات إدارية وتجارية عديدة وخاصة في الإدارة المالية والاستثمار مثل التنبؤ بمعدل أسعار الأسهم والسندات وكذلك التعامل بالعملات الأجنبية. ولقد اثبتت هذه النماذج مقدرات عالية في تحقيق معدلات مناسبة للربحية لمستخدميها.وهناك أبحاث عديدة تثبت مقدرة هذه النماذج في التغلب بسهولة على الطرق التقليدية والتي تعتمد على تحاليل الانحدار الخطية وتحاليل التمايز المتعددة وذلك في التنبؤ بقياس أداء السندات والأسهم(Yoon, Swales and Thomas, 1993). وبالرغم من النجاح الباهر للشبكات العصبية في كونها وسيلة قيمة جداً في التحليل، إلاّ أن كيفية تفهّم طريقة عمل هذه الشبكات العصبية وكيفية جعلها تحقق درجات أعلى من الكفاءة مازالت عملية غير سهلة.

ويتم تطبيق الشبكات العصبية دون النظر إلى فرضيات معينة عن طبيعة المتغيرات الداخلة في التحليل وطبيعة علاقاتها مع بعضها البعض (بعكس تحليل التمايز) . وهذه الحقيقة تعطي جاذبية أكثر للتحليل بالشبكات العصبية مقارنة بالطرق الإحصائية التقليدية الأخرى.

إن الهدف من هذه الدراسة هو مقارنة طريقة تحليل التمايز المتعدد والشبكات العصبية وذلك

لتطوير الفهم والإدراك للشبكات العصبية. وتقدم الدراسة تطبيقاً مباشراً للطريقتين في مجال الإدارة المالية في حل مشكلة قياس درجة الاعتمادية المالية وذلك لمقارنة أداء الطريقتين ودرجة فعاليتهما في هذا المجال المتخصص من الإدارة. كما تقدم الدراسة أيضاً مراجعة مفصلة للطريقتين وبعض أوجه الشبه والاختلاف بينهما.

منهجية البحث

عينة البحث واختيارها

تم جمع المعلومات عن ٥٦٧ عميلاً لدى بنك تجاري كبير في دولة الإمارات العربية المتحدة. وتحوي هذه البيانات الموقف الاعتمادي لعملاء المصرف التجاري. وتم اختيارهم باستخدام أسلوب العينة العشوائية الطبقية (Stratified Random Sample). وتعتمد هذه الطريقة على الاختيار العشوائي للعينات من كل مجموعة. أمّا عن طريقة انتقاء هذه العينة، فالبعض يتبع الطريقة العشوائية البسيطة وذلك بانتقاء عشوائي دون اتباع أي قانون، والبعض الآخر يقوم بعملية الانتقاء بطريقة محددة متبعاً مبادئ موضوعة مسبقاً (Systematic Sampling).

ولقد اتبعت في هذه الدراسة الطريقة الثانية وذلك بانتقاء كل خامس اسم من قائمة العملاء. وقد تألفت المجموعة النهائية لحصيلة العملاء من مجموعتين، حيث أن المجموعة الأولى تألفت من ٢٨٣ عميلاً يتصفون بأنهم عملاء ذوو مخاطرة جيدة (Good Risk) و ٢٨٤ يتصفون بأنهم ذوو مخاطرة غير جيدة (Bad Risk) وذلك من الناحية الاعتمادية لهؤلاء العملاء من وجهة نظر البنك التجاري. ولقدتم جمع البيانات عن هؤلاء العملاء والتي تتألف من معلومات عن الموقف الاعتمادي حسب الطلب المعبأ (Credit Application) ومعلومات داخلية لدى البنك من خلال معرفتهم لهذا العميل (وذلك من قبل كبار المسؤولين في البنك أو بعض الأسماء المرجعية المتوافرة من قبل العميل للرجوع إليها) وكذلك موشر تقديري يخص الموقف التجاري لهذا العميل.

اختيار المتغيرات الداخلة في التحليل

لا توجد صعوبة كبيرة في اختيار المتغيرات التي تؤثر على درجة الاعتمادية لعملاء البنوك من الناحية العملية، فهناك العديد من المتغيرات التي يمكن استخدامها، وبعض هذه المتغيرات تم شرحها وتبريرها من الناحية النظرية، والبعض الآخر لها تبريرات ولكن من الناحية التطبيقية فقط حسب الأبحاث التطبيقية المنشورة في مجال الاعتمادية المالية. وهناك متغيرات أخرى متوافرة لم تجد سبيلاً لتوضيحها سواء من الناحية النظرية أو من الناحية التطبيقية (العملية). وما يجب إضافته في هذا المجال أن العديد من المتغيرات المصرفية تفقد القدر الكبير من حساسيتها مع مرور الوقت وذلك نظراً للظروف الديناميكية المتغيرة التي تعيشها هذه المؤسسات المصرفية. وبالطبع، فإن هذه النظرة تعني

عدم المقدرة على إحراز نوع من الثبات الهيكلي Structural Stability للعلاقات، وبالتالي عدم استخدام النماذج الثابتة التي تعتمد على هذه العلاقات أو المتغيرات.

لهذه الأسباب كلها، فإن اختيار المتغيرات المؤثرة على درجة الاعتمادية للعميل المصرفي يجب أن تشمل كافة المتغيرات والتي يمكن أن تمثل الواقع المصرفي. وكذلك يجب على هذه المتغيرات أن تمتلك مقدرة عالية على التنبؤ. بالإضافة إلى ذلك، فإن هذه المتغيرات يجب أن تكون واقعية وممكن حسابها من الناحية المصرفية (بالطبع فإن طبيعة الشبكات العصبية تعطي الفرصة لاستخدام متغيرات كثيرة دون وجود أي فرضيات مسبقة لهذه المتغيرات أو اثباتات من الناحية النظرية أو التطبيقية لها).

إن السبيل للوصول لأفضل النتائج هو اختيار مجموعة كبيرة من المتغيرات (المدخلات) والتي يعتقد الخبير المصرفي أنها توثر على درجة اعتمادية العملاء، ويجب بالطبع اختيارمجموعة أخرى من المتغيرات التي أثبتت جدارتها سواء من الناحية النظرية أو العملية. وبهذه الطريقة من الاختيار هناك احتمال أكبر بأن تكون الظروف المصرفية قد تم وصفها بشكل شامل ومفصل.

ويذكر Gerke and Baun (1993) أن زيادة عدد المتغيرات سيؤدي إلى زيادة درجات الحرية (Degrees of Freedom) وذلك من خلال أوزان أوصال الشبكات العصبية (Network Connection Weights) والتي تم التطرق لها لاحقاً. وهناك ظاهرة أخرى مستحبة في هذا المجال وهي القيام باختيار المتغيرات التي يعتقد أن العلاقة بين بعضها البعض غيرعالية وذلك لوصف الحالة المالية بدقة وشمولية مناسبة.

من الناحية الحسابية، فإن اختيار متغيرات لها علاقة ببعضها البعض قد لا يؤدي إلى تحسين وصف البيئة المالية. بالإضافة إلى ذلك، فإن المتغيرات عالية العلاقة بين بعضها البعض قد تضيف إلى قيمة تحاليل الحساسية والتي من الممكن اجراؤها في حالة استخدام تحليل التمايز المتعدد بهدف التعرف على المتغيرات المناسبة أو المؤثرة في الموقف. وهناك طريقتان أساسيتان اتبعتا في هذه الدراسة بشأن كيفية اختيار المتغيرات. تعتمد الطريقة الأولى على إجراء المقابلات مع الخبراء في المجال المصرفي، سواء متخذي القرار في المستويات العالية من السلم الهرمي أو مقدمي الخدمات اليومية في البنك هذا من ناحية. ومن ناحية أخرى فإن هذه الطريقة المنطقية تعتمد على التعرف على كيفية قيام البنك من الناحية العملية بإعطاء درجة من الاعتمادية للمتعامل مع البنك. أما الطريقة الثانية المتبعة في هذه الدراسة فإنها اعتمدت على البحث في التطبيقات السابقة من الأبحاث المنشورة للتعرف على بعض المواصفات التي يمكن الاستعانة بها (كمتغيرات) لتكون بمثابة إشارات تحذيرية للبنك عن المتعامل. من هذه الأبحاث بحث Cronje (1991).

يعطي الجدول ١ صورة أوضح للمتغيرات التي تم ادخالها في نموذج تحليل التمايز والشبكات

العصبية في هذا البحث. ويلاحظ من الجدول أن بعض هذه المتغيرات ليست كمية بل وصفية. ويرى بعض الباحثين أنه يمكن استخدام هذا النوع من المتغيرات ضمن التحليل التمايزي (Tabachnick and Fidell, 1983; Dant, Lumpkin and Bush, 1990). ومن ناحيةأخرى، يرى باحثون آخرون أن المتغيرات الداخلة في التحليل التمايزي يجب أن تكون كمية ولا يمكن استخدام المتغيرات الوصفية (Hair, Anderson, Tatham and Black, 1992) ولعل الرأي الثاني هو الأصوب حيث أن معظم الدراسات تلتزم به أكثر. وتسلط هذه الحقيقة بعض الضوء على طبيعة الأبحاث في مجال الاستثمار والإدارة المالية والتي اعتمدت على تحليل التمايز، حيث أنها استخدمت متغيرات وصفية كمدخلات. وبالرغم من تطبيق تحليل التمايز في هذه الدراسة باستخدام متغيرات وصفية فإن الشرط الخاص بالمدخلات لم يتحقق، وهو ما يعطي مبرر أقوى لاستخدام وسائل أخرى غير تحليل التمايز لا تشترط أن تكون المتغيرات كمية. إلى جانب هذه الحقيقة، فإن هذه الدراسة تقوم بالتحقق من مدى كفاءة التحليل بالشبكات العصبية وهوما تهدف إليه هذه النوعية من الدراسات. فالهدف من الدراسة هو التعرف على مدى إمكانية الحصول على نتائج جيدة في التصنيف دون الكشف عن طبيعة المدخلات الداخلة في التحليل بالشبكات العصبية. ويجب أن يكون واضحاً لدى الباحثين مرة أخرى أن الغرض من إظهار نتيجة التحليل التمايزي في هذه الدراسة هو المقارنة فقط، لذا فإنه يحبذ عدم استخدام هذا التحليل حيث أن بعض المتغيرات وصفية.

أسلوب التحليل

لقد جرى ادخال المتغيرات المبينة بالجدول ١ في نموذج لتحليل التمايز التدريجي (Stepwise Discriminant Analysis) وكذلك نموذج للشبكات العصبية مكونة من ثلاثة شرائح Three layers(سيتم تفصيل هذا لاحقاً) . فمن ناحية تحليل التمايز تم تطوير دالة تتكون من تركيب للمتغيرات (المستقلة) والتي يمكن أن تستخدم في تصنيف العملاء على أساس أنهم جيدو أو رديئو المخاطرة. ولقد تم الأخذ بتعريف البنك لكيفية تحديد ما إذا كان العميل جيد الاعتمادية أو رديئ الاعتمادية. وبالتالي، فإن البحث يهدف أيضاً إلى التنبؤ بوجهة نظر البنك من الناحية العملية. فالمتغيرات المستقلة هذه (Independent Variables) والتي لا تُظهر علاقة مع المتغير التابع (جيدو أو رديئو الاعتماد) لا يتم اعتبارها في دالة التمايز. بمعنى آخر فإن المتغيرات التي لا تظهر علاقة مع المتغير التابع لايشملها دالة التمايز . وسيتم استخدام درجة معنوية ٠,٠٥ كحد أقصى. والمتغيرات التي تكون ضمن الحد المسموح من المعنوية سيتم احتواؤها في دالة التمايز. بمعنى آخر، فإن درجة المعنوية هذه تمثل احتمال رفض الفرضية المبدئية (Null Hypothesis) إذا كانت الفرضية صحيحة . وقد تم استخدام دالة التمايز في تصنيف العملاء إلى مجموعتين (ذوي الاعتمادية الجيدة والرديئة) ومعرفة مقدرة هذه الدالة في تصنيف هؤلاء العملاء وحساب النسبة للتصنيف الصحيح والتصنيف غير الصحيح.

جدول ١
المتغيرات الداخلة في نموذجي تحليل التمايز والشبكات العصبية

الرقم	اسم المتغير باللغة العربية	اسم المتغير حسب ظهوره في الأبحاث السابقة
١	الوظيفة السابقة إن وجدت	Previous Occupation if available
٢	هل تعرض العميل إلى عسر مالي سابقاً	Previous Insolvency
٣	مقدار الحساب الجاري في البنك	Current Account (Checking)
٤	مقدار حساب التوفير مع البنك	Saving Account
٥	هل لدى الزبون حساب ثابت	Fixed Account
٦	هل العميل زبون جديد للبنك	New or Existing Client of Bank
٧	الحالة الاجتماعية (متزوج - أعزب)	Marital Status
٨	وظيفة الزوج(أو الزوجة)	Occupation of Spouse
٩	عدد الأبناء	Number of Dependents
١٠	نوع السكن الحالي	Type of Residence
١١	هل هناك تليفون في المسكن الحالي	Telephone at Present Residence
١٢	هل يسكن العميل مع والديه	Live with Parents
١٣	جنس العميل	Gender of Client
١٤	عمر العميل	Age of Client
١٥	الجنسية	Nationality
١٦	أسباب التقدم للاعتماد البنكي	Reason for Credit Application
١٧	نوع الاعتماد البنكي المطلوب	Type of Credit Applied for
١٨	عدد السنوات في العنوان الحالي	Number of years at present Address
١٩	عدد السنوات في العنوان السابق	Number of Years at previous Address
٢٠	عدد سنوات الخدمة في الوظيفة الحالية	Period at Present Job
٢١	الوظيفة الحالية	Present Occupation
٢٢	الوظيفة السابقة	Previous Occupation
٢٣	عدد السنوات في الوظيفة السابقة	Period at Previous job
٢٤	درجة التقدير من قبل البنك	Judgement from Bank
٢٥	وجود مرجع داخلي في البنك	Existence of Internal Bank Reference
٢٦	وجود كفالة بنكية	Existence of Sureties
٢٧	الراتب الشهري	Monthly Income
٢٨	ملكية عقار	Fixed Property
٢٩	مقدار الإيداع الثابت	Amount of Fixed Deposit
٣٠	مقدار التخفيض الشهري للراتب من جراء الاعتماد البنكي	Monthly Salary Deduction Due to Credit
٣١	المصروفات الشهرية كنسبة من الدخل الشهري	Monthly Expense as Percentage of Income
٣٢	وجود رخصة تجارية	Trade licence

لقد تم استخدام الشبكة العصبية عند تقسيم البيانات إلى مجموعتين، المجموعة الأولى لتدريب الشبكة (Training). والمجموعة الثانية لتحقيق مدى مصداقية النموذج من خلال اختبارها (Testing).ومدخلات الشبكة عبارة عن ٣٢ متغيراً حسب الجدول ١ ومخرجين (جيد المخاطرة وغير جيد المخاطرة). وللتأكد من صلاحية النموذج المقترح تم استخدام معايير إحصائية مثل متوسط الخطأ AverageError والجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ Root Mean Squared Error (RMSE) ومعامل R^2 والذي يقيس مدى مقدرة النظام على التنبؤ بالمخرجات. وتم تبعاً لذلك تصنيف العملاء إلى مجموعتين(جيدو ورديئو الاعتمادية) ومن ثم حساب نسبة التصنيف الصحيح والتصنيف غير الصحيح من جراء استخدام الشبكة العصبية.

كما تم استخدام برنامج (SPSS Windows) لإجراء تحليل التمايز في حين استخدم برنامج Neuroshell 2 لإجراء تحاليل الشبكات العصبية، والحاسب الآلي المستخدم في كلتا الطريقتين هو من نوع (Dx4/100 MHZ).

الخلفية النظرية لتحليل التمايز والشبكات العصبية

أولا: تحليل التمايز

يستخدم تحليل التمايز لتصنيف العينات (الأفراد) إلى مجموعتين أو أكثر وذلك على أساس مجموعة من المقاييس.والافتراض هنا أن المجموعات المصنفة تكون معروفة مسبقاً. ويستخدم تحليل التمايز أيضاً للتعرف على المتغيرات التي تسهم بشكل مؤثر في تصنيف هذه المجموعات. وبالتالي فإن «التنبؤ» و «الوصف» تعتبران الوظيفتان الأساسيتان للتحليل. ويمكن تلخيص الهدف من تحليل التمايز على الوجه التالي:

١ - حساب دالة المجموعات المركبة الخطية (Linear Combinations) وذلك للمتغيرات التي ستقوم بالتنبؤ وذلك بتعظيم التباين بين المجموعات (Between Group) نسبة إلى تباين «خلال المجموعة» "Within group". وعلى هذا الأساس فإن العينات التي تنتمي إلى مجموعات مختلفة ستكون المسافة بينها أكبر ما يمكن.

٢ - تطوير الإجراءات لتنسيب عينات جديدة (أفراد، شركات، أشياء) إلى أحد المجموعات في حالة عدم المعرفة المسبقة بالمجموعة التي تنتمي إليها هذه العينات الجديدة.

٣ - اختبار مدى توافر الإختلاف الجوهري بين المجموعات.

٤ - التعرف على أكثر المتغيرات تأثيراً في وصفها للإختلافات بين المجموعات.

وتنبني منهجية تحليل التمايز على القيام بتطوير دالة (أو أكثر) خطية من مجموعة المتغيرات (المستقلة) والتي تقوم بالتمييز بين مجموعتين (أو أكثر)، وذلك في حالة المعرفة المسبقة

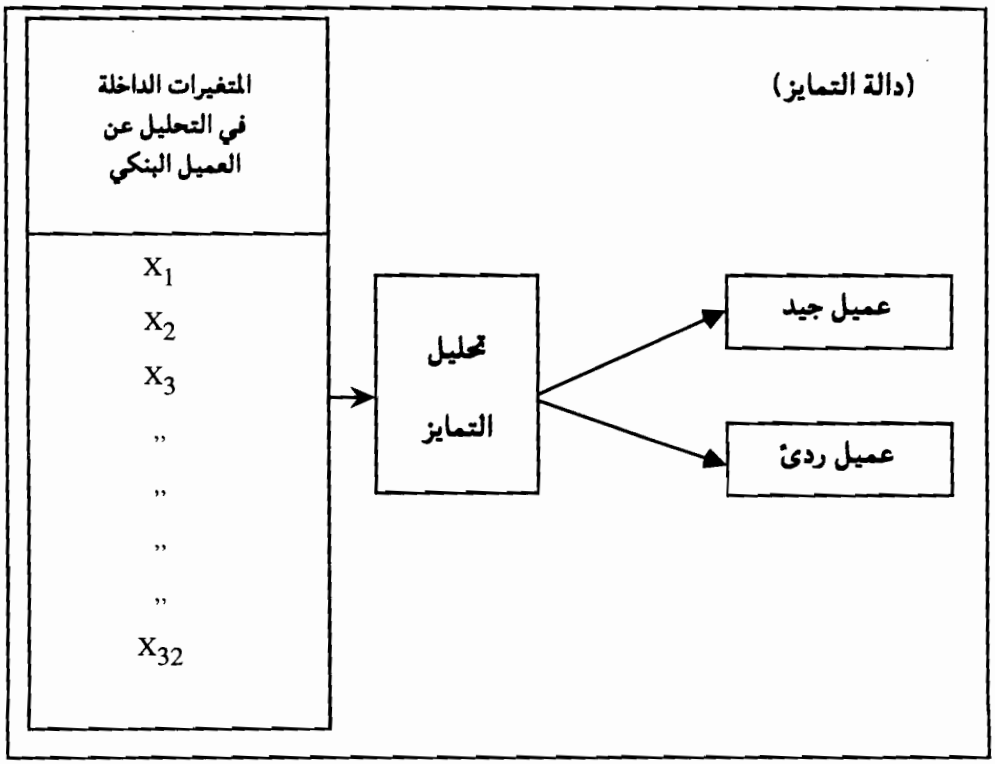
للمجموعتين. وهذا بالطبع يتحقق بالمعيار الإحصائي الذي يقوم بتنظيم التباين بين المجموعتين في حين تحاول تدنية التباين بين عينات المجموعة الواحدة. وهذا المركب أو المزيج الخطي هو الذي يطلق عليه دالة التمايز وهو في شكل المعادلة الآتية:

$$Z = b_1 X_1 + b_2 X_2 + b_3 X_3 + \ldots\ldots + b_n X_n$$

حيث أن Z هي درجة التمايز (Discriminant Score) و b_i هي معاملات المتغيرات المستقلة X_1, X_2 إلى X_n حيث I =1، 2،.....n . ويعتبر تحليل التمايز أسلوباً إحصائياً مناسباً لاختبار صحة الفرضية التي تقول إن المتوسط الحسابي لمجموعتين أو أكثر متساوية. وكما هو واضح من المعادلة **فإن** درجة التمايز عبارة عن مجموعة مركبة من حاصل ضرب كل متغير مستقل والوزن المنسوب إليه. ويبين الشكل ١ نموذج تحليل التمايز في تنبؤ درجة الاعتمادية للعميل البنكي. ويبين النموذج أن الهدف هو إيجاد دالة واحدة للتمايز (المتغير التابع) والتي تعتمد على ٣٢ عاملاً (المتغيرات المستقلة).

شكل١

نموذج تحليل التمايز للتنبؤ بدرجة اعتمادية العميل البنكي



ثانيا: الشبكات العصبية

تحاول الشبكات العصبية من تقليد النظام العصبي عند الإنسان. وبالتالي فإن دراسة النظام العصبي البشري تعطي معرفة واضحة لكيفية عمل الشبكات العصبية. وتعتبر الوحدة(الخلية) العصبية الواحدة نظام كامل للمعلومات حيث يقوم هذا النظام بتشغيل المعلومات ومن ثم إرسالها إلى باقي الوحدات العصبية الأخرى . فعندما تقوم الإشارات بالوصول إلى المخ البشري تقوم الوحدات العصبية المعنية باستقبالها وتحليلها ومن ثم إرسالها كإشارات كيميائية ممغنطة (Electro chemical) إلى الخلايا العصبية الأخرى. وتذكر العلم المهتم بالخلايا العصبية أن الخلية العصبية الواحدة من الممكن أن تعمل كخلية مثيرة (Excitatory) فتقوم بإرسال الإشارة أو إطلاقها أو أن تعمل كخلية غير مثيرة (Inhibitory) فتمتنع عن إطلاق الإشارة. فإذا كانت الإشارة (الإشارات) المستقبلية تتعدى حداً معيناً معرفاً من قبل الدماغ (Thresh-Hold) فإن ذلك يدعو إلى إطلاق الإشارة وتكون الخلايا العصبية متصلة بباقي الخلايا بشكل شبكات متعددة (على هذا الأساس سمي العلم الجديد بعلم الشبكات العصبية).

تتكون الشبكات العصبية من شرائح تتألف من خلايا متصلة. والشكل الشائع للشبكة العصبية يتكون من ثلاث شرائح: شريحة المدخلات، والشريحة المخبأة، وشريحة المخرجات. من الناحية النظرية فإن الشبكة العصبية تقوم بوظيفتها مثل نظام الخلية العصبية في الدماغ البشري حيث تحتوي الشريحة المخبأة أيضاً علي ميكانيكية معينة تجعل من الشبكة بمثابة نظام مثير أو نظام غير مثير وذلك على حسب نوع الدالة غير الخطية المستخدمة لذلك الهدف. وتسهل هذه الميكانيكية الإتصال الكامل لخلاياشريحة المدخلات(والتي تحتوي على كافة المتغيرات الداخلة في العملية) بالشريحة المخبأة ومن ثم خلايا شريحة المخرجات. وهناتتضح أهمية الشريحة المخبأة التي تتألف من خلايا عصبية نطلق عليها الخلايا المخبأة. هذه الخلايا المخبأة تقوم بتحليل المدخلات ومن ثم باستئصال المواصفات التي ترى هذه الخلايا أنها تؤثر بشكل مناسب على طبيعة المخرجات. على هذاالأساس فإن كل خلية مخبأة تحتفظ بصفة واحدة. وبالتالي، فإنه يجب استخدام العدد الكافي من الخلايا المخبأة بغية التعرف على هذه المواصفات الكامنة. ولكن يجب أخذ الحذر في استخدام عدد أكبر من اللازم من الخلايا المخبأة. والجدير بالذكر هنا أن بعض الباحثين أيضاً يستخدمون شريحة مخبأة أخرى تقوم باستئصال المواصفات من الخلايا المخبأة في الشريحة المخبأة السابقة. ويقترح الباحثون أن العدد المناسب للخلايا المخبأة يجب أن يتحدد بالمعادلة الآتية:

$$\frac{\text{عدد المدخلات} + \text{عدد المخرجات}}{٢}$$

تتألف الشبكة العصبية من مجموعة مركبة من أجزاء صغيرة عالية الاتصال ببعضها البعض تقوم بالعمليات الحسابية ويطلق عليها اسم النيرون (Neuron) أو الأعصاب. ونقطة الاتصال (أو نقاط الاتصال) تحكمها أوزان معينة (Weights)، حيث يقوم النيرون باستقبال المدخلات (Inputs) من

النيرونات الأخرى أو من مصادر خارجية. ويقوم بالتالي باستنتاج مركب واحد من هذه الأوزان المختلفة. ويقوم باستنتاج مخرجاتها إما برقم يعكس هذه الأوزان المرجّحة أو تحويلها بواسطة دالة غير خطية إلى رقم آخر (Transfer Function). من دوال التحويل الشائعة والمستخدمة في أغلب الدراسات دالة السيجمويد (Sigmoid) والتي تعطي كمخرجات أرقام محصورة بين الصفر والواحد الصحيح وهي بالشكل الآتي:

$$OUT = \frac{1}{1 + e^{-NET}}$$

حيث أن OUT هي دالة التحويل و NET هو الرقم المركب الذي يعكس الأوزان المرجحة بين اتصالات النيرونات ببعضها البعض. وتقوم الشبكة بالتعلم المستمر (Continuous learning) باستخدام معدل للتعلم . ويُجرى حسب المعيار الذي يعكس أداء الشبكة في كل مرة تتعلم فيها هذه الشبكة. وتوقف عملية التدريب عند الوصول إلى درجة مرضية من هذا المعيار والذي بطبيعته يعكس مقدار الخطأ - أي الفرق بين القيم الحقيقية والقيم التقديرية.

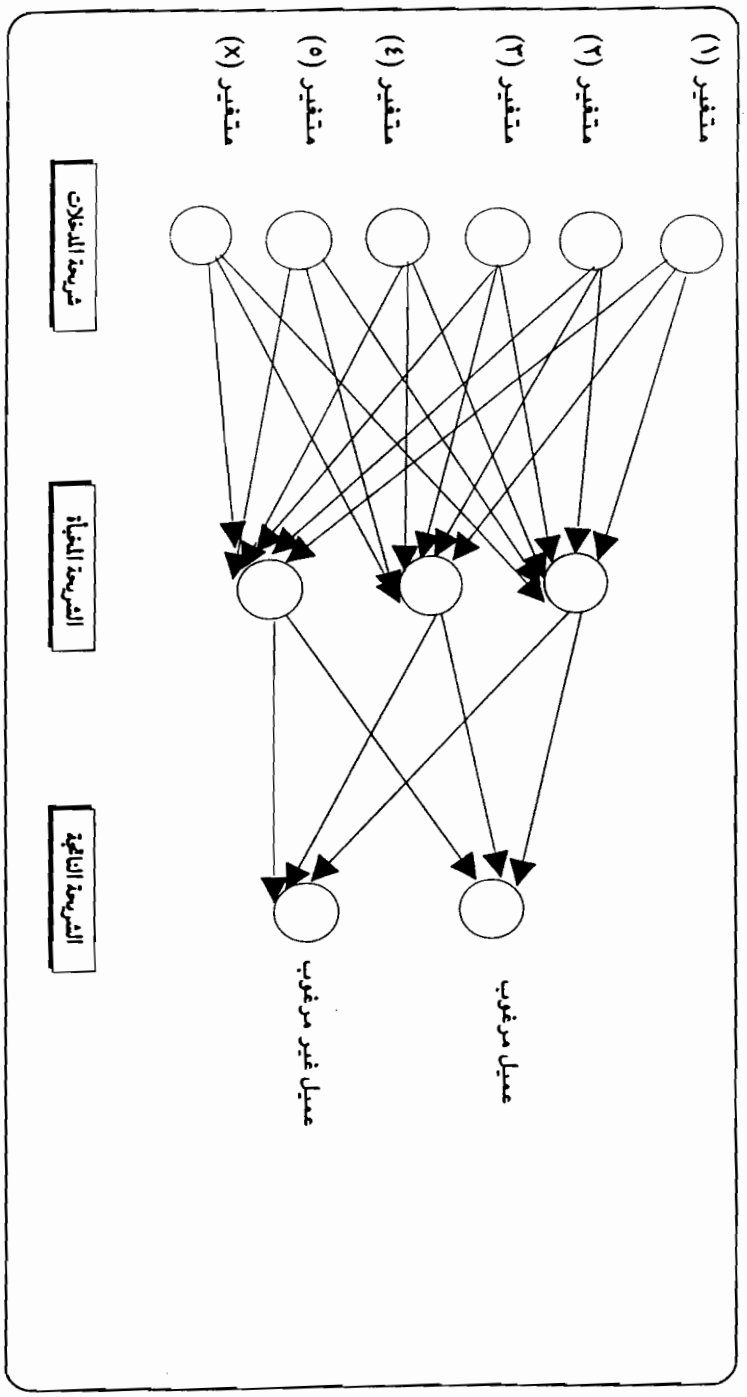
لكي تصل الشبكة إلى الحد المقبول للخطأ باستمرار يُجرى تعديل قوة الأوزان بين اتصالات الأعصاب فيها عن طريق ما يطلق عليه التعديل المرجّح (Backpropagation) ، وهي عبارة عن إجراءات معنية بإيجاد الشبكة التي تقوم بالأداء الأمثل (Optimization).

تتألف الشبكة العصبية عادة من ثلاث شرائح (أو أكثر في حالة الشبكات الأكثر تعقيداً) حيث تكون الشريحة الأولى عبارة عن مدخلات الشبكة والشريحة الثالثة عبارة عن مخرجات الشبكة. أما الشريحة الثانية والتي يطلق عليها اسم الشريحة المخبأة (Hidden Layer) والتي هي عبارة عن أعصاب جديدة وظيفتها استخراج العلاقات بين المدخلات والمخرجات أو بين المدخلات وبعضها البعض. وهذه الأعصاب في الشريحة المخبأة تقوم بإجراء الحسابات المعقدة بغية التوصل إلى أفضل النتائج حسب معايير الأداء المختلفة. وتقسم البيانات المتوفرة عادة إلى مجموعتين، وهما مجموعة التدريب (Training Set) ومجموعة الاختبار (Testing Set). حيث تستخدم المجموعة الأولى لتعلّم الشبكة، والمجموعة الثانية للتأكد من مدى تعلمها. بمعنى آخر فإن مدى مقدرة الشبكة على التنبؤ تتم باستخدام بيانات المجموعة الثانية والتي تعكس مصداقية الشبكة وكفائتها. ويسمح البرنامج المستخدم وهو (Neuroshell) بتقسيم عينات البحث إلى قسمين وذلك باستخدام عدة طرق مختلفة. ولقد روعي في هذا البحث تقسيم العينات بطريقة عشوائية تماماً حيث أن هذا هو المتبع في الأبحاث السابقة التي تستخدم الشبكات العصبية.

ويبين الشكل ٢ نموذج الشبكة العصبية المستخدمة في تنبؤ درجة الاعتمادية للعميل البنكي. ويبين النموذج وجود ثلاث شرائح، ويلاحظ أيضاً وجود مُخْرَجَين لهذه الشبكة (عميل مرغوب به وعميل غير مرغوب).

شكل (٢)

نموذج الشبكة العصبية لتنبؤ درجة الاعتمادية للعميل البنكي



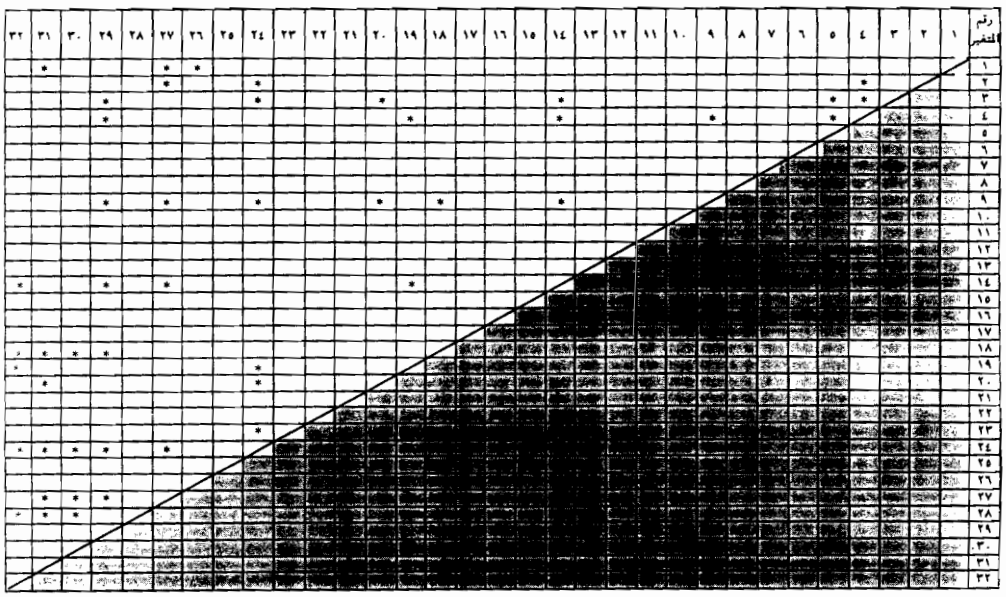
التحليل والنتائج

استخدام تحليل التمايز

يستخدم تحليل التمايز التدريجي لكي يتم تحليل المتغير. ،وهذا النوع من التحليل الإحصائي يتيح للباحثين تطوير تدرجي لدالة تمايز (Discriminat Function) والذي هو عبارة عن مجموعة مركبة من المتغيرات غير التابعة والتي يمكن استخدامها لتصنيف العملاء المصرفيين إلى مجموعتين (جيدي الاعتمادية ورديئي الاعتمادية). هذه المتغيرات بالطبع تؤثر بطريقة سلبية على مقدرة المتغير التابع إذا لم يتم ادخالها ضمن مجموعة المتغيرات الداخلة في تحليل التمايز. ويبين الجدول ٢ العلاقة بين المتغيرات المستقلة وبعضها البعض، حيث أن علامة (*) توضح وجود علاقة أكبر من (٠,٣).

جدول (٢)

العلاقة بين المتغيرات المستقلة (إذا كانت العلاقة أعلى من ٠ر٣٠ بمعنوية ٠ر٠٥)



كما ذكر من قبل فإن درجة المعنوية المستخدمة في التحليل الحالي هي (٠,٠٥). ويبين جدول ٣ درجة العلاقة (الارتباط Canonical Correlation Loadings) بين المتغيرات المتسقلة ودالة التمايز وتسمى هذه الدرجة بالتحميل الكانونيكي. وتوضح أرقام الجدول عدم وجود أية علاقة أو ارتباط بدرجة كبيرة. ونلاحظ أن المتغير المستقل رقم (١٦) والخاص «بسبب التقدم للاعتماد البنكي» يتمتع بأعلى درجة ارتباط مع المتغير التابع وهو (٠,٠٣٦٨٤).

جدول ٣

العلاقة (الارتباط) بين المتغيرات المستقلة والمتغير التابع (التحميل الكانونيكي)

الرقم	اسم المتغير باللغة العربية	العلاقة	مستوى المعنوية
١ -	الوظيفة السابقة إن وجدت	٠,٠٠٤٣	
٢ -	هل تعرض العميل إلى عسر مالي سابقاً	٠,٢٠١٢	*
٣ -	مقدار الحساب الجاري في البنك	٠,١٠٠٤	
٤ -	مقدار حساب التوفير مع البنك	٠,٣٠٠٤	*
٥ -	هل لدى الزبون حساب ثابت	٠,٣١١٢	*
٦ -	هل العميل زبون جديد للبنك	٠,١١٧٩	
٧ -	الحالة الاجتماعية (متزوج - أعزب)	٠,٣٢٢١	*
٨ -	وظيفة الزوج(أو الزوجة)	٠,٠٤٩٥	
٩ -	عدد الأبناء	٠,٣٥٤٤	*
١٠-	نوع السكن الحالي	٠,٠٩٩٩	
١١ -	هل هناك تليفون في المسكن الحالي	٠,٠٠٤٧	
١٢ -	هل يسكن العميل مع والديه	٠,١٨٤٦	
١٣ -	جنس العميل	٠,١٧١٦	
١٤ -	عمر العميل	٠,٣١٤١	*
١٥ -	الجنسية	٠,١٢٣٣	
١٦ -	أسباب التقدم للاعتماد البنكي	٠,٣٦٨٤	*
١٧ -	نوع الاعتماد البنكي المطلوب	٠,٣٥٤٤	*
١٨ -	عدد السنوات في العنوان الحالي	٠,٢٤٩٩	*
١٩ -	عدد السنوات في العنوان السابق	٠,٠٠٦٦	
٢٠ -	عدد سنوات الخدمة في الوظيفة الحالية	٠,٠٨٩٨	
٢١ -	الوظيفة الحالية	٠,٢٩٤٤	*
٢٢ -	الوظيفة السابقة	٠,١٠٠٤	
٢٣ -	عدد السنوات في الوظيفة السابقة	٠,٠٥٦١	
٢٤ -	درجة التقدير من قبل البنك	٠,٣٠٠٠	*
٢٥ -	وجود مرجع داخلي في البنك	٠,٣٦٠١	*
٢٦ -	وجود كفالة بنكية	٠,٣٦٤٧	*
٢٧ -	الراتب الشهري	٠,٣٦٥٥	*
٢٨ -	ملكية عقار	٠,٢٠١٢	
٢٩ -	مقدار الإيداع الثابت	٠,٢٧٧٥	*
٣٠ -	مقدار التخفيض الشهري للراتب من جراء الاعتماد البنكي	٠,١٤٢١	
٣١ -	المصروفات الشهرية كنسبة من الدخل الشهري	٢٦٧٧	*
٣٢ -	وجود رخصة تجارية	٠,٢٤٤١	*

إن كافة المتغيرات التي تمتعت بنسبة معنوية (٠,٠٥) تم استخدامها في دالة التمايز للتنبؤ بتصنيف العميل البنكي حسب درجة الاعتمادية. هذه المتغيرات مبينة في جدول ٣ بوجود علامة(*) أمام رقم الارتباط للمتغير ويلاحظ من الجدول أن ١٧ متغيراً استطاعت أن تستوفي شرط المعنوية المطلوبة. ومن ناحية أخرى فإن ١٥ متغيراً لم تستخدم في دالة التمايز . ويُعتقد أن هذه المتغيرات لا تعطي دالة التمايز معنى إضافياً أو مقدرة أعلى في التنبؤ. وجدير بالذكر في هذا المجال أن هذا لايعني عدم وجود علاقة بين هذه المتغيرات ودرجة المخاطرة في ارتباط البنك مع العميل (أو درجة اعتمادية العميل) حيث أن نوع العميل وحجم العينة قد تؤثران على هذه النتيجة. عند النظر في عينة العملاء الذين تم انتقائهم للدراسة فإنه يلاحظ مثلاً أن الذين كانت لهم وظائف سابقة تم تمثيلهم بعدد ٢٥ عميلاً فقط. ومن خلال الجدول الثاني يلاحظ أن العلاقة الموضحة بين هذا المتغير والمتغير التابع منخفضة جداً ولذلك فإن الدراسات التالية يجب أن تراعي تمثيل كافة التصنيفات تمثيلاً عادلاً لكي يتسنى معرفة المقدار الحقيقي لتأثير المتغير على المتغير التابع.

معامل R^2 للمجموعة المركبة لدالة التمايز تساوي (٥٦,١٤) في المائة. هناك أبحاث سابقة تذكر أن المعامل المطلوب لكي تكون دالة التمايز ذات مقدرة مناسبة لتنبؤ اعتمادية العميل يجب أن يكون (٧٠) في المائة أو أكثر (Cronje, 1987; Eyden and Cronje, 1994) وعلى هذا الأساس يلاحظ أن دالة التمايز التي تم التوصل إليها في هذه الدراسة لا تتماشى مع شروط أدنى حد لمعامل R^2، حيث يلاحظ أن ٤٣,٨٦ في المائة من التباين في درجة الاعتمادية لم تعكسها دالة التمايز.

هناك طرق أخرى أيضاً في تحاليل التمايز لحساب كفاءة دالة التمايز إلى جانب R^2 ، وذلك بحساب مدى مقدرة الدالة على التمايز فعلاً. ولإجراء هذه العملية قسمت عينة البحث إلى مجموعتين، احداهما المجموعة التي استنتجت دالة التمايز (Training Sample) والمجموعة الأخرى لم يتم إعطائها لتحليل التمايز مباشرة بل استخدمت للحكم على كفاءة ومصداقية دالة التمايز(Hold-out Sample). تم حجب ٣٠ في المائة من اجمالي العينات لاستخدامها للحكم على دالة التمايز(أي عدد ١٨٩ عينة). ويبين جدول ٤ مقدرة دالة التمايز على التصنيف الصحيح لعينات مجموعة الاختبار، كما يبين جدول ٥ مقدرة دالة التمايز لتصنيف عينات مجموعة الحجب.

جدول ٤

مدى مقدرة دالة التمايز على العصبية بدرجة اعتمادية العميل المصرفي حسب مجموعة الاختبار

	حسابات عالية المخاطرة غيرمستحبة (اعتمادية منخفضة)		حسابات مرغوبة وقليلة المخاطرة (اعتمادية عالية)	
حسابات تم لها التصنيف الصحيح	٪ ٧٨,٨	١٤٩	٪ ٨١,٥	١٥٤
حسابات لم تصنف تصنيفاً صحيحاً	٪ ٢١,٢	٤٠	٪ ١٨,٥	٣٥
المجموع	٪ ١٠٠	١٨٩	٪ ١٠٠	١٨٩

جدول٥

مدى مقدرة الشبكة العصبية على تصنيف درجة اعتمادية العملاء حسب عينات الحجب(أو الاختيار)

	حسابات عالية المخاطرة غيرمستحبة (اعتمادية منخفضة)		حسابات مرغوبة وقليلة المخاطرة (اعتمادية عالية)	
حسابات تم لها التصنيف الصحيح	٨١	٪ ٨٥,٣	٨٢	٪ ٨٧,٢
حسابات لم تصنف تصنيفاً صحيحاً	١٤	٪ ١٤,٧	١٢	٪ ١٢,٨
المجموع	٩٥	٪١٠٠	٩٤	٪١٠٠

ويلاحظ من جدول ٤ أن هناك ١٨,٥ في المائة من الحسابات المرغوبة و ٢١,٢ في المائة من الحسابات غير المرغوبة لم يتم تصنيفها بشكل صحيح وذلك في عينات الاختبار. ومن ناحية أخرى فإن عينات الحجب والتي تقيس كفاءة دالة التمايز من الناحية التطبيقية قد أعطت نتائج أسوأ من عينات الاختبار. فيلاحظ أن ٢٦,٦ في المائة من الحسابات المرغوبة و ٣٤,٧ في المائة من الحسابات غير المرغوبة لم يتم تصنيفها بشكل صحيح. بمعنى آخر فإن نسبة التصنيف الصحيحة بالنسبة لمجموعة الاختبار يساوي ٨٠,٢ في المائة بينما هذه النسبة تساوي حوالي ٧٠ في المائة بالنسبة لعينات الحجب.

استخدام الشبكات العصبية

في تطبيق الشبكات العصبية تم تقسيم البيانات المتوافرة عن العملاء الى مجموعتين مثلما تم في تحليل التمايز: مجموعة التدريب (Training Set) ومجموعة الاختبار (Testing Set) تم تصميم شبكة عصبية مكونة من ٣٢ متغيراً (مدخلات) ومُخْرَجَين (عميل مرغوب فيه أو اعتماديته عالية وعميل غير مرغوب فيه أو اعتماديته منخفضة). ثم اختيار شبكة مكونة من ثلاثة شرائح (أي شريحة مخبأة واحدة فقط).

وحتى يسهل المقارنة بين الشبكة العصبية وتحليل التمايز فقد تم تقسيم البيانات كما تم في تحليل التمايز وبنفس النسبة. ولقد تم استخدام نفس البيانات في كل مجموعة ثم قامت الشبكة بالتدريب على هذه البيانات. ويذكر أن «التدريب» في الشبكات العصبية هو عملية تقوم خلالها الشبكة بالتعلم والتعرف على البيانات والعلاقات بين المتغيرات المختلفة.

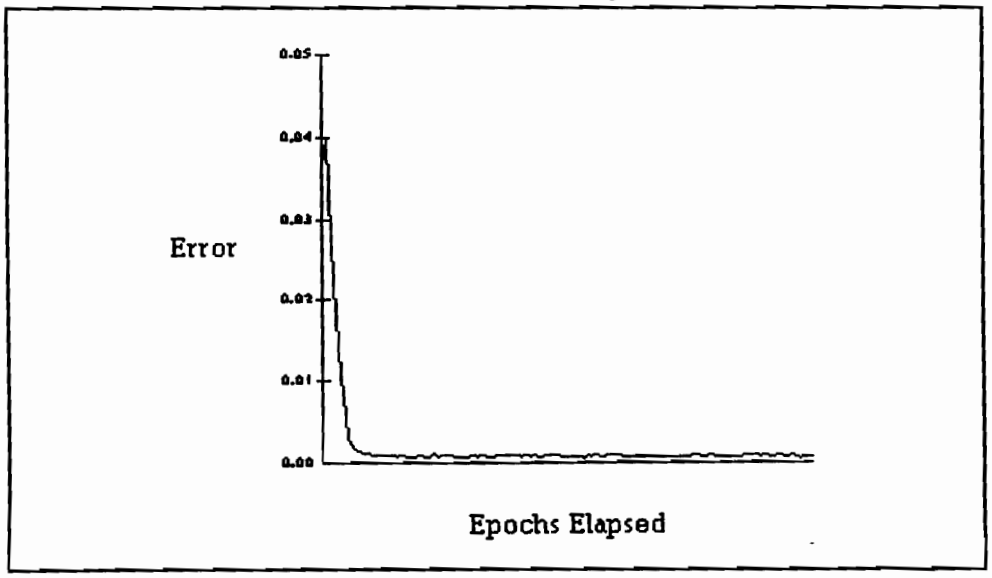
تم استخدام برنامج "Neuroshell 2" لتصميم الشبكة العصبية وتدريبها تبعاً لذلك. ولقد تم تدريب الشبكة لمدة ٢٥ دقيقة و ٤٢ ثانية على جهاز كمبيوتر شخصي - 486) (16 RAM,.100 MHZ, DX. ولقد وضع معيار لانهاء التدريب وهو معيار مستخدم في أبحاث أخرى سابقة وهو عدم ملاحظة أي تغيير في متوسط الخطأ في مجموعة الاختبار. فإن ذلك قديعني أن الشبكة لن تتعلم

أكثر مما تعلمت أو أن مقدار التعلم الإضافي قد يكون ضيئلاً. أما المعـايير الاحصـائية فهي معامل R^2 ومتوسط الخطأ وكذلك الجذر التربيعي لمتوسط مربع الخطأ (RMSE).

في بداية عملية تدريب الشبكة العصبية كان معامل R^2 يساوي ٠,٦٣ وهو مقدار منخفض نسبياً ولكن مع التدرج في التدريب بلغت هذه القيمة ٠,٨٨٠٤ عند الانتهاء من عملية التدريب. والمعيار الإحصائي الآخر هو متوسط الخطأ الذي يقيس التباين أو الاختلاف بين المخرجات الحقيقية والمخرجات التقديرية. فإذا كان متوسط الخطأ يساوي صفراً فإن ذلك يعني أن الشبكة العصبية تدربت ١٠٠ ٪ بشكل صحيح. عندما بدأ التدريب كان متوسط الخطأ يساوي ٠,١٢٨٩ تقريباً وبعد انتهاء عملية التدريب بلغت هذه القيمة ٠,٠٠٤٦٢ لمجموعة التدريب. أما مجموعة الاختبار فقد بلغت قيمة متوسط الخطأ النهائي فيها ٠,٠٠٤٦٦ تقريباً.

أما المعيار الاحصائي الأخير المستخدم في عملية التقيم وهو RMSE الذي يشبه إلى حد كبير متوسط الخطأ، إلا أن القيام بتربيع الخطأ الناتج بدلاً من حساب القيمة المطلقة للفرق فقط. وبالتالي يتم اعطاء وزناً أكبر للأخطاء الأكبر نسبياً. المقياس المبدئي لمعيار RMSE كان ٠,١٩٩٣ والناتج النهائي للمعيار عند الانتهاء من التدريب بلغ ٠,٠٠٩٩٤ تقريباً. وبمقارنة هذه المعايير الإحصائية يستنتج بدون شك أن الشبكة العصبية فعلاً تدربت بدرجة جيدة [R^2 = ٨٨,٤ ٪، ٠,٠٠٩٩٤ = RMSR، ٠,٠٠٤٦٢ = MAD (تدريب)، ٠,٠٠٤٦٦ = MAD(اختبار)]. ويبين الشكل ٣ المعيار الإحصائي RMSE مع استمرار عملية تدريب الشبكة. ويلاحظ أن المعيار يستمر في الإنخفاض إلى أن يصل إلى أدنى حد له ويستقر عند ذلك.

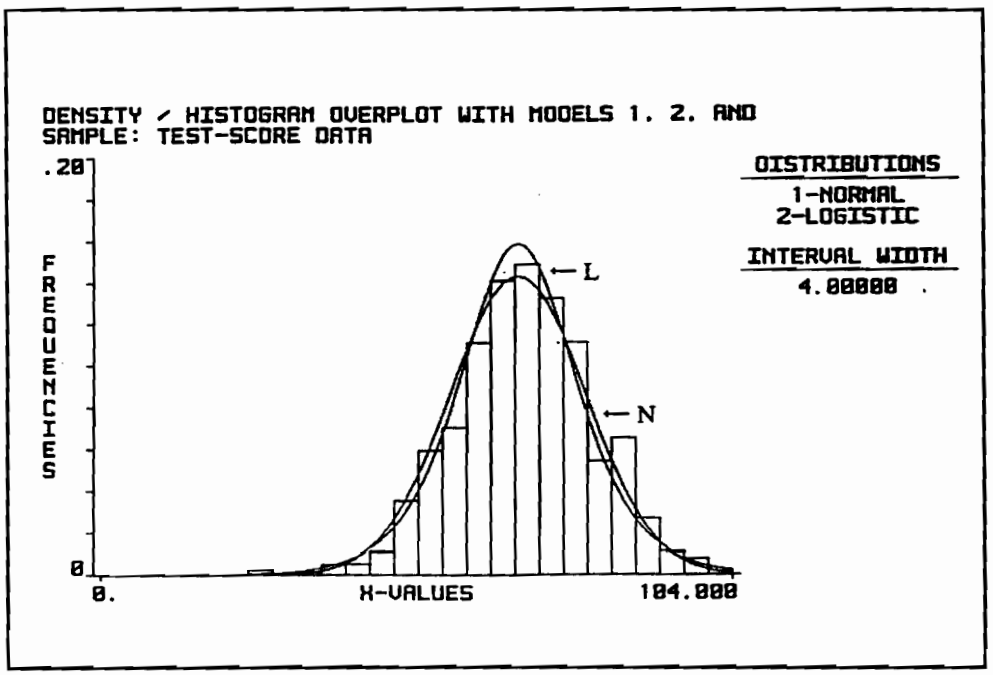
شكل ٣
معدل الخطأ مع استمرار عملية تدريب الشبكة العصبية



يقترح أحد الباحثين أيضاً النظر في المدرج التكراري Histogram لأوزان الاتصالات في الشبكة العصبية (Lawrence, 1993) . حيث يرى الباحث أن أوزان الاتصالات تمثل الصحة النفسية (Mental Health) للشبكة العصبية . فإذا كان الشكل يشبه شكل التوزيع الطبيعي فذلك يعني أن الشبكة العصبية قامت بالفعل بالتعلم بشكل سليم وجيد، ومن ناحية أخرى إذاكان شكله مائلاً نحو طرف دون الآخر Biased to the Extremes فإن ذلك قد يعني أنه يجب القيام بتغيير بعض مواصفات الشبكة العصبية (مثل زيادة الخلايا أو تغيير معدل التعلم ومعدل القوة الدافعة Momentum). ويوضح الشكل ٤ أن التوزيع يشبه بدرجة كبيرة شكل التوزيع الطبيعي، وبالتالي فإن ذلك يعني أن الشبكة قامت بالتدرب بشكل جيد وسليم.

شكل ٤

شكل التوزيع لأوزان الاتصالات في الشبكة العصبية



كما تم ذكره سابقاً فإنه تم حجب عدد ١٨٩ مفردة وتم استخدامها كمجموعة اختبار للشبكة. ويرى باحث آخر أنه إذا كانت الشبكة قد تعلمت بقدر كافٍ فإنه من الممكن أن جعلها تتنبأ بمخرجات لحالات جديدة (Bandy, 1994) . وعلى هذا الأساس ولهدف المقارنة تم حجب عدد ١٨٩ مفردة (٩٥ حالة مرغوبة و ٩٤ حالة غير مرغوبة) لمجموعة الاختبار . ويوضح جدول ٦ نتيجة التصنيف.

وبمقارنة الأرقام بالجدولين ٤ ، ٦ وجد أن هناك دليلاً واضحاً على كفاءة نموذج الشبكة العصبية

جدول٦

مدي مقدرة دالة التمايز على التصنيف بدرجة اعتمادية العملاء على عينات الحجب

	حسابات عالية المخاطرة غيرمستحبة (اعتمادية منخفضة)		حسابات مرغوبة وقليلة المخاطرة (اعتمادية عالية)	
حسابات تم لها التصنيف الصحيح	٦٢	٦٥,٣٪	١٥٤	٧٣,٤٪
حسابات لم تصنف تصنيفاً صحيحاً	٣٣	٣٤,٧٪	٢٥	٢٦,٦٪
المجموع	٩٥	١٠٠٪	٩٤	١٠٠٪

مقارنة بنموذج تحليل التمايز في القدرة، وبشكل عام، على التنبؤ بأن العميل البنكي يتبع مجموعة المرغوبين (اعتمادية كبيرة) أومجموعة غير المرغوبين (اعتمادية منخفضة). فبالنسبة لمجموعة الحسابات عالية المخاطرة يلاحظ أنه بتطبيق نموذج الشبكة العصبية أمكن تصنيف ٨٥,٣٪ من العملاء تصنيفاً صحيحاً وذلك مقارنة بنسبة ٦٥,٣٪ فقط لنموذج تحليل التمايز. أما بالنسبة لمجموعة عينات عملاء الحسابات المرغوبة فيلاحظ أيضاً مقدرة الشبكة العصبية من تصنيف ٨٧,٢٪ مقارنة بنسبة ٧٣,٤٪ فقط لدالة تحليل التمايز. فالتحسن واضح جداً عند تطبيق نموذج الشبكة العصبية.

ولكي تكون النتائج ذات معنى ويمكن الوثوق بها فإن بعض الباحثين يرى ضرورة إجراء تحليل الحساسية على مواصفات الشبكة العصبية لمعرفة ما إذا كانت النتائج ستتحسن إذا تغيرت هذه المواصفات (Bilge and Refenes, 1993) وتم إجراء تحليل الحساسية وذلك بتغيير صفتين أساسيتين في الشبكة العصبية وهما معدل التعلم (Learning Rate) ودرجة قوة الدفع (Momentum). فتم تدريب واختبار الشبكة على معدلات تعلم (٠,٩) (٠,٥)و (٠,٢) و (٠,١٥) ودرجات متفاوتة لقوة الدفع هي (٠,٩) و (٠,٥) و (٠,٢) . ويوضح الجدول ٧ أثر تغيير هذه المواصفات على أداء الشبكة من خلال المعايير الإحصائية التي سبق ذكرها R^2 , RMSE و MAD.

جدول٧

أداء الشبكة العصبية عند تغيير مواصفات الشبكة

	معدل التعلم LERNING RATE				درجة الدفع MOMENTUM		
	٠,١٥	٠,٢	٠,٥	٠,٩	٠,٢	٠,٥	٠,٩
R^2	٨٧,٣١	٨٨,٥٣	٨٤,٣٣	٨٤,٠٤	٨٨,٧٢	٨٦,٢٢	٨٥,٩٤
RMSE	٠,٠١٠٠٤	٠,٠٠٩٩٦	٠,٠٠٩٩٨	٠,٠٠١٠٤٦	٠,٠٠٩٩٣	٠,٠١٠٥٢	٠,٠١١٠٣
MAD	٠,٠٠٠٤٩٩	٠,٠٠٤٩٢	٠,٠٠٥٢١	٠,٠٠٥٥٧	٠,٠٠٦٥٧	٠,٠٠٦٤١	٠,٠٠٦٦٩

ويلاحظ من أرقام جدول ٧ أنه لم يطرأ تحسن ملحوظ على أداء الشبكة العصبية عند تغيير بعض المواصفات الداخلية لها. إضافة إلى ذلك فإنه عندما تم تغيير هذه المواصفات وجد أن جميع السيناريوهات قد استغرقت وقتاً أكبر في عملية التدريب. وعلى سبيل المثال يلاحظ أن السيناريو الذي تطلب تغيير معدل التعلم إلى (٥ , ٠) استغرق أكثر من ساعة و ٣٣ دقيقة و ١٤ ثانية، علماً بأن النموذج الأصلي استغرق ٢٥ دقيقة و ٤٢ ثانية فقط، بالرغم من ضرورة توخي الحرص عند تفسير نتائج تحليل الحساسية حسب رأي أحد الباحثين (Van Eyden,1994) إلا أنه لم يلاحظ بالفعل في هذه الحالة وبعد عدة سيناريوهات أي تغيير جوهري على أداء الشبكة.

الخلاصة والاستنتاج

حاول البحث مقارنة أداء نموذج للشبكات العصبية مع نموذج لتحليل التمايز لكي يتم تصنيف البيانات إلى مجموعتين، ثم تجربة كل نموذج للتنبؤ بما إذاكانت العينة تنتمي إلى المجموعة الأولى أو المجموعة الثانية. ولقد تم تطبيق النموذجين على حالة واقعية مستمدة من بيانات العملاء لدى بنك تجاري في الإمارات العربية المتحدة. وعلى وجه التحديد حاول البحث التعرف عن قرب على قدرة هذه النماذج في عمليات اتخاذ القرار لقياس اعتمادية العميل البنكي. كما حاولت الدراسة أيضاً استعراض بعض أوجه النقص في نماذج تحليل التمايز نظراً لصفة «الخطيةLinearity» التي تطغى على منهجية عملياتها الإحصائية.

ومن خلال تطبيق كلا النموذجين على عينة واحدة من البيانات وجد أن الشبكات العصبية تتفوق على نماذج تحليل التمايز بدرجة ملحوظة.و بمعنى آخر ونظراً لمنهجية الشبكات العصبية في اعتمادها على غير الخطية "Non linearity" فإن أداءها أفضل مقارنة بتحليل التمايز، ويستنتج أيضاً أنه يمكن تطبيق الشبكات العصبية بنجاح في التنبؤ بدرجة الاعتمادية في العمليات المصرفية.

لقد اعتمد البحث على التطبيق على عينة واحدة من بنك واحد فقط. ولكي تكتسب النتائج قوة إقناع أكثر فإنه يوصي بتكرار التجربة في المستقبل على أكثر من بنك أو أن تستخدم بيانات أحد البنوك للتقدير، وبيانات بنك آخر للاختبار.

المراجع

Aaron, JA. 1994. ***The Use of Neural Networks in predicting Company Failure***. Unpublished MBA Thesis, Resis, Republic of South Afrrica: The University of the Witwatersrand.

Bandy, H. 1994. Thoughts on Desirable Features for a neural Network - Based Financial Trading System. ***NUROVEST Journal,*** 2 (3):19 - 22.

Bilge, U. and Refenes, A. 1993. Applications of Sensitivity Analysis Techniques to Neural Network Bond Forecasting. ***In the Proceedings of the First International Workshop on Neural Networks in the Capital Markets,*** (Editor) Referens, A.N. London, U.K.: London Business School.

Coats, P.k. and Fant, L.P. 1992. A Neural Network Approach to Forecasting Financial Distress. ***Journal of Business Forecasting,*** 10 (4) :9 - 12.

Cronje, J. J. 1987. ***The Relationship Between Psychometric Test Results and the Financial Success of a Group of Industrialists in Libowa.*** Unpublished M. Com. Thesis, Republic of South Africa: University of the North.

Cronje, J.J. 1991. ***A Model for the Evalution of the Credit Ratings of Individuals by Commercial Banks and Guidelines for the Implementation of this Model.*** Unpublished Ph. D. Dissertation, Republic of South Africa: Universty of Pretoria.

Dant, R., Lumpkin, J. and Bush, R. 1990. Private Physicians or walk - in Clinics: Do the Patients Differ?. ***Journal of Health Care Marketing,*** 10 (2): 25 - 35.

Greke, W. and Baun, S. 1993. Neural Networks in Financial Forecasting - How to Develop Forecasting Models. ***In the Proceedings of the First International, Workshop on Nerual Networks in the Capital Market,*** (Editor) Refenes, A. N. London, U. K. London Business School.

Hair, J. , Anderson, R., Tatham, R. and Black, W. 1992. ***Multivariate Data Analysis with Readings.*** 3 rd. Edition, New York. Macmillan Publishing Company.

Jost, A. 1993. Neural Networks.***Credit World,*** 81: 26 - 33.

Lawrence, J. 1993. ***Introduction to Neural Networks***. Nevada City: California Scientific Software Press.

Tabachnick, B. and Fidell, L. 1983. ***Using Multivariate Statistics***. New York. Harper and Row Publishing Company.

Tam, K. and Kiang, M. 1992. Managerial Applications on Neural Networks: The Case of Bank Failure Prediction. ***In Neural Networks in Finance and Investment,*** (Editors) Trippi, R. R. and Turban, E. Chicago: Probus Publishing Company.

Van Eyden, R.J. 1994. ***The Application of Neural Networks in the Forecasting of Stock***

Prices. Unpublished Ph. D. Disseration, Republic of South Africa: University of Pretoria.

Van Eyden, R. J. and Cronje, J.J. 1994. Discriminant Analysis and Artificial Neural Networks in Credit Scoring.***NEUROVEST Journal***, 2(4): 11 - 15.

Yoon, Y.,Swales, G. and Thomas, M. 1993. A Comparison of Discriminant Analysis Versus Artificial Neural Networks. ***Journal of Operational Research Society***, 44: 51 - 60.

Yoon, Y. and Swales, G. 1993. Predicting Stock Price Performance: A Neural Network Approach. ***NEUROVEST Journal,*** 1(1): 14 - 15.

مسعود عبد الله بدري (دكتوراة في إدارة الإنتاج، جامعة مسيسبي، الولايات المتحدة الأمريكية، ١٩٩٠)أستاذ مساعد، قسم إدارة الأعمال، كلية العلوم الاقتصادية والإدارية، جامعة الإمارات العربية المتحدة. له اهتمامات بحثية تشمل دراسة دراسات الموقع والجودة، ودراسات محاكاة العمليات، والبرمجة الهدفية والشبكات العصبية والجينات الإجرائية.

أحمد خليل المطوع (دكتوراة في علم الاقتصاد، جامعة جورج تاون، الولايات المتحدة الأمريكية، ١٩٩١) مدرس، كلية العلوم الاقتصادية والإدارية، جامعة الإمارات العربية المتحدة، له اهتمامات بحثية في مجال السياسات الاقتصادية والنقدية ، واستخدام نماذج التوازن الكلي المحتسب في المحاكاة، ونماذج الشبكات العصبية والسلاسل الزمنية في التنبؤ والتصنيف.

عقيل محمد هادي (دكتوراه الفلسفة في الاقتصاد، جامعة برمنجهام، المملكة المتحدة، ١٩٨٩) مدرس، كلية العلوم الاقتصادية والإدارية، جامعة الإمارات العربية المتحدة، له اهتمامات بحثية في مجال التمويل والتحليل الاقتصادي، وفي مجال الأسواق المالية والنقدية ، وفي مجال التنبؤ ودراسات الجدوى الاقتصادية.

مجلة العلوم الاجتماعية

تصدر عن مجلس النشر العلمي - جامعة الكويت

فصلية أكاديمية تعنى بنشر الأبحاث والدراسات في تخصصات
السياسة - الاقتصاد - الاجتماع - علم النفس الاجتماعي
الانثروبولوجيا الاجتماعية والجغرافيا الثقافية

رئيس التحرير: د. جعفر عباس حاجي

تأسست عام 1973

ثمن العدد

الكويت (500) فلس، السعودية (10) ريالات، قطر (10) ريالات، الامارات (10) دراهم، البحرين (1,-) دينار، عُمان (1,-) ريال، لبنان (2000) ليرة، الأردن (750) فلساً، تونس (1,5) دينار، الجزائر (15) دينار، اليمن الجنوبي (600) فلس، ليبيا (2) دينار، مصر (3) جنيه، السودان (1,5) جنيه، سوريا (50) ليرة، اليمن الشمالي (15) ريالاً، المغرب (20) درهماً، المملكة المتحدة (1) جنيه.

الاشتراكات

للافراد	سنة	للمؤسسات	سنة
الكويت	2 د.ك	الكويت والبلاد العربية	15 د.ك
الدول العربية	2,5 د.ك	في الخارج	60 دولاراً
البلاد الاخرى	15 دولاراً		

*تدفع اشتراكات الأفراد مقدماً

(1) إما بشيك لأمر المجلة مسحوباً على أحد المصارف الكويتية.

(2) أو بتحويل مصرفي لحساب مجلة العلوم الاجتماعية رقم (07101685) لدى بنك الخليج فرع العديلية.

*اشتراكك لأكثر من سنة يمنحك فرصة الحصول على أحد أعداد المجلة الخاصة بأزمة الخليج أو أحد أعداد المجلة القديمة.

تؤجه جميع المراسلات إلى: رئيس التحرير
مجلة العلوم الاجتماعية - جامعة الكويت

ص.ب.: 27780 الصفاة - الكويت 13055
فاكس: 4836026 - هاتف: 4836026
4810436