

استخدام بعض الطرائق الاحصائية والتصنيف الشجري في التصنيف والتنبؤ بإفلاس الشركات مالياً

م. د. صباح منفي رضا
السيد وسام سرحان ذياب
كلية الادارة والاقتصاد/ جامعة بغداد
قسم الاحصاء

1- المقدمة

تستخدم تقنيات التصنيف بصورة واسعة جداً في كثير من المجالات التطبيقية. ولاسيما في المجالات الاقتصادية والتحليلات المالية كما في علم تحليل الزبون التنبؤي **predictive customer analytics**، الذي يتضمن ذلك الإمتلاك، المقايضة، إحتكار وإحراز الإنتمان والجبايات. إن هدف أي نموذج تصنيف هو أن يُصنّف المشاهدات في مجموعتين أو أكثر للوصول الى التنبؤ بنتيجة ترتبط بكل مشاهدة ومثال ذلك: - متجاوب أو غير متجاوب، مقصر أو غير مقصر، متخبط أو غير متخبط **churner** الخ. نهتم في الأعمال التجارية بإمكانية التنبؤ بحسن تصرف كل شركة وادنها المستقبلي، وتقنيات التصنيف التي تُزودنا بال نماذج التنبؤية للغرض لنفسه. وهناك طرق مختلفة معلمية **parametric** وغير معلمية **non-parametric** يمكن أن تُستعمل لحل مشاكل التصنيف. الطرق الإحصائية المعلمية **parametric** في طبيعتها تضع الفرضيات حول طبيعة التوزيعات وتقدر معالم تلك التوزيعات لحل المشكلة.

2- مشكلة التصنيف

إن هدف أي تقنية تصنيف هو أن تُقسّم مجموعة القيم المُمكنة للمتغير المستقل **A** إلى مجموعتين، **A0**، مجموعة القيم التي ارتبطت بتلك (المشاهدات) التي أظهرت الحدث (الاستجابة 0)، و **A1**، مجموعة القيم التي ارتبطت بتلك (المشاهدات) الذي أظهرت الحدث (الاستجابة 1). ويكون الحكم بالنسبة لمشاهدة جديدة للتصنيف كمحتمل لإظهار الحدث 0 إذا القيم في المجموعة **A0**، يُصنّف ما عدا ذلك كمحتمل لإظهار حدث 1 إذا القيم في المجموعة **A1**. من المستحيل نيل تصنيف مثالي لأن مشاهدتين بالقيم المماثلة يُمكن أن تقدماً بشكل مختلف^[1]. على أية حال، يُمكن المَجِيء (الحصول) بِحُكْم (قاعدة) مثالي إذ أن أخطاء فقدان التصنيف **misclassification** تكون منخفضة بقدر الإمكان. النموذج المصمّم جيداً يجب أن يعطي نسبة مئوية أعلى من النقاط العالية إلى المشاهدات التي سَتظهر حدث 1 و نسبة مئوية أعلى من النقاط المنخفضة إلى المشاهدات التي سَتظهر حدث 0.

3- فروض البحث

الفرض الذي أسس عليه التصنيف للشركات هو الفرضية القائلة بأن نمط معلومات المحاسبة يختلف بالنسبة للشركات الفاشلة وغير الفاشلة.

4- أهمية البحث

تبرز أهمية الموضوع من بناء النماذج القادرة على التصنيف، والقادرة على التوقع مقدماً بفشل الشركات من قبل (سنة، سنتين و ثلاث سنوات). ويمكن عدّ هذه النماذج أنظمة معيارية، في حين أنها أنشأت على نظرية الاحتمال. إنَّ عمله بناء نماذج قادرة على التصنيف والتنبؤ يؤدي إلى اكتشاف حالات الفشل مما يساعد في التخطيط عند التعامل مع هكذا شركات في حال توفر النسب المالية الخاصة بها وهو موضوع هام جداً في مثل هذه الظروف الحالية لبلدنا في ظل تهافت الشركات المرتبطة بعقود إتمام الإعمار. كما تفيد البنوك والمؤسسات المالية التي تتعامل مع الشركات المقبلة على الإفلاس وعدم إمكانية البقاء. المساعدة على اتخاذ القرارات الخاصة بالإقراض والمعاملات المالية. ويساعد ذلك أيضاً المدراء الماليين في الشركات باتخاذ الحيطة والحذر بما يتعلق بالوضع المالي العام لشركاتهم عن طريق التنبؤ باستخدام النماذج المقترحة والتي تساعدهم على تبني سلوك مالي أحر أو تعديل سياساتهم المالية بما يكفل لهم قدرتهم التنافسية في الأسواق.

5- هدف البحث

إنَّ الهدف الأساسي للبحث هو تصنيف شركات الفاشلة وغير الفاشلة والتنبؤ بفشل تلك الشركات وذلك بالاعتماد على عدد من طرق التصنيف، ويمكن إجمال الأهداف التالية للبحث.

- 1- استخدام الطرق المختلفة (معلمية، تكرارية) في تصنيف الشركات.
- 2- التنبؤ بفشل الشركة قبل فترة زمنية (سنة، سنتين، ثلاث سنوات).
- 3- المقارنة بين نماذج التصنيف المختلفة.
- 4- إعداد نموذج قادر على التنبؤ بفشل الشركات الأجنبية مما يساعد مبرمي العقود على تقويم تلك الشركات.

6- الجانب النظري

اولاً: الطرق المعلمية Parametric

1- الانحدار اللوجستي [10]

الانحدار اللوجستي أحد أكثر التقنيات المستعملة على نطاق واسع للتصنيف. الانحدار اللوجستي الثنائي Binary logistic regression أو الانحدار اللوجستي متعدد الحدود multinomial logistic regression يُمكن أن يُستعمل عندما يكون المتغير التابع نوعي ك نعم / لا متغيراً ثنائي التفرع (dichotomous) أو يكون المتغير التابع مصنفاً (categorical) بفئات أكثر. الانحدار اللوجستي لا يقوم y (متغير تابع) بشكل مباشر. حيث يُحوّل المتغير التابع إلى متغير logit اللوغارتم الطبيعي لنسبة حدوث الحدث إلى عدم حدوثه ، حيث $\ln(p/1-p)$ وان $z = \ln(p/(1-p))$ هو تحويل وحدة قياس اللوغارتم p - logit وان :

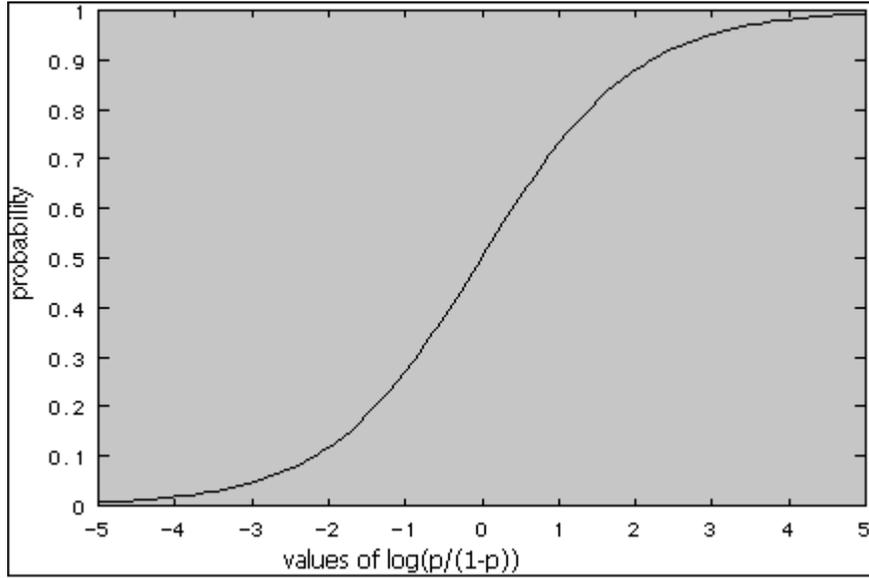
$$z = \beta_0 + \beta X \quad \dots (1)$$

$$P = \frac{e^z}{1 + e^z} \quad \dots (2) \quad \text{لذا فان}$$

أو

$$p = \frac{1}{1 + e^{-z}}$$

ويلاحظ إن الانحدار اللوجستي يستخدم للمتغيرات المصنفة categorical variables، فان الناتج دالة مستمرة، منحناها على هيئة حرف S (شكل 1)) الذي يُمثل الاحتمال المقابل لكل صنف معين من المتغير التابع والتي يُمكن أن يسبب زيادة أو نقصان بمنحنى الدالة.



شكل (1) الدالة اللوجستية

تستخدم طريقه الإمكان الأعظم (MLE) لتقدير معاملات النموذج إذ توجد تلك التقديرات لجعل دالة الإمكان أعظم ما يمكن، وفي حالة (فشل ونجاح الشركات) فان المتغير y_i والذي يمثل مجموع حالات الفشل . ان داله الإمكان لـ n من المشاهدات هي :

$$L = \prod_{i=1}^n \left(\frac{e^{x_i \beta}}{1 + e^{x_i \beta}} \right)^{\sum_{i=1}^n Y_i} \left(1 - \frac{e^{x_i \beta}}{1 + e^{x_i \beta}} \right)^{n - \sum_{i=1}^n Y_i}$$

وداله الإمكان الأعظم اللوغارتمية هي :

$$l = \sum_{i=1}^n \left[Y_i \log \left(\frac{e^{x_i \beta}}{1 + e^{x_i \beta}} \right) + (1 - Y_i) \log \left(1 - \frac{e^{x_i \beta}}{1 + e^{x_i \beta}} \right) \right] \dots (3)$$

وباستخدام المشتقة الأولى بالنسبة للمعاملات β_k ومساواتها للصفر وبحل $k+1$ من المعادلات الناتجة والتي لا يمكن حلها بالتحليل ولذا نستخدم الطرق العددية مثل طريقة نيوتن رافسن

للحصول على مقدرات β_k . الانحدار اللوجستي له عِدّة تشابهات بالإنحدار الخطي. فمعاملات Logit مماثلة إلى معاملات البيتّا في معادلة الإنحدار الخطي، كما إن معاملات logit القياسية مماثلة إلى البيتّا الموزونة، وإحصاءة R^2 لبسيديو pseudo R^2 statistic تستخدم هنا لتلخيص قوة العلاقة حيث:-

$$R^2 = 1 - [LL(\beta_0, \beta) / LL(\beta_0)] \dots (4)$$

في حالة المتغيرات النوعية. أما المعالم β_k فيمكن اختبارها على انفراد وفقاً للصيغة (Wald test)

$$\frac{\hat{\beta}_j - \beta_{g0}}{s\hat{e}(\hat{\beta})} \sim N(0,1) \quad \dots \quad (5) \quad \text{حيث}$$

وتقدر $s\hat{e}(\hat{\beta})$ عند تحديد معكوس مصفوفة المعلومات. الانحدار اللوجستي لا يفترض خطية العلاقة بين المتغير المستقل والتابع، ولا يتطلب توزيع المتغيرات طبيعياً، لا يفترض تجانس التباين homoscedasticity، وله متطلبات أقل صرامة من الانحدار الخطي عموماً.

⊕ فرضيات النموذج

• الأخطاء مستقلة

• لا تعدديه خطيه Multicollinearity

• المتغير التابع تصنيفي Dependent is categorical

• إدراج كل المتغيرات ذات العلاقة وإستثناء كل المتغيرات ليست ذات علاقة.

الانحدار اللوجستي يُمكن أن يُعالج اللاخطية من دون خسران ميزات النموذج الخطي. و نموذج الانحدار اللوجستي حصين robust، وأقل صرامة في فرضياته بالمقارنة مع الانحدار الخطي وسهل الفهم والتطبيق. وعليه، فهو إلى حد بعيد التقنية الأكثر استخداماً في مجال التصنيف واستعملت كثيراً في مجال علم التحليل التنبؤي predictive analytics [4]. وبعد الحصول على قيمة P في المعادلة (2) يمكن حينئذ بناء نموذج للتصنيف فإذا كانت $P > C$ فإن المفردة تصنف على أنها 0 وخلاف ذلك تصنف على أنها 1.

2- التحليل التمييزي Discriminant Analysis

يُستعمل التحليل التمييزي Discriminant analysis^[4] لتصنيف المشاهدات إلى اثنتي أو أكثر من المجموعات المتعارضة بالاعتماد على المعلومات المقدمة من قبل مجموعة المتغيرات التنبؤية predictors مقابل المتغير المستقل في الانحدار، عندما لا يوجد ترتيب طبيعي يقدم للفصل بين المجموعات بصورة كافية. وتتلخص طريقه فشر التي قدمت سنة 1936 [Tim] في تحويل المشاهدات المتعددة المتغيرات X إلى مشاهدات وحيدة المتغير L والتي نحصل عليها من المجتمعين A_1, A_2 بقدر المستطاع، وذلك باستخدام توليفه خطية من X وكما موضح بالعلاقة:

$$L = b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n + c \quad \dots \quad (6)$$

للحصول على L حيث أن b_i معاملات التصنيف discriminant coefficient، و X_i متغيرات مستقلة و c ثابت و إن المعاملات (b_i) تحسب بحيث تجعل المسافة بين متوسطات المتغير التابع أعظم ما يمكن. فإذا كانت μ_{1L} تشير إلى متوسط قيم L التي حصلنا عليها من قيم X التي تنتمي للمجتمع A_1 وكانت μ_{2L} تمثل متوسط قيم L التي نحصل عليها من قيم X التي تنتمي للمجتمع A_2 . ونلاحظ ان القيمة المتوقعة لمشاهدة متعددة المتغيرات من المجتمع A_1 هي:

$$\mu_{1L} = E(X/A_1) \quad \dots \quad (7)$$

كما ان القيمة المتوقعة لمشاهدة متعددة المتغيرات من A_2 هي:

$$\mu_{2L} = E(X/A_2) \quad \dots \quad (8)$$

وبافتراض إن المجتمعين لهما نفس مصفوفة التباين والتباين المشترك حيث

$$\sum_{i=1,2} = E(X-\mu_i)(X-\mu_i)' \quad i=1,2$$

ونجد ان متوسط L هو احد المتوسطين التاليين

$$\mu_{1L} = E(L/A_1) \quad \dots \quad (9)$$

$$\mu_{2L} = E(L/A_2) \quad \dots \quad (10)$$

وذلك يتوقف على المجتمع الذي ينتمي إليه L، وان فشر اختار التوليفة الخطية التي تعظم مربع مسافة مهالانوبيس Mahalanobis distance (عدد الانحرافات المعيارية عن المركز

(centroid) بين المفردات case والمركز لكل مجموعة من المتغير التابع. إن مركز المجموعة centered هو القيمة المتوسطة لدرجات التمييز للتصانيف category المعطاة للمتغير المعتمد (التابع). تُصنّف عاندية (تبعية) المفردة إلى المجموعة التي لها مسافة Mahalanobis الأصغر ، حيث يتم الحصول على أفضل توليفة :

$$\max_{\ell} \frac{(\ell \delta)^2}{\ell \sum \ell} = \delta' \sum \delta \quad \dots (11)$$

حيث إن \sum أكيدة الايجابية وان $\delta = (\mu_1 - \mu_2)$ ، وان

$$L_o = (\mu_1 - \mu_2)' \sum^{-1} x_o \quad \dots (12)$$

هي قيمة دالة التمييز عند مشاهدة جديدة x_o ، وان

$$m = \frac{1}{2} (\mu_{1L} + \mu_{2L}) = \frac{1}{2} (\mu_1 - \mu_2)' \sum^{-1} (\mu_1 + \mu_2) \quad \dots (13)$$

وهي نقطة المنتصف بين متوسطي المجتمعين وحيدى المتغير ، وعليه يمكننا ان نلاحظ

$$E(L_o / A_1) - m \geq 0$$

$$E(L_o / A_2) - m < 0 \quad \dots (14)$$

وهذا يعني أنه لو كانت x_o تنتمي إلى A_1 فمن المؤمل أن تكون L_o اكبر من نقطة المنتصف، أما إذا كانت x_o تنتمي إلى A_2 فمن المؤمل أن تكون L_o أصغر من نقطة المنتصف لذا فان قاعدة التصنيف تصنف x_o في A_1 إذا حدث

$$L_o = (\mu_1 - \mu_2)' \sum^{-1} x_o \geq m \quad \dots (15)$$

وبخلاف ذلك فان x_o يمكن تصنيفها ضمن A_2 أما في حالة التساوي فان القيمة تصنف في إحدى المجموعتين عشوائياً، وباستخدام المقدرات غير المتحيزة للأوساط وللتباين نجد

$$\hat{m} = \frac{1}{2} (\bar{l}_1 + \bar{l}_2) = \frac{1}{2} (\bar{x}_1 - \bar{x}_2)' S_{pooled}^{-1} (\bar{x}_1 + \bar{x}_2) \quad \dots (16)$$

وعليه فان التحليل التمييزي Discriminate يُحاول إيجاد قاعدة التي يفصلُ بها العناقيد إلى أقصى حدّ مدى مُمكن.

⊕ فرضيات النموذج

- خطية
- قابلية جمع
- قياس صحيح من المشاهدات
- تساوي احتمالات نقاط العينات التي تعود إلى المجموعات المعروفة
- توزع الأخطاء بشكل عشوائي
- لاتعدديه خطية multicollinearity .

العائق المهم في التحليل التمييزي هو اعتماده على توزيع مساو نسبياً من عضوية المجموعة. وإذا كانت مجموعة واحدة ضمن المجتمع أكبر جوهرياً من المجموعة الأخرى، كما هو الحال عادة في الحياة العملية، التحليل التمييزي قد يصنف كل المشاهدات في مجموعة واحدة فقط. يجب أن تختار عينة متساوية من النوع (جيد سيئ) لبناء نموذج التحليل التمييزي. إن التقيد الهام الآخر للتحليل التمييزي هو عدم استطاعته معالجة المتغير المستقل الترتيبي [14]. والتحليل التمييزي أكثر تصلياً من الانحدار اللوجستي في فرضياته. فبالمقارنة مع الانحدار الخطي العادي نجد أن التحليل التمييزي لا يمتلك معاملات وحيدة. حيث إن كل من المعاملات تعتمد على بعضها البعض في التقدير ولذا ليس هناك طريقة لتحديد القيمة المطلقة لأي معامل. وتقدر معاملات النموذج بطريقة المربعات الصغرى المرجحة أو بطريقة الإمكان الأعظم السالفة الذكر أو بطريقة

χ^2 minimum والصيغة العامة لتقدير المربعات الصغرى العامة هي :

$$B = (X'X)^{-1} X'Y \quad \dots (17)$$

وقد تم استخدام أسلوب الـ **stepwise** في تحديد نموذج التميز وذلك بسبب أهميته وكفاءته بتحديد المتغيرات المعنوية الداخلة بالعلقة. إذ يدخل متغير واحد في كل خطوة وأن أسلوب المتسلسل الأمامي يبده بإدخال المتغير الأكثر تمييزاً ومن ثم الزوج الذي يحقق أعظم تمييزاً من بين الأزواج الممكنة من المتغيرات وهكذا وصولاً إلى الدالة المميزة التي تشتمل على العدد الأكفأ من المتغيرات في النموذج. ويمكن حساب معدل الخطأ الظاهر للتصنيف باستخدام ما يسمى بمصفوفة الخلط (confusion matrix) [7] والتي تبين الانتماء الفعلي مقابل الانتماء المتوقع بالنسبة لكل مجموعته، فإذا كان لدينا n_1 من مشاهدات المجتمع A_1 ولدينا n_2 من مشاهدات المجتمع الثاني A_2 فإن مصفوفة الخلط تأخذ الشكل التالي:

الانتماء المتوقع به

		الانتماء المتوقع به		
		A_1	A_2	
الانتماء الفعلي	A_1	N_{1c}	$N_{1w}=N_1-N_{1c}$	N_1
	A_2	$N_{2w}=N_2-N_{2c}$	N_{2c}	N_2

حيث :-

عدا: N_{1c}

ع: N_{1w}

N_{2w} : عدد مفردات A_2 التي صفت خطأ على أنها من A_1

N_{2c} : عدد مفردات A_2 التي صفت صواباً على أنها من A_2

وعليه فإن معدل الخطأ الظاهر هو:

$$APER = \frac{N_{1w} + N_{2w}}{N_1 + N_2} \quad \dots (18)$$

والذي يمثل نسبة مشاهدات العينة التدريبية التي صفت خطأ إن الصيغة أعلاه تكون متحيزة في حالة العينات الصغيرة وتجدر الإشارة هنا إلى استخدام طريقة الاستبعاد للاشربش)

ويتم إيجاد الدالة من المشاهدات المتبقية و عددها n_1-1+n_2 ويتم تصنيف المشاهدات المستبعدة ويكرر هذا الإجراء (استبعاد وتصنيف) حتى يتم تصنيف جميع مشاهدات المجموعة الأولى، وبافتراض إن $n_{1M}^{(H)}$ تشير إلى عدد المشاهدات المستبعدة (H) من المجموعة الأولى M1 بتكرار العملية على المجموعة الثانية M2 حتى يمكن ان نحصل على $n_{2M}^{(H)}$ عدد المشاهدات المصنفة خطأ من المجموعة الثانية وبالتحديد الاحتمال الشرطي للتصنيفين لاختطأ التصنيف

$$\bar{E}(AER) = \frac{n_{1M}^{(H)} + n_{2M}^{(H)}}{n_1 + n_2} \quad \dots (19) \quad \text{حيث}$$

وتدعى الطريقة أيضا بطريقة jackknifing. وتقاس دقة التمييز للنموذج بشكل عام عن طريق Ψ (wilks)^[9] وهي نسبة قيمة مصفوفة التباين المشترك لداخل المجموعات $|M|$ لقيمة

مصفوفة التباين والتباين المشترك $|\Sigma|$ وقيمته محصورة بين (0، 1)

$$\Psi = \frac{|M|}{|\Sigma|} \quad \dots (20) \quad \text{حيث}$$

وانه كلما اقتربت قيمة Ψ من 1 كلما كانت متوسطات المجاميع متساوية مما يعكس فشل الدالة في التصنيف أما إذا اقتربت النسبة من الصفر كان ذلك مؤشرا جيدا لجودة الدالة للتصنيف ، وأن كثيراً من البرامج الجاهزة التطبيقية الاحصائية تعتمد هذا المقياس كما هو الحال في برنامج SAS و SPSS 13. وقد قدم Rao اختبار F وهو :

$$F = \frac{1 - \sqrt[5]{\Psi}}{\sqrt[5]{\Psi}} \frac{df_1}{df_2} \quad \dots (21)$$

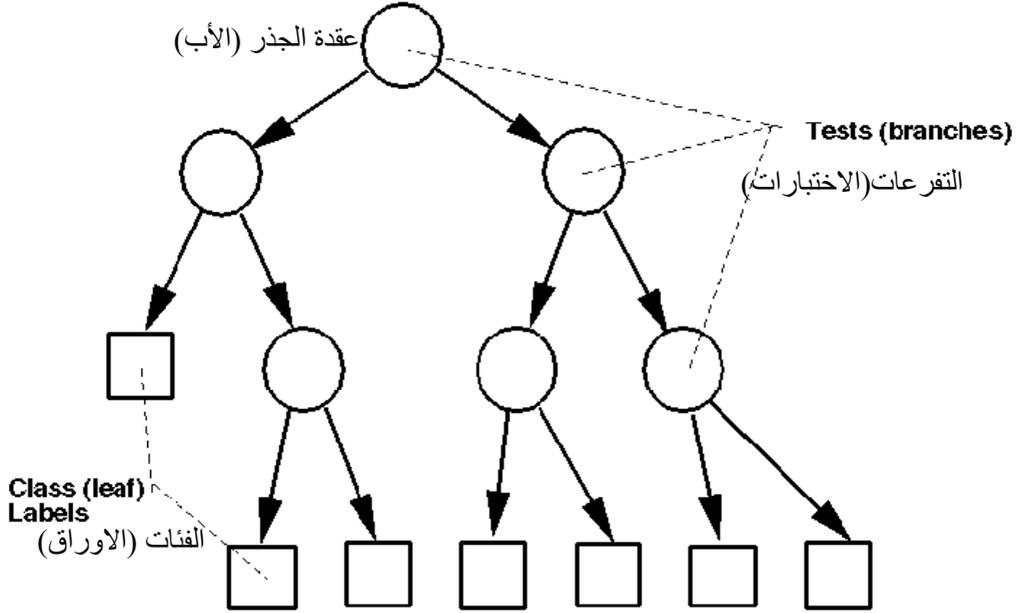
وان $df_1 = ms - 2\lambda$ و $df_2 = p(k-1)$ حيث p عدد المتغيرات، k عدد المجاميع، وان

$$\lambda = \frac{p(k-1) - 2}{4}, \quad s = \sqrt{\frac{p^2(1-k)^2 - 4}{(1-k) + p^2 - 5}}, \quad m = N - 1 - \frac{1}{2}(N - p)$$

وكما كانت قيمة F كبيرة دل ذلك على معنوية النموذج .

ثانياً : طرق التقسيم (العزل) التكرارية [8]

ومن هذه الطرق طريقة التصنيف الشجري وتقسّم بموجب هذه الطريقة مجموعة البيانات **datasets** إلى اثنين أو أكثر من المجموع الفرعية لتحسين تصنيف المتغير الهدف (شكل (2)). وكل مجموعة فرعية تُفحص للرؤية فيما إذا كان بالإمكان أن يكون هناك تقسيماً آخر إلى مجاميع فرعية داخلية حتى تحقق حالة شرطية **conditional ties** مُحددة (قواعد إيقاف) تتعلق بحجم العينة، والمعنوية،.... الخ. و الفكرة الأساس هي أن تقسم مجموعة البيانات التنبؤية **predictor** إلى مجاميع جزئية **subsets**، كل منها أكثر تجانساً في سلوك أعضائه من المجموعة الأصلية.



الشكل (2) يمثل شكل التصنيف الشجري

وهكذا شجرة التصنيف تعتبر قاعدة تجريبية لتصنيف المتغير التابع من قيم المتغيرات التنبؤية **predictor**. [8]، هناك عدة طرق لشجرة تصنيف ظهرت خلال العقد الأخير شملت (C&RT) او (Classification And Regression Tree) (CART) وأيضا QUEST, C5.0, CHAID NewID, Cal5 [Michie et al (1994)] وبصورة عامه إن أكثر طرق أشجار التصنيف لها الخطوات التالية :

- **Merging** - دمج أصناف المتغير التنبؤي predictor غير المعنوية بأصناف المتغير التنبؤي predictor المعنوية نسبة إلى متغير الهدف
 - **Splitting** - تقسيم العقدة باختيار المتغير التنبؤي .
 - **stopping** - قواعد (حكم) Rules لتقرير المدى الذي يُمكن أن تُقسَم العقدة فيه .
 - **Pruning** - يُزيل الفروع التي لا تُضيف إلى القدرة التنبؤية للنموذج. إن القوة العظمى لمنهج شجرة التصنيف شفافيته وسهولتها التطبيقية. وأشجار التصنيف يُمكن أن تُمثل تقريباً بمجموعة من الاختبارات المنطقية. وتعد أشجار التصنيف ممتازة أيضاً في تمييز جيوب **pockets** تركيز الحدث العالي والمنخفض.
- فإذا كانت لدينا k من الفئات $(C1, C2, \dots, Ck)$ ، وعينه تجريبية من البيانات **Training set**، T ، يمكن ملاحظة التالي:
- إذا كانت T تحتوي على واحدة أو أكثر من المشاهدات المنتمية إلى فئة واحدة Cj ستكون الشجرة ورقة **Leaf** مخصصة للفئة Cj .
 - إذا لم تحوي T على مشاهدات لتلك الفئات فلا توجد هناك شجره لهذه البيانات .
- إذا احتوت T على خليط من المشاهدات لتلك الفئات، سيكون هناك اختبار **Test** مبنياً على الصفات المفردة لتلك المشاهدات التي تعطي واحدة أو أكثر من النتائج المنفصلة مثلى مثلى جميع المشاهدات التي لها النتائج O_i من لاختبار المختار، وتكرر هذه العملية على جميع المجموعات الفرعية من بيانات الاختبار **training set** .
- إن ضعف أشجار التصنيف يتمثل في حاجاتها الكثيرة للبيانات **data hungry** ويُمكن أن تستغرق كثيراً من الوقت لبناء النماذج. ويلاحظ ان بعض تقنيات شجرة التصنيف مثل **(CART, QUEST)** يُمكن أن تبني أشجاراً ثنائية (شكل 2) فقط، وبمعنى آخر يُمكنها أن تُقسَم مجموعة البيانات **dataset** إلى عقدتين في كل مرة. والمصنفات الشجرية السالفة الذكر تختلف في تحديد الكيفية التي يتم بها تقسيم عينة التجريب **training sample** إلى مجاميع جزئية وعليه فهي مختلفة في الأشجار الفرعية **sub tree** مما يؤدي إلى اختلاف في معايير تقويم جودة الانشقاق إلى مجاميع جزئية. وتوزع المشاهدات خلال الشجرة إلى مجاميع من القيم المقبولة **acceptance** ومجاميع من القيم المرفوضة **rejection** عند العقد الطرفية عن طريق الاختبار.

معايير الانشقاق

يتم اختيار الخواص (المتغيرات) التي تحدث أعظم ربحاً بالمعلومات بغية التصنيف الجيد وفقاً لهذه الاستراتيجية وبافتراض وجود الفئتين P, N وليكن S_i الذي يحوي على عناصر p_i من الفئة P والعناصر n_i من الفئة N . ان كمية المعلومات التي نحتاجها لتقرير فيما إذا كانت خواص المفردات في المجموعة S تنتمي إلى الفئة P أو الفئة N تكون معرفة بالشكل التالي:

$$I(p, n) = - \frac{p}{p+n} \log_2 \frac{p}{p+n} - \frac{n}{p+n} \log_2 \frac{n}{p+n} \dots \quad (22)$$

وبافتراض استخدام الخاصية A ، المجموعة S ستقسم إلى V من المجاميع الجزئية $\{S_1, S_2, \dots, S_V\}$ وإذا احتوت S_i على p_i من المفردات التابعة للفئة P وعلى n_i من المفردات التابعة للفئة N فإنه يمكن تعريف قيمة الطاقة (Entropy) وفقاً للصيغة:

$$E(A) = \sum_{i=1}^V \frac{p_i + n_i}{P + n} I(p_i, n_i) \dots \quad (23)$$

والمعلومات المحسولة عليها بواسطة التفرع وفقاً للخاصية A ويمكن الحصول عليها وفقاً للصيغة التالية:

$$Gain(A) = I(p, n) - E(A) \dots \quad (24)$$

وتجدر الإشارة إلى وجود دوال مشابهة أخرى لتحديد مقياساً للانشقاق وفقاً للخواص المدروسة إذ يعد مؤشر جيني **Gini Index** الذي استحدثته شركة **IBM** العريقة في مجال التقنيّة والمعلومات مؤشراً جيداً، فإذا احتوت مجموعة البيانات T على n من الفئات فإنه يعرف وفقاً للصيغة التالية:

$$Gini(T) = 1 - \sum_{j=1}^n p_j^2 \dots \quad (25)$$

حيث p_j هو تكرار نسبي للفئة j في المجموعة T . فإذا كانت مجموعة البيانات T مقسمة إلى مجموعتين T_1, T_2 بحجم N_1, N_2 على التوالي فإن مؤشر **Gini** يقسم البيانات وفقاً للصيغة التالية:

$$Gini_{sippet}(T) = \frac{N_1}{N} Gini(T_1) + \frac{N_2}{N} Gini(T_2) \dots \quad (26)$$

والخاصية التي تبدي أقل قيمة لـ $Gini_{sippet}(T)$ تختار لتقسيم العقدة (ويحسب لكل الخواص المدروسة للحصول على قيم نقطة الانشقاق الممكنة لكل خاصية).

إن عملية استخراج قواعد التصنيف من الأشجار يتم باستخدام قواعد **IF THEN** إذ أن كلّ قاعدة تنشأ لكل مسار من الجذر إلى الورقة وعليه فإن كلّ ورقة طرفية ستحتوي التنبؤ.

وباعتبار T_ℓ مجموعة للأشجار الفرعية **sub tree**، وان ϕ هو عدد هذه المجموعة وان العينة الاختبارية **tasting sample** مستخدمة لانتقاء المصنف ϕ_{bset} من T_i ويتم هذا بتصغير عدد أخطاء التصنيف $\hat{L}_{\ell, m}(\phi)$ والذي يرتبط بالعينة الاختبارية باختيار $\phi \in T_\ell$ وان

$$\phi_{test} \min_{\phi} \hat{L}_{\ell,m}(\phi) = \frac{1}{m} \sum_{i=\ell+1}^{\ell+m} I_{\{\phi(X_i) \neq y\}} \quad \dots \quad (27)$$

إذ أن $\phi(x_i)$ هي شجرة ثنائية التي تخطط maps المتغيرات التوضيحية explanatory وأن دالة المؤشر تأخذ القيمة 1 في حالة عدم التصنيف والقيمة 0 في بقية الحالات. ويلاحظ ان أشجار تصنيف لا تُخصَّصُ درجة "score" لكل مشاهدة بل يتم تخصيص عقدة مع أمثالها من المشاهدات ويُمكنُ أَنْ يَكُونَ هذا أحياناً ضعفاً - ولاسيما أن الإداريين مُتعودون على مفهوم الدرجة "score" لاتخاذ القرارات. أن تقنيات شجرة التصنيف يُمكنُ أَنْ تحدث ما يدعى بفيض النموذج overfit، مع ذلك عبر التصديق cross-validation "التحقق" يُمكنُ أَنْ تعالج هذه القضية. وقد استخدم برنامج SPSS13 وبرنامج STATISTICA 6 لإنجاز شجرة التصنيف.

7- الجانب التطبيقي

لقد كان التنبؤ بفشل الشركات خلال تصنيف الحالات والتعميم المعروف إلى الحالات الأخر موضوع دراسة لـ 30 سنة ماضيه تقريباً. ويعد التنبؤ الدقيق لفشل الشركات على درجة من الأهمية بالنسبة للمستثمرين والدائنين والمدققين. ويمكن أن يكون ذا فائدة لحملة الأسهم والدائنين وللحكومات على حدٍ سواء لتجنب الخسائر الجسيمة الناجمة عن الإفلاس المفاجيء. لذلك، فاستعمال الأدوات التحليلية والمعلومات المستخلصة من التقارير المالية للشركات نستطيع تقييم بل التنبؤ بمنزلتها المالية المستقبلية. ومع أن فكرة كون الشركة عاجزة عن دفع ديونها متلازمة مع زوالها، فقبل حدوث ذلك حقيقة، لا بد أن تكون الشركة قد مرت بأزمة طويلة الأمد ذات مراحل متعددة. يصنفها العديد من الباحثين في الشؤون المالية إلى مرحلتين رئيسيتين تأخذان في الحسبان اثنين من مفاهيم الفشل، هما: مالي واقتصادي، يبدأ الفشل الاقتصادي عندما تكون ربحية رأس المال المستثمر أدنى من كلف الفرصة، فينخفض تبعاً لذلك إيراد استثمار المالك فيصبح أقل من الفرص الأخرى البديلة بوجود نفس الخطر. وعند تفاقم الفشل الاقتصادي ويبدأ استقراره في الشركة، تبدأ الإيرادات بالانخفاض لتصبح أقل من الحساب، تظهر أول النتائج السلبية [11] وإذا لم يُعالج التدهور الحاصل إبان عملية الفشل الاقتصادي، فسيقود الشركة إلى الإفلاس التقني. وهذه هي أول مرحلة مما يسمى بالفشل المالي. وفي هذه الحالة لا تملك الشركة سيولة كافية للدفع مع ازدياد تلك العوامل. سيتم الوصول إلى نقطة انقطاع لهذه العملية المدمرة لتصبح الشركة ليس فقط غير قادرة على دفع مستحقاتها بل تصبح أيضاً في حالة صافي الدخل السلبي. ويعني ذلك ان التزاماتها الجارية اكبر من قيمة أصولها، لذلك تسرع هذه العملية من زوال الشركة. وأن عملية دراسة فشل الشركات يجب أن تكون من خلال البحث عن مسبباتها والتي يمكن أن نحللها من خلال علاماتها الواضحة، إن فكرة الفشل، وبدقة أكثر، العجز عن إيفاء الديون، قد بقيت مرتبطة بتقنية حسابات النسب. ويعتقد أن النسب تسوء إذا ما اقتربت الشركة أكثر من الأزمة، بهذا الشكل يمكن قياس التدهور الذي تعاني منه الشركة. وأن تحليل النسب المالية الذي يجمع كل تلك المعلومات، يُعد التقنية الأكثر شيوعاً، والفائدة الكبيرة وراء المقارنة بين شركات مختلفة (في قطاع الصناعة) وهناك عقيتان رئيسيتان تتعلقان بالنسب المالية تؤثران في الاستفادة من تلك المقارنة: تكوين وأداء النسب المالية. وهناك عقبة ثالثة تُضاف إلى ما تقدم ألا وهي نفس قيمة النسبة لشركتين من قطاعين مختلفين قد لا تمثلان الموقع نفسه. ويجب أن تتجانس المعلومات المالية الملتقطة بالنسبة نفسها، لكي يتم استعمالها في وصف الشركة والتنبؤ بفشلها.

وعلى الرغم من إهمال استعمال الأساليب الإحصائية. لما يقارب من نصف قرن من قبل المحللين، فإن استعمال تقنيات الإحصاء في الوقت الحاضر قد أصبح أداة مساندة شائعة لأنها تعطي موضوعية للتحليل. أن عملية الحصول على العينة و انتقاء النسب المالية مع النماذج التي تتلاءم

مع موضوع الدراسة كان محورا لعديد من البحوث لفترة طويلة وان عملية اختيار النسب التسعة المستخدمة كان نتيجة التوصية التي تم التوصل إليها في بحث الدكتور لزيرجا وتأثيرها على الفشل. إن عينة الدراسة المتكونة من 120 شركة نصفها صنفت كشركات فاشلة، والنصف الآخر صنفت كشركات متعافية. وقد تم اختيار عينة وذلك باستخدام قائمة من الشركات الفاشلة المختارة سابقا وربطها مع شركات معافاة وتكون هذه الشركات المعافاة والفاشلة والتي تم اختيارها بعملية الربط من الحجم نفسه و بالقطاع الصناعي. وتُبرر عملية الربط هذه لتفادي أي تأثير تشويهِ محتمل متعلق بالحجم وقطاع الصناعة، والمتغيرات التي حصلنا عليها وهي 9 من النسب التي تم استخدامها في بناء النماذج هي:

$$1. x_1 = \text{موجودات متداولة/ خصوم جارية}$$

X1. CURRENT ASSETS / CURRENT LIABILITIES

$$2. x_2 = \text{موجودات متداولة/ إجمالي الموجودات}$$

X2. CURRENT ASSETS / TOTAL ASSETS

$$3. x_3 = \text{نتائج نهائية/ إجمالي الموجودات}$$

X3. NET RESULT / TOTAL ASSETS

$$4. x_4 = \text{دخل قبل الفائدة والضرائب / اتفاقات مالية}$$

X4. EARNINGS BEFORE INTEREST AND TAXES / FINANCIAL CHARGES

$$5. x_5 = \text{الأموال الخاصة / إجمالي ديون.}$$

X5. OWN FUNDS / TOTAL DEBT

$$6. x_6 = \text{مبيعات / أموال خاصة}$$

X6. SALES / OWN FUNDS

$$7. x_7 = \text{أسهم / مبيعات}$$

X7. STOCKS / SALES

$$8. x_8 = \text{مدينون / مبيعات}$$

X8. DEBTORS / SALES

$$9. x_9 = \text{السيولة النقدية الفعالة/ إجمالي الموجودات}$$

X9. OPERATIVE CASH FLOW / TOTAL ASSETS

نتائج التحليلات الإحصائية

1- التحليل المميز (DA) Discriminant Analysis

باستعمال برنامج SPSS 13 طبقت الدالة المميزة على البيانات. وفيما يلي دوال المصنفات بعينة من 120 شركة ، لكل سنة من السنوات الثلاثة المتتالية قبل الفشل ، باستعمال (DA) . إذ تمّ الحصول على الدوال التالية بعد تنفيذ أسلوب الـ STEPWISE لثلاث سنوات قبل الفشل والنموذج المقترح هو:-

$$L = -2.0081 + 2.246X_4 + 2.529X_5$$

X_4 = دخل قبل الفائدة والضرائب/ النفقات المالية ، X_5 = الأموال الخاصة / إجمالي الديون
L: درجة الفشل L: Score of Failure ، وإذا كانت $L < 0$ تصنف الشركة على أنها فاشلة ، وبالعكس فإنها ليست فاشلة ، ويلاحظ عدم معنوية عدد من المتغيرات حيث كان تأثيرها ضعيف على الدالة. وان قيمة الحد الفاصل m بعد التعويض عن قيمة الأوساط المستخرجة لكلا المتغيرين X_4 ، X_5 نحسب من العلاقة ونجد قيمتها مساوية إلى 2.0081 . والجدول التالي يوضح المتغيرات الداخلة ومعنوية النموذج بالاعتماد على Ψ وعلى F وكالاتي:

Variables Entered/Removed(a,b,c)

Step	Entered	Wilks' Lambda							
		Statistic	df1	df2	df3	Exact F			
						Statistic	df1	Df2	Sig.
1	x5	0.754	1	1	118	38.593	1	118	.000
2	x4	0.581	2	1	118	26.010	2	117	.000

At each step, the variable that minimizes the overall Wilks' Lambda is entered.

a Maximum number of steps is 18.

b Minimum partial F to enter is 3.84.

c Maximum partial F to remove is 2.71.

حيث يلاحظ أهمية كل من المتغيرين في المعادلة وحسب طريقة stepwise.

Variables in the Analysis

Step	Tolerance	F to Remove	Wilks' Lambda
1	x	1.000	38.593
2	x	.982	27.093

وان نسبة الخطأ في التصنيف بين إذ أن نسبة المفردات المصنفة بصورة صحيحة تبين دقة التصنيف للنموذج المقترح والبالغة 75.8% وكما موضح بالجدول

Classification Results

		y	Predicted Group Membership		Total
			0	1	
original	Count	0	48	12	60
		1	17	43	60
	%	0	80.0	20.0	100.0
		1	28.3	71.7	100.0

a. 75.8% of original grouped cases correctly classified.

وكانت دالة التصنيف لسنتين قبل الفشل وفقا للاتي:-

$$L = -1.4676 + 2.365X_2 - 8.149X_3 + 3.131X_5 + 0.356X_7$$

حيث :

X2 = موجودات متداولة/إجمالي الموجودات ، X3 = صافي الدخل / إجمالي الموجودات

X5 = الأموال الخاصة / إجمالي الديون ، X7 = أسهم / مبيعات

حيث ان L تمثل درجة الفشل، فإذا كانت $L > 0$ تصنف الشركة على إنها فاشلة ، وخلاف ذلك تشير إلى عدم الفشل. والجدول التالي يوضح المتغيرات الداخلة ومعنوية النموذج المقترح بالاعتماد

على Ψ وعلى F وكالاتي:-

Variables Entered/Removed(a,b,c)

Step	Entered	Wilks' Lambda							
		Statistic	df1	df2	df3	Exact F			
						Statistic	df1	df2	Sig.
1	X5	0.715	1	1	118	46.938	1	118	.000
2	X3	0.562	2	1	118	45.672	2	117	.000
3	X2	0.528	3	1	118	34.620	3	116	.000
4	X7	0.494	4	1	118	29.395	4	115	.000

At each step, the variable that minimizes the overall Wilks' Lambda is entered.

a Maximum number of steps is 18.

b Minimum partial F to enter is 3.84.

c Maximum partial F to remove is 2.71.

يلاحظ أهمية كل من المتغيرات الداخلة بالنموذج وفقا للجدول التالي :-

Variables in the Analysis

Step		Tolerance	F to Remove	Wilks' Lambda
1	x5	1.000	46.938	
2	x5	.997	38.125	.745
	x3	.997	32.055	.715
3	x5	.917	20.890	.623
	x3	.997	29.365	.661
	x2	.919	7.467	.562
4	x5	.463	28.411	.617
	x3	.979	31.781	.631
	x2	.887	9.841	.537
	x7	.448	7.711	.528

ويمكن ملاحظة نسب الخطأ في التصنيف للنموذج الثاني، إذ أنّ نسبة المفردات المصنفة بصورة صحيحة والتي تبين دقة التصنيف للنموذج المقترح بلغت 81.7% وكما موضح بالجدول :-

Classification Results

		Predicted Group Membership		Total
		0	1	
Original	Count	48	12	60
		10	50	60
	%	80.0	20.0	100.0
		16.7	83.3	100.0

b. 81.7% of original grouped cases correctly classified.

وكانت دالة التصنيف لسنة واحدة قبل الفشل كالاتي

$$L = -0.5673 + 9.364X_3 + 0.551X_5$$

X_3 = صافي الدخل / إجمالي الموجودات ، X_5 = الأموال الخاصة / إجمالي الديون
 L = درجة الفشل ، حيث إذا كانت $L > 0$ تصنف الشركة على إنها فاشلة، وبالعكس فأنها ليست فاشلة. والجدول التالي يوضح المتغيرات الداخلة ومعنوية النموذج المقترح بالاعتماد على Ψ وعلى F وكالاتي:-

Variables Entered/Removed(a,b,c)

Step	Entered	Wilks' Lambda							
		Statistic	df1	df2	df3	Exact F			Sig.
						Statistic	Df1	df2	
1	x5	0.778	1	1	118	33.705	1	118	.000
2	x3	0.716	2	1	118	23.166	2	117	.000

At each step, the variable that minimizes the overall Wilks' Lambda is entered.

a Maximum number of steps is 18.

b Minimum partial F to enter is 3.84.

c Maximum partial F to remove is 2.71.

يلاحظ أهمية كل من المتغيرات الداخلة بالنموذج وفقا للجدول التالي :-

Variables in the Analysis

Step		Tolerance	F to Remove	Wilks' Lambda
1	X5	1.000	33.705	
2	X5	.998	27.945	.887
	X3	.998	10.044	.778

وان نسبة الخطأ في التصنيف للنموذج الثالث الموضحة بالجدول أدناه إذ إن نسبة المفردات المصنفة بصورة صحيحة والتي تبين دقة التصنيف للنموذج المقترح بلغت 73.3% :-

Classification Results

		Predicted Group Membership		Total
		0	1	
Original	Count	0	1	
		49	11	60
		21	39	60
%	0	81.7	18.3	100.0
	1	35.0	65.0	100.0

a. 73.3% of original grouped cases correctly classified.

2- الانحدار اللوجستي (Logistic Regression (LR)

طبقت بيانات مع هذا المثال باستعمال برنامج SAS. المصنفات التي تم الحصول عليها من عينة 120 شركة، ولثلاث سنوات متتالية قبل الفشل وباستعمال LR. وحسب دالة الاحتمال:

$$P(F) = \frac{e^{g(X)}}{1 + e^{g(X)}}$$

لكل واحد من النماذج الثلاثة. حيث $P(F)$ هي احتمالية الفشل **Failure Probability** وإذا كانت $P(F) > 0.5$ تُصنف الشركة حينئذ على إنها فاشلة ، وعكس ذلك فإنها غير فاشلة ، ونلاحظ ان نموذج لثلاث سنوات قبل الفشل هو :

$$g(X) = -1.3287 + 1.4877X_4 + 1.6896X_5$$

حيث:-

X_4 = دخل قبل الفائدة / والضرائب / اتفاقات مالية ، X_5 = الأموال الخاصة / إجمالي الديون والجدول التالي يبين معلمات لمتغيرات الداخلة في النموذج كالتالي:

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	Df	Sig.	Exp(B)
X5	1.689	.043	1.354	1	.024	5.417
X4	1.487	2.503	1.697	1	.019	4.426
Constant	-1.328	1.090	4.359	1	.037	9.744

وان دقة التصنيف باستخدام النموذج يمكن استنتاجها من - مصفوفة الخط - والتي بلغت 60.8% وكما موضحة بالجدول الآتي:-

Classification Table(a)

Predicted Y	Observed		Percentage Correct
	Y		
	0	1	
0	28	32	46.7
1	15	45	75.0
Overall Percentage			60.8

a The cut value is .500

أما نموذج الانحدار اللوجستي الخاص بستتين قبل الفشل فكانت دالته كما موضح بالمعدلة التالية:

$$g(X) = -0.4999 - 13.589X_4 + 3.805X_5$$

X_3 = صافي الدخل / إجمالي الموجودات ، X_5 = الأموال الخاصة / إجمالي الديون

والجدول التالي يبين معنوية معاملات لمتغيرات الداخلة في النموذج كالاتي:
Variables in the Equation

		B	S.E.	Wald	Df	Sig.	Exp(B)
1	X5	3.805	.066	4.874	1	.027	44.961
	X3	-13.589	.536	17.922	1	.000	.123E-5
	Constant	-.499	3.396	17.515	1	.000	.606

كما أن دقة التصنيف باستخدام النموذج الثاني والتي بلغت 72.5% وان مصفوفة الخلط كانت كما موضحة بالجدول أدناه:-

Classification Table

Observed	Y	Predicted		Percentage Correct
		Y		
		0	1	
Y	0	38	22	63.3
	1	11	49	81.7
Overall Percentage				72.5

a. The cut value is .500

أما نموذج سنة واحدة قبل الفشل فقد كانت وفقا للصيغة التالية :-

$$g(x) = -1.2584 + 26.1304X_3 + 1.3535X_5$$

X3 = صافي الدخل / إجمالي الموجودات ، X5 = الأموال الخاصة / إجمالي الديون
والجدول التالي يبين معنوية معاملات لمتغيرات الداخلة في النموذج كالاتي

Variables in the Equation

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
X5	1.354	.066	4.874	1	.027	3.871
X3	26.130	.536	17.922	1	.000	2.20E+011
Constant	-1.285	3.396	17.515	1	.000	.277

كما كانت دقة التصنيف باستخدام النموذج الثالث -سنة قبل الفشل- 75% ومصفوفة الخلط موضحة كالاتي:-

Classification Table

Observed	Y	Predicted		Percentage Correct
		Y		
		0	1	
Y	0	46	14	76.7
	1	16	44	73.3
Overall Percentage				75.0

a. The cut value is .500

3- اشجار التصنيف (CART) Classification Trees

تم تصنيف المتغيرات إلى ثلاثة أصناف. وفيما يلي توضيحا لكيفية تنفيذ هذه العملية لكل واحدة من هذه السينين الثلاثة. ولكل مجموعة من 60 شركة عاملة بصورة جيدة و60 شركة فاشلة. وباستعمال التكرارات FREQUENCIES والوصف DESCRIPTIVES من برنامج SPSS13 ، تم توزيعاتها وبالصورة التالية.

***** ثلاث سنوات قبل الفشل *****

x1 (lowest through 0.30=1) (0.31 through 0.66=2) (0.67 through highest=3)
 x2 (lowest through 0.63=1) (0.64 through 0.77=2) (0.78 through highest=3)
 x3 (lowest through 0.02=1) (0.03 through 0.06=2) (0.07 through highest=3)
 x4 (lowest through 0.21=1) (0.22 through 0.61=2) (0.62 through highest=3)
 x5 (lowest through 0.24=1) (0.25 through 0.51=2) (0.52 through highest=3)
 x6 (lowest through 0.32=1) (0.33 through 0.68=2) (0.69 through highest=3)
 x7 (lowest through 0.11=1) (0.12 through 0.22=2) (0.23 through highest=3)
 x8 (lowest through 0.21=1) (0.22 through 0.32=2) (0.33 through highest=3)
 x9 (lowest through 0.07=1) (0.08 through 0.16=2) (0.17 through highest=3)

***** سنتين قبل الفشل *****

x1 (lowest through 0.26=1) (0.27 through 0.62=2) (0.63 through highest=3)
 x2 (lowest through 0.61=1) (0.62 through 0.74=2) (0.75 through highest=3)
 x3 (lowest through 0.02=1) (0.03 through 0.06=2) (0.07 through highest=3)
 x4 (lowest through 0.24=1) (0.25 through 0.49=2) (0.50 through highest=3)
 x5 (lowest through 0.20=1) (0.21 through 0.43=2) (0.44 through highest=3)
 x6 (lowest through 0.31=1) (0.32 through 0.59=2) (0.60 through highest=3)
 x7 (lowest through 0.13=1) (0.14 through 0.24=2) (0.25 through highest=3)
 x8 (lowest through 0.24=1) (0.25 through 0.36=2) (0.37 through highest=3)
 x9 (lowest through 0.05=1) (0.06 through 0.12=2) (0.13 through highest=3)

***** سنة قبل الفشل *****

x1 (lowest through 1.05=1) (1.06 through 1.46=2) (1.47 through highest=3)
 x2 (lowest through 0.63=1) (0.64 through 0.77=2) (0.78 through highest=3)
 x3 (lowest through -0.01=1) (0.0 through 0.04=2) (0.05 through highest=3)
 x4 (lowest through 0.89=1) (0.90 through 1.89=2) (1.90 through highest=3)
 x5 (lowest through 0.32=1) (0.33 through 0.85=2) (0.86 through highest=3)
 x6 (lowest through 2.89=1) (2.90 through 5.89=2) (5.90 through highest=3)
 x7 (lowest through 0.11=1) (0.12 through 0.22=2) (0.23 through highest=3)
 x8 (lowest through 0.21=1) (0.22 through 0.32=2) (0.33 through highest=3)
 x9 (lowest through -0.05=1) (-0.04 through 0.05=2) (0.06 through highest=3)

ولغرض تنفيذ طريقة الأشجار البيانية تم استخدام برنامج STATISTICA 6. وكانت المصنفات التي تم الحصول عليها من عينة من 120 شركة كمجموعة تدريب، لكل واحدة من ثلاث سنوات قبل الفشل، هي عبارة عن أشجار تصنيف ثنائية، إذ أن : F : تمثل صنف الفاشلة (فاشلة) ، H : تمثل صنف غير الفاشلة (معافاة) ، FINAL NODE : هي عقدة الورقة إذ تنتهي العملية ، إذ يمثل الحرف F أو H الفرد الذي يأتي في هذه العقدة والصنف المخصص هو فاشلة أو غير

فاشلة على التوالي. وتُحسب احتمالية الفشل بـ $\frac{H}{H+F}$ في حالة تصنيف الشركة على انها غير فاشلة، وعند الوصول الى عقدة الورقة ، بـ $\frac{F}{H+F}$ في حالة تصنيف الشركة على انها فاشلة . ويمكن تلخيص النتائج التحليلات السابقة وفقا للجدول التالي :

عدد السنوات قبل الفشل	النموذج		
	DA	LR	CART
1	73.3	75	80
2	81.7	72.5	73.3
3	75.8	60.8	59.3

ويلاحظ تجانس النسب المنوية للتصنيف الصحيح مع الزمن قبل الفشل وقد يشذ عن هذه الحالة التصنيف التمييزي إذ يبدي قيمة متميزة عند السنتين إذ بلغت 81.7% وقد أبدى تغييرا مع الزمن وقد يكون السبب في ذلك تجانس البيانات ضمن فتراتهما، أما أفضل أداء فكان عند استخدام أسلوب التصنيف الشجري، وكانت الطرق المعلمية متقاربة في أدائها وإن اظهر أسلوب الانحدار اللوجستي استقرارا أفضل ودقة أعلى في النموذج الذي يمثل سنة واحدة قبل الفشل إذ بلغ 75% بالمقارنة مع DA إذ بلغ 73% تقريبا . في حين اظهر طريقة DA هي الأفضل بالنسبة للنماذج التي تمثل سنتين وثلاث سنوات قبل الفشل. وبصورة عامة يلاحظ ارتفاع جودة التصنيف لنتائج السنة الواحدة قبل الفشل ولعل ذلك يعود إلى عدم تعرض بيانات الظاهرة المدروسة لسنة واحدة إلى تأثيرات عرضيه تسهم فيذبذبة البيانات مما يفقدها اتجاهها العام الأمر الشائع في البيانات المالية والظواهر الاقتصادية بصورة عامة .

8- الاستنتاجات

- 1- نرى ان التحليل المميز ونماذج الانحدار اللوجستي لهما المتغيرات نفسها (النسب) - بصورة عامة حيث اشتملت بالسنة الاولى قبل الفشل على المتغير X_5, X_3 والذي يعكس اهمية تلك المتغيرات، اما لسنتين قبل الفشل فقد كانت النتائج للنموذجين المعلميين متقاربة ايضا إذ اشتمل النموذجين على المتغيرين X_3, X_5 وكانت نسبة تصنيف الـ LR ادنى من نسبة تصنيف نموذج DA الذي احتوى على اربعة متغيرات بلغت دقة تصنيفه 81% في حين احتوى الاخير على متغيرين فقط وللسنتين الثلاثة قبل الفشل واحتوى النموذجان على ذات المتغيرات X_5, X_4 وان النسب المؤيه للمفردات المصنفة تصنيفا جيدا تكون تقريبا متشابهة، وفي حالة استخدام النموذج اللوجستي تكون المصنفات أفضل قليلاً.
- 2- من السهل ملاحظة اشجار التصنيف، فكلما كان تاريخ الفشل قريبا كان عمق الشجرة قليلا، والذي يمكن ان يفهم على انه كلما كان تاريخ الفشل قريبا قلت ضرورة فحص المتغيرات، كلما تسارع الوصول الى خاتمة حول مصير المفردات في مجموعات الفحص ولعل الفشل عندما يكون قريبا تقل الحاجة الى القوانين المراد تفحصها لتحديد "مصير" الشركة وان ادءها كان أفضل في حالة الثلاث سنوات مقارنة مع أداء بقية النماذج للفترة نفسها وربما يكون ذلك مبنياً على الاستراتيجية التي تقوم عليها هذه الطريقة إذ لا توجد عمليات حسابية مما يساعد على التركيز على الخصائص الفعلية للمفردات إذ تقوم العملية على اساس استخراج القواعد العلائقيه بين الخواص (المتغيرات) وحسب فناتها.

9- التوصيات

- 1- استخدام اسلوب الاشجار البيانية في التنبؤ بفشل الشركات بصورة عامه.
 - 2- استخدام الاساليب المعلمية في الفترات المتوسطة سنتين كما يمكن استخدام الاساليب الاخرى (التكراريه والشبكات العصبية لنفس الغرض).
 - 3- المتغيرات التي يمكن الاهتمام بها عند تقويم اداء الشركات هو X_5, X_3 بصورة عامه وكما موضح بالاستنتاجات .
 - 4- تطبيق النماذج على الشركات العراقية ولسنوات اطول وقطاعات اخرى.
- المصادر العربية:-

- 1- موراي . ر. شبيغل 1978-سلسلة ملخصات شوم – نظريات ومساائل في الإحصاء. الرسائل والاطارح الجامعية:-
 - 2- سعيد، ميعاد مسعود (1986)، استخدام الدالة المميزة لدراسة العوامل المؤثرة على المستوى العلمي في معاهد المعلمين والمعلمات في محافظة بغداد كلية الإدارة والاقتصاد، جامعة بغداد.
 - 3- يعقوب، هيثم منير (1995) استخدام التحليل المميز المتعدد في تخصيص العوامل المؤثرة في التصنيف السريري لمرضى القلب، رسالة مقدمة إلى مجلس كلية الإدارة والاقتصاد في الجامعة المستنصرية.
- المصادر الاجنبية:-

- 4- Anderson J.A (1982) Logistic Discriminate, hand book of statistical Anderson J.Aol,2,north –Holland and publishing company.
- 5- Anderson J.A, and V. Elia. Penalized Maximum Likelihood estimation in Logistic regression and discriminate.
- 6- Argenti, J. (1976). *Corporate Collapse: the Causes and Symptoms*. McGraw- Hill. London.
- 7- Blum, M. (1974). Failing Company Discriminate Analysis. *Journal of Accounting Research*, 1-23.
- 8- Breiman, L., Friedman, J.H., Olshen, R.A. and Stone, C.J. (1984). *Classification and Regression Trees*. Monterey, CA: Wadsworth and Brooks.
- 9- Deakin, E.B. (1972). A Discriminate Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 167-179.
- 10- Hosmer, D. W. and Lemeshow, S. (1989). *Applied Logistic Regression*. Wiley Series in Probability and Mathematical Statistics.
- 11- Lauritzen, S.L. (1996). *Graphical models*. Oxford Science Publications.
- 12- SAS Institute Inc. (1993). *SAS Language: Reference, Version 6*, SAS Institute Inc.