



Groupe de Recherche et d'Etude sur la Gestion et l'Entreprise dans l'Océan Indien

# LE PRONOSTIC DE DEFAILLANCE DES PETITES ENTREPRISES PAR RESEAU DE NEURONES

**DANIEL TILMONT**

**2 chemin de la citerne  
97417 LA MONTAGNE  
Tél. et Fax : 02 62 23 84 16  
e-mail : [tilmont@univ-reunion.fr](mailto:tilmont@univ-reunion.fr)**



# LE PRONOSTIC DE DEFAILLANCE

## DES PETITES ENTREPRISES

### PAR RESEAU DE NEURONES

#### Résumé

Les méthodes classiques de diagnostic financier sont rappelées. Leur inadéquation aux T.P.E. amène à rechercher une autre méthodologie. A partir d'une base d'entreprises défaillantes et non défaillantes, un réseau de neurones est entraîné comme outil de diagnostic. Après la phase d'apprentissage, le test sur les deux catégories d'entreprises donne un résultat significatif.

The usual methods in financial diagnosis are not efficient for SME's. It is then necessary to look for another tool. Using a sample of VSME's, some in case of failure, the others having no risk of failure, a neural net is trained to determine the probability of failure. After the learning phase of the neural net, the two groups can be retrieved with a satisfying probability.

#### Mots clés

Défaillance - Diagnostic financier - Ratios - Réseaux de neurones - T.P.E.

# LE PRONOSTIC DE DEFAILLANCE DES PETITES ENTREPRISES PAR RESEAU DE NEURONES

L'importance des PME, et tout particulièrement des T.P.E.<sup>1</sup>, n'est plus à démontrer. "l'écrasante majorité des entreprises sont de petite, voire très petite, taille" (Marchesnay, 1993 p. 70). Elles représentent la très grande majorité du nombre d'entreprises dans les principaux pays de l'Union Européenne. Une étude d'Eurostat<sup>2</sup> donne les pourcentages suivants des catégories d'entreprises :

Tableau 1 : L'Europe des entreprises

PAYS	T.P.E. 0 à 9 salariés	P.M.E. 10 à 500 salariés	Grandes entreprises plus de 500 salariés
ALLEMAGNE	86.0	13.8	0.2
ESPAGNE	94.8	5.1	0.1
FRANCE	93.5	6.4	0.1
ITALIE	90.6	9.3	0.1
ROYAUME UNI	90.0	9.8	0.2
TOTAL C.E.	91.3	8.6	0.1

Source Eurostat 1986

A l'avantage du nombre s'ajoute l'efficacité économique et sociale. Saporta souligne leur capacité de résistance à la crise et leur contribution au maintien et à la croissance des emplois en période de faible croissance (Saporta, 1989 et 1992).

Tableau 2 : Taux de croissance réel de l'emploi par taille des entreprises ou des établissements pour quelques pays de l'OCDE

Belgique Effectifs salariés 1978 à 1986	1 à 4 +6,40	1 à 49 - 1,60	50 à 99 - 19,30	100 et + - 11,20
Canada Effectifs salariés 1976 à 1984	0 à 19 + 42,10	20 à 49 + 4,10	50 à 99 - 11,20	100 et + - 22,20
Etats Unis Effectifs salariés 1976 à 1982	- 20 + 29,30	20 à 99 + 13,10	100 à 499 + 10,70	500 et + +12,20
France Effectifs salariés 1981 à 1986	1 à 9 + 16,30	10 à 49 + 6,50	50 à 499 - 1,90	500 et + - 9,70

Source : OCDE in Problèmes économiques, n° 2 359, 1994, p. 13

<sup>1</sup> Nous appelons TPE les entreprises ayant de 0 à 10 salariés, pour lesquelles l'identification de l'entreprise au dirigeant-proprétaire est particulièrement forte (Marchesnay, 1997).

<sup>2</sup> Publiée dans Problèmes économiques n° 2257, janvier 1992.

Leur dynamisme se traduit notamment par le nombre remarquable des créations d'entreprises. Il est malheureusement contrebalancé par un nombre tout aussi élevé de disparitions. A l'échéance de huit ans, et selon les pays, 50% à 70% des entreprises nouvelles ont disparu (Julien, 1994).

Nous nous intéressons dans cette recherche à la mortalité des T.P.E. Si l'on parvient à prévoir suffisamment tôt le risque de défaillance d'une entreprise, il sera dans un certain nombre de cas possible d'y remédier, nonobstant la diversité et la multiplicité des causes à l'origine de ces défaillances (Malécot, 1997).

Notre objectif est de mettre au point un outil de diagnostic pouvant être utilisé rapidement sur un grand nombre d'entreprises. Cet outil s'adresse à ceux qui ont un portefeuille d'entreprises et qui doivent dans ce portefeuille pouvoir séparer les entreprises saines des entreprises défaillantes.

Trois catégories principales d'utilisateurs peuvent être concernées par notre travail. Il s'agit tout d'abord des experts-comptables. Diagnostiquer dans l'ensemble de la clientèle les entreprises présentant un risque de défaillance permet de porter une attention particulière à ces entreprises et de conseiller le chef d'entreprise de manière efficace. Il s'agit ensuite des banquiers. Isoler dans la clientèle professionnelle de la banque les entreprises à risque donne au banquier la possibilité d'une part d'examiner plus en détail la situation de ces entreprises et de proposer des solutions, d'autre part d'optimiser l'allocation des ressources financières en fonction des risques courus. La troisième catégorie de destinataires de notre recherche est constituée par les collectivités locales qui soutiennent l'activité économique sous des formes diverses. L'identification des entreprises à forte probabilité de défaillance doit éviter leur survie artificielle par des perfusions financières, les aides étant plus efficacement réorientées vers des entreprises dont le développement est assuré.

L'hypothèse qui sous-tend notre recherche est que la défaillance n'apparaît pas ex abrupto mais influence l'état de l'entreprise tel qu'il se reflète dans son bilan et son compte de résultat. Une analyse de ces documents de synthèse un an, voire deux ans, avant la défaillance devrait permettre d'en détecter les signes avant-coureurs et de pronostiquer le risque de défaillance suffisamment tôt pour que des mesures correctives efficaces soient mises en œuvre.

Nous examinerons d'abord les méthodes couramment utilisées pour établir un diagnostic d'entreprise (1) et nous montrerons en quoi ces méthodes ne nous apportent pas de solution suffisamment pertinente. Nous proposerons alors une méthodologie alternative : les approches biomimétiques (2). Après avoir décrit l'échantillon, nous préciserons le protocole expérimental et les résultats que nous avons obtenus (3).

## **1 LES METHODES DE DIAGNOSTIC**

Les méthodes classiques qui permettent de réaliser le diagnostic financier d'une entreprise (1.1) forment le soubassement théorique de notre recherche mais ne sont pas intégralement transférables aux T.P.E. (1.2).

### **1.1 Les méthodes classiques**

Il s'agit dans le premier cas d'analyses à partir du bilan, du compte de résultat et de l'annexe (1.1.1), et dans le deuxième cas des méthodes de scoring (1.1.2).

#### **1.1.1 L'analyse patrimoniale et l'analyse fonctionnelle**

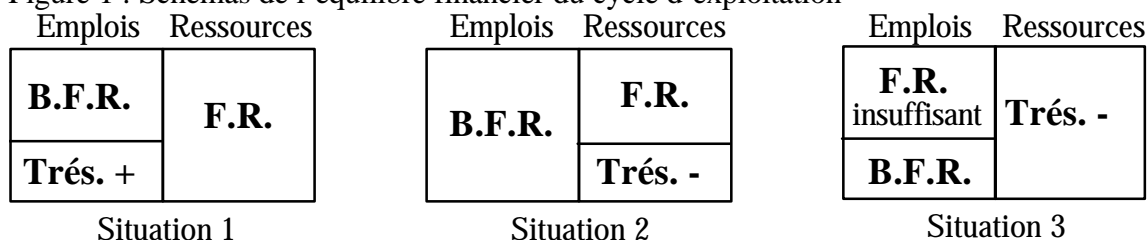
Elles procèdent de l'analyse des documents de synthèse, retraités soit selon une optique patrimoniale : il s'agit de l'analyse liquidité-exigibilité, soit selon une optique fonctionnelle, privilégiant le regroupement des opérations de l'entreprise en trois cycles : les opérations

d'investissement, les opérations de financement et les opérations d'exploitation (Burlaud et al., 1995).

Dans l'analyse liquidité-exigibilité, le risque de défaillance est analysé par le fonds de roulement liquidité. Celui-ci est défini comme l'excédent des actifs à moins d'un an sur les passifs à moins d'un an. Ce fonds de roulement représente pour l'entreprise une marge de sécurité dans la structure financière lui permettant de faire face à ses engagements à court terme. Toutefois, cette notion de fonds de roulement liquidité est critiquable sur plusieurs points. Le montant optimum de ce fonds de roulement n'a jamais été défini. Le lien entre fonds de roulement liquidité et trésorerie n'a pas été établi formellement (Depallens et Jobard, 1990).

Le diagnostic financier par l'analyse fonctionnelle était une autre approche possible pour notre recherche. L'étude du financement à court terme prend en compte le fonds de roulement et, avec les données d'exploitation à court terme, permet de calculer la trésorerie. Le fonds de roulement (F.R. défini comme l'excédent des ressources stables sur les emplois stables) représente la marge de sécurité financière dont dispose l'entreprise pour ses besoins d'exploitation : le besoin en fonds de roulement (B.F.R. défini comme l'excédent des actifs circulants sur les passifs circulants. On distingue parfois le B.F.R. d'exploitation, excédent des stocks et créances d'exploitation sur les dettes d'exploitation, du B.F.R. hors exploitation, excédent des créances diverses sur les dettes diverses). Les situations de trésorerie sont schématiquement représentées ci-dessous, en fonction du B.F.R. et du F.R. (Depallens et Jobard, 1990, p. 307).

Figure 1 : Schémas de l'équilibre financier du cycle d'exploitation



La situation 1 correspond au standard de financement. Le F.R. est supérieur au B.F.R. et la trésorerie est positive. Le B.F.R. peut croître sans mettre en cause l'équilibre financier à court terme. Dans la situation 2, la croissance du B.F.R. est souvent plus rapide que la croissance du F.R. et fait apparaître des besoins de trésorerie qu'il faudra satisfaire. C'est un phénomène bien connu des gestionnaires mais dramatiquement méconnu des chefs d'entreprise. Or il peut mettre en jeu la survie de l'entreprise pour insuffisance de trésorerie (Jobard, 1989). La situation 3 traduit des difficultés de trésorerie aggravées parce que le F.R. est négatif.

### 1.1.2 Les méthodes de scoring

A partir d'un grand nombre d'entreprises, plusieurs milliers, voire plusieurs dizaines de milliers, et en utilisant l'analyse discriminante, on définit une fonction linéaire de certains ratios, bornés ou non. L'application des ratios d'une entreprise à cette fonction permet d'obtenir un score dont la valeur situe l'entreprise dans l'une des trois catégories généralement retenues dans les méthodes de scoring : entreprises présentant un risque élevé d'insolvabilité, entreprises non risquées, entreprises pour lesquelles il n'est pas possible de se prononcer. Diverses organisations ont élaboré leur propre score, nous citerons pour mémoire le score Z de la Banque de France et plus récemment le score de l'Association française des Credit Managers<sup>3</sup>.

## 1.2 Les limites des méthodes classiques

<sup>3</sup> Une présentation de ce score a été faite dans le numéro 211 de la Revue Fiduciaire Comptable de septembre 1995, p. 20-28.

Elles tiennent à la difficulté d'obtention des données (1.2.1) et aux nécessités de retraitement de ces données (1.2.2).

### 1.2.1 Inhérentes aux types d'entreprises et aux données

Les méthodes classiques de diagnostic financier ont été définies pour les grandes entreprises, organisées sous forme de sociétés commerciales. Dans ces organisations, les informations comptables sont disponibles du fait de la publication des comptes quand il s'agit de sociétés cotées, ou par le dépôt des documents de synthèse au registre du commerce et des sociétés comme la loi le leur impose.

Les PME, et a fortiori les T.P.E., ont été exclues de ces analyses, d'autant que cette dernière catégorie prend encore rarement la forme sociale<sup>4</sup>. Quand c'est néanmoins le cas, l'obligation de dépôt est rarement respectée : "*malgré les sanctions prévues, près d'un tiers des sociétés ne déposent pas leurs comptes au greffe*" (la Revue Fiduciaire comptable, 1995a, p. 10). On peut penser, si cette proportion est une valeur moyenne, que le non-dépôt par les seules T.P.E. ayant choisi la forme sociale est beaucoup plus important.

---

<sup>4</sup> On notera cependant que les sociétés sont de plus en plus nombreuses dans la population des T.P.E. puisqu'elles en représentent 21 % en 1990 contre 7 % en 1980 (Blanc et Savoye, 1992).

## 1.2.2 Inhérentes aux retraitements

Les approches classiques, pour pertinentes qu'elles soient, imposent un certain nombre de retraitements des comptes. Le premier inconvénient de ces retraitements est leur diversité. Leur réalisation exige des choix dans l'analyse, qui peuvent être différents d'un analyste financier à l'autre, et donner ainsi des résultats non comparables. Le second inconvénient, rédhibitoire pour notre recherche, est la nécessité de disposer de renseignements que l'on ne peut obtenir dans les T.P.E. ni dans les documents de synthèse, ni auprès du dirigeant-proprétaire. La comptabilité y est tenue selon le système simplifié et les comptes sont trop agrégés. Le chef d'entreprise est réticent à communiquer des informations complémentaires à sa comptabilité, quand il les possède.

Les données comptables étaient les seules données accessibles pour les T.P.E. Leur retraitement était exclu. Nous n'avons donc pas retenu le diagnostic financier classique. Les divergences concernant les différentes fonctions scores existantes, et leur inadéquation à notre champ de recherche, nous ont fait abandonner cette méthodologie. Il nous fallait une approche plus souple que le simple traitement linéaire. Nous nous sommes tourné vers les approches bio-mimétiques<sup>5</sup>.

## 2 UNE APPROCHE BIO-MIMETIQUE

Nous rappellerons les caractéristiques et les avantages de ces méthodes (2.1) et nous préciserons pourquoi les réseaux de neurones formels sont particulièrement adaptés à notre problème (2.2).

### 2.1 Les caractéristiques de ces méthodes

Elles sont issues d'une observation simple : dans la nature, des organismes élémentaires parviennent à résoudre des problèmes extrêmement complexes (Aurifeille, 1997). "*La tâche la plus ordinaire accomplie par l'insecte le plus infime le sera toujours plus rapidement qu'il ne serait possible en employant la stratégie computationnelle*", (Varela, 1996, p. 56). Les chercheurs ont alors tenté d'imiter ces organismes élémentaires. Le bouleversement méthodologique est profond : on passe du paradigme constructiviste au paradigme connexionniste. Le premier présuppose l'existence d'un modèle par lequel la solution est estimée, le second privilégie les résultats qui émergent de la coopération globale d'agents multiples.

Tableau 3 : Comparaison des méthodes constructivistes et connexionnistes (Tilmont, 1997, p. 202)

	METHODES	
	CONSTRUCTIVISTES	CONNEXIONNISTES
Contraintes sur les données	nombreuses paramétriques distribution connue	peuvent être peu nombreuses non paramétriques distribution non connue
Modèle	connu	inconnu possible
Objectif	Modélisation : analyse, peu de paramètres	Simulation : synthèse, abondance de paramètres
Obtention de la solution	par estimation de la solution	par convergence vers une ou plusieurs solutions

<sup>5</sup> Nous empruntons le terme à Aurifeille (1995).



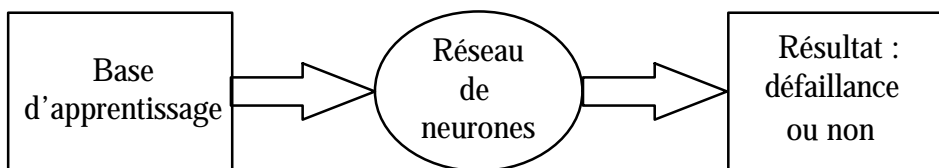
L'avantage principal de ces méthodes est qu'elles ne sont tributaires d'aucun modèle a priori en ce qui concerne les données, qu'il s'agisse de leur distribution ou des relations existant entre elles (Aurifeille, 1994). Cette liberté est obtenue par la répartition du traitement entre un grand nombre d'organismes élémentaires. Cette activité massivement parallèle est de nature heuristique (Aurifeille et Deissenberg, 1997). A partir d'un état initial aléatoire, la solution émerge peu à peu par un lent phénomène d'apprentissage.

## 2.2 Les réseaux de neurones formels

### 2.2.1 Schéma général

Parmi les méthodes bio-mimétiques, les réseaux de neurones mettent en relation une base d'expérience et un ensemble de solutions<sup>6</sup>. Le réseau de neurones, par l'adaptation de ses poids, se construit un modèle interne de l'environnement, et ce modèle sera amélioré au fur et à mesure des itérations, par l'effet de l'apprentissage (Renders, 1995). Ceci correspond à notre recherche. Nous disposons de données concernant des entreprises dont nous savons si elles ont été ou non défaillantes à l'échéance d'un an ou de deux ans. Le réseau de neurones nous permet de mettre en relation la base de données et le résultat : défaillance ou non défaillance, conformément au schéma ci-dessous :

Figure 2 : Schéma général du traitement



### 2.2.2 Principes de fonctionnement

#### 2.2.2.1 L'apprentissage

C'est dans cette phase que le réseau va adapter sa structure, i.e. modifier les poids des connexions, de façon que la relation soit établie entre les valeurs entrées dans le réseau et la sortie correspondante. Il s'agit ici d'un apprentissage supervisé. Il faut choisir une fonction de transition et un rythme d'apprentissage qui donnent au réseau des capacités de généralisation.

#### 2.2.2.2 La généralisation

C'est l'intérêt principal des réseaux de neurones. A l'issue de la phase d'apprentissage, le réseau doit être capable non seulement d'attribuer à chaque valeur de la base d'apprentissage la sortie correspondante, mais aussi de trouver la valeur de sortie idoine quand on lui présente une série de données n'appartenant pas à la base d'apprentissage (Boné et al., 1996).

#### 2.2.2.3 Les différentes étapes

La résolution de notre problème par réseaux de neurones passe par les six étapes suivantes (Asselin de Beauville et Zollinger, 1995) :

- 1- le choix d'un type de réseau ;
- 2- le choix d'une architecture du réseau ;
- 3- le choix des fonctions de transfert ;
- 4- le choix d'un algorithme d'apprentissage ;
- 5- le choix d'une base d'apprentissage ;
- 6- la fixation des paramètres du réseau.

Certains de ces paramètres sont conditionnés par le type de données à traiter et de résultat attendu.

## 3 LES DONNEES, LE TRAITEMENT, LES RESULTATS

Nous détaillerons les données que nous avons utilisées (3.1) et nous précisons le protocole que nous avons mis en oeuvre (3.2). Les résultats seront ensuite exposés (3.3).

---

<sup>6</sup> Nous faisons ici référence aux réseaux supervisés. Il existe également des réseaux non supervisés dans lesquels l'ensemble de solutions n'est pas donné a priori (Davallo et Naïm, 1993).

### 3.1 L'échantillon

Malgré les difficultés<sup>7</sup>, nous avons pu recueillir pour environ 500 entreprises les bilans et comptes de résultat des années 1994, 1995 et 1996. La difficulté était de pouvoir obtenir des données suffisamment identifiées pour que nous puissions vérifier auprès du fichier SIRENE<sup>8</sup> la défaillance ou la non-défaillance de chaque entreprise. Dans le fichier sur lequel nous avons travaillé, les entreprises étaient référencées par leur numéro SIRENE.

#### 3.1.1 Les entreprises

Les entreprises de l'échantillon sont toutes des T.P.E. provenant des divers secteurs d'activité. Ce sont pour la plupart des entreprises individuelles.

Tableau 4 : Les entreprises de l'échantillon

Catégorie	1994		1995		1996	
	Nombre	%	Nombre	%	Nombre	%
Sociétés	124	26.27	151	29.43	168	30.83
Entreprises individuelles	348	73.73	362	70.57	377	69.17
Total	472	100.00	513	100.00	545	100.00

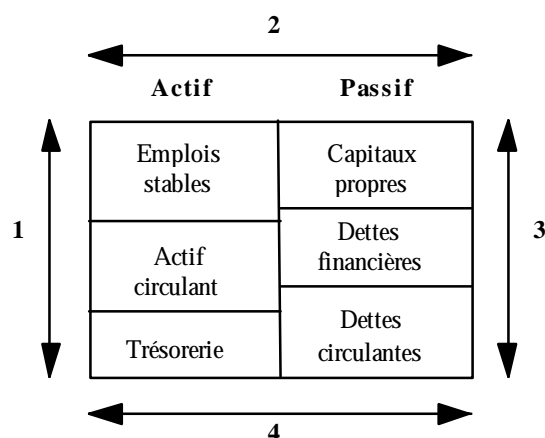
#### 3.1.2. Les paramètres analysés

Le risque de défaillance peut se traduire dans la structure de l'entreprise, ce sont alors les éléments du bilan qu'il faudra analyser. Ce risque peut aussi apparaître dans l'exploitation, et il faut, pour le mesurer, analyser le compte de résultat.

##### 3.1.2.1 Le bilan

Une analyse de bilan peut se résumer à une quadruple analyse verticale et horizontale.

Figure 3 : L'analyse de bilan



La flèche 1, représentative de la structure de l'actif, ne nous concerne pas, les entreprises de notre échantillon appartiennent à des secteurs d'activité trop divers et les comparaisons n'auraient aucune signification. En revanche, nous nous intéressons aux flèches 2, 3 et 4.

<sup>7</sup> Charreaux rappelle la difficulté d'obtenir de l'information économique et financière sur ce type d'entreprise (1985, p. 62).

<sup>8</sup> Système Informatique pour le Répertoire des ENtreprises et des Etablissements. Ce fichier est tenu et mis à jour par l'INSEE. Les informations sont accessibles par minitel, 3617 SIRENE.

La flèche 2 rapproche l'actif et le passif par le haut du bilan. Nous soupçonnons les entreprises en difficulté de n'avoir pas un financement suffisant de leurs emplois stables. La flèche 3 compare les fonds propres et les dettes. L'insuffisance de fonds propres est une maladie chronique des petites entreprises. De nombreux auteurs mettent en exergue cette caractéristique (Charreaux, 1985 ; Levratto, 1990 ; Belletante, 1991 ; Matray, 1992 ; Lehmann, 1993). Nous pensons qu'un déséquilibre trop important peut être une cause de défaillance. La flèche 4 est le complément de la flèche 2. Elle représente deux notions qui peuvent être importantes dans un diagnostic de défaillance : le besoin en fonds de roulement et la trésorerie.

### 3.1.2.2 Le compte de résultat

L'activité de l'entreprise se traduit dans l'ensemble du compte de résultat. Nous retenons deux éléments particulièrement significatifs de l'efficacité de l'entreprise. En premier lieu, l'excédent brut d'exploitation (E.B.E.) qui est le principal indicateur de performance économique (Burlaud et al., 1995, Depallens et Jobard, 1990). Nous retenons également à partir du compte de résultat la capacité d'autofinancement (C.A.F.). Elle traduit la trésorerie potentielle dégagée par l'exploitation.

### 3.1.3 Les variables retenues

Du fait de la diversité dans la taille des entreprises de l'échantillon, bien que toutes soient des T.P.E., et dans leur appartenance sectorielle, il n'était pas possible de mesurer les variables en valeur absolue. Nous avons décidé d'exprimer ces variables sous forme de ratios. Ont été retenus les ratios suivants :

Tableau 5 : les ratios

R1	<u>Capitaux propres</u> C.M.O.E. <sup>9</sup>
R2	<u>Endettement</u> C.M.O.E.
R3	<u>F.R.</u> B.F.R.
R4	<u>Trésorerie</u> B.F.R.
R5	<u>Endettement</u> Capitaux propres
R6	<u>E.B.E.</u> Chiffre d'affaires
R7	<u>C.A.F.</u> C.M.O.E.

En ce qui concerne le bilan, la flèche 2 est calculée par les ratios R1 et R2, la flèche 3 par le ratio R5 et la flèche 4 par les ratios R3 et R4

A cause de la diversité des entreprises, et parce que la plupart d'entre elles est formée d'entreprises individuelles dans lesquelles il n'existe pas de compte capital fixe, mais un compte de l'exploitant qui varie très fréquemment en fonction des mouvements de fonds opérés par le dirigeant<sup>10</sup>, certains de ces ratios prennent des valeurs non significatives.

<sup>9</sup> Les C.M.O.E. sont les Capitaux Mis en Oeuvre dans l'Exploitation. Ils sont calculés comme la somme des immobilisations nettes et des B.F.R. (Marion, 1993).

<sup>10</sup> Hirigoyen parle d'un " *mode de gestion tout à fait spécifique tout particulièrement dans le domaine financier* " (1988).

Le tableau qui suit donne les valeurs maximales et minimales des sept ratios relevées sur l'échantillon :

Tableau 6 : Valeurs extrêmes des ratios

Ratios	R1	R2	R3	R4	R54	R6	R7
Maximum	828.4	350.5	225.8	224.8	112.8	1.8	1 372.4
Minimum	-351.2	-63.2	-199.2	-200.2	-74.3	-10.6	-207.9

Comme cela se pratique dans les méthodes de scoring, nous avons décidé de borner l'ensemble des sept ratios à -10 et +10.

### 3.2 Le protocole d'expérimentation

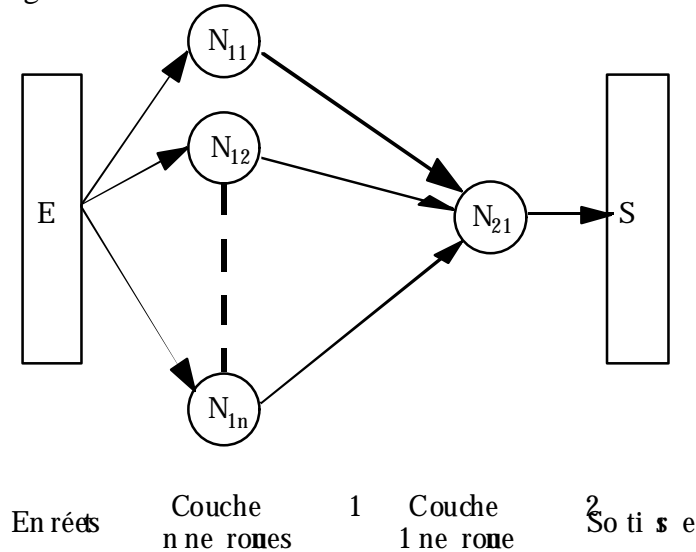
Conformément aux étapes que nous avons rappelées supra (2.2.2.3) nous définirons le type et l'architecture du réseau (3.2.1), les paramètres caractéristiques (3.2.2) et la base d'apprentissage utilisée (3.2.3).

### 3.2.1 Le réseau

#### 3.2.1.1 Architecture du réseau

Compte tenu de la complexité des relations pouvant exister entre les données, et de la dispersion statistique importante des ratios aussi bien pour les entreprises défailtantes que pour les entreprises non défailtantes (Malécot, 1997), le réseau que nous avons utilisé est un réseau supervisé à rétropropagation à deux couches. La première couche est composée de 14 neurones. Le nombre de neurones de la deuxième couche est égal à 1, il est contraint par les valeurs cibles utilisées : défaillance ou non défaillance.

Figure 4 : Schéma du réseau



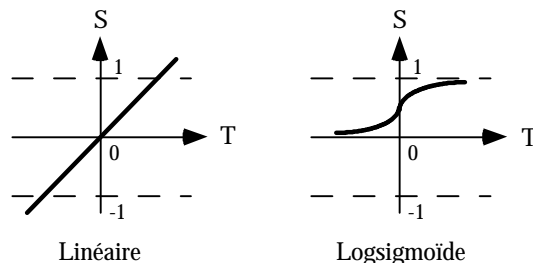
#### 3.2.1.2 Paramètres du réseau

Trois paramètres doivent être précisés pour expliciter le fonctionnement du réseau : les fonctions de transfert utilisées, l'algorithme d'apprentissage et les critères d'arrêt de l'apprentissage.

##### 3.2.1.2.1 Fonctions de transfert

La fonction de transfert de la première couche est logsigmoïde, la fonction de transfert de la deuxième couche est la fonction linéaire. Ces fonctions permettent, dans une architecture de taille suffisante, d'ajuster parfaitement toute fonction comprenant un nombre fini de discontinuités (Aurifeille et Deissenberg, 1997).

Figure 5 : Les fonctions de transfert



où T est la somme des produits des entrées et des poids avec biais :  $T = \sum_{i=1}^n (e_i \cdot w_i) + b$

- avec
- $e_i$  = l'entrée i du neurone,
  - $w_i$  = le poids i,
  - $b$  = le biais,
  - $S$  = la valeur de sortie du neurone.

### 3.2.1.2.2 Algorithme et paramètres d'apprentissage

L'apprentissage est réalisé par rétropropagation de l'erreur. De façon à éviter les minima locaux dans la surface d'erreur, nous avons utilisé un taux d'apprentissage variable et un moment (Butler et Caudill, 1993). L'avantage des réseaux multicouches à rétropropagation réside dans leur faculté d'être très peu restrictifs quant à la fonction à réaliser et d'être des estimateurs très faiblement biaisés (Burgess et Pandelidaki, 1996).

Les paramètres d'apprentissage du réseau sont les suivants :

- taux d'apprentissage : 0.10
- facteur d'augmentation du taux d'apprentissage : 1.05
- facteur de diminution du taux d'apprentissage : 0.70
- valeur du moment : 0.90

### 3.2.1.2.3 Critères d'arrêt

Trois critères peuvent être utilisés pour définir l'arrêt de l'apprentissage (Asselin de Beauville et Zollinger, 1995) :

- 1- un seuil d'erreur quadratique cumulée en sortie du réseau : S.S.E.;
- 2- un nombre d'itérations préfixé ;
- 3- un seuil de taux d'efficacité du réseau sur la base d'apprentissage.

Nous avons fixé la fin de l'apprentissage à une valeur d'erreur de 0.01, critère numéro 1, à défaut à un nombre défini d'itérations : 10 000, selon le critère numéro 2.

## 3.2.2 L'apprentissage

Le nombre d'entreprises défaillantes à 1 an et à 2 ans dans le fichier est présenté dans le tableau suivant :

Tableau 7 : Nombre d'entreprises défaillantes dans le fichier

Catégories	94	95	96	Total
Défaillantes à 1 an	5	14	33	52
Défaillantes à 2 ans	13	26	-	39

Deux tests différents ont été menés, l'un sur les défaillances à un an, l'autre sur les défaillances à deux ans. Dans chacun des deux cas, le nombre d'entreprises défaillantes a été partagé en deux, une moitié pour l'apprentissage du réseau et une moitié pour la phase de généralisation.

### 3.2.2.1 Défaillances à 1 an

La base d'apprentissage est formée de la moitié des 52 entreprises du fichier. L'autre moitié sera utilisée pour les tests de généralisation. La répartition par année a été respectée. Après numérotation des entreprises à partir de 1 pour chaque année séparément, nous avons retenu pour 94 les entreprises numéros 1 et 3, pour 95 et 96 les entreprises ayant un numéro impair.

Nous avons ajouté à ces entreprises défaillantes un nombre égal d'entreprises non défaillantes de façon que le réseau établisse une réelle discrimination entre ces deux catégories. Les entreprises non défaillantes ont été également numérotées à partir de 1 année par année. Pour 94 nous avons retenu les entreprises numéros 1 et 200, pour 95 nous avons pris les 7 premiers multiples de 30, numéros 30 à 210, et pour 96 les 17 premiers multiples de 15, numéros 15 à 255.

Tableau 8 : nombre d'entreprises pour la base d'apprentissage à 1 an

Catégories	94	95	96	Total
Défaillantes	2	7	17	26

Non défaillantes	2	7	17	26
Total	4	14	24	52

### 3.2.2.2 Défaillances à 2 ans

La base d'apprentissage pour la défaillance à 2 ans a été constituée sur le même principe. La moitié des entreprises défaillantes à 2 ans a été retenue. Pour 94, sur les 13 entreprises du fichier, sont retenues les 7 entreprises ayant les numéros impairs. De même pour 95 sont retenues les 13 numéros impairs des 26 entreprises défaillantes.

Les entreprises non défaillantes retenues dans cette base d'apprentissage sont pour 94 les 7 premiers multiples de 35, numéros 35 à 245, et pour 95 les 13 premiers multiples de 18, numéros 18 à 234.

Tableau 9 : nombre d'entreprises pour la base d'apprentissage à 2 ans

Catégories	94	95	Total
Défaillantes	7	13	20
Non défaillantes	7	13	20
Total	14	26	40

Nous supposons que les indices de défaillances contenus dans les ratios sont différents à l'échéance d'un an et de deux ans, nous avons donc entraîné deux réseaux différents.

### 3.2.3. La généralisation

Durant la phase d'apprentissage, le caractère défaillant ou non défaillant était donné au réseau et les poids des neurones s'ajustaient au fur et à mesure des itérations. Puis les poids des neurones ont été figés et nous avons vérifié les performances du réseau. Nous avons présenté au réseau la moitié des entreprises défaillantes qui n'a pas été retenue pour la phase d'apprentissage. Pour que le test soit complet, nous avons présenté au réseau à la fois des entreprises défaillantes et des entreprises non défaillantes et nous avons relevé le nombre d'entreprises pour lesquelles le réseau réalisait un diagnostic exact.

#### 3.2.3.1 Défaillances à 1 an

Les entreprises défaillantes retenues sont pour l'année 94 les numéros 2, 3 et 5, pour l'année 95 et 96 les entreprises ayant un numéro pair. Les entreprises non défaillantes sont pour l'année 94 celles qui ont les numéros 100, 300 et 400. Pour l'année 95 ce sont les entreprises dont le numéro est un multiple de 30, de 240 à 420. Pour l'année 96 ce sont les entreprises dont le numéro est un multiple de 15, de 270 à 510.

Tableau 10 : nombre d'entreprises pour le test de généralisation à 1 an

Catégories	94	95	96	Total
Défaillantes	3	7	16	26
Non défaillantes	3	7	17	27
Total	6	14	23	53

#### 3.2.3.2 Défaillances à 2 ans

Les entreprises défaillantes retenues sont pour l'année 94 et pour l'année 95 les entreprises ayant un numéro pair. Les entreprises non défaillantes retenues sont pour 95 tous les numéros multiples de 35, de 280 à 455 et pour l'année 96 tous les numéros multiples de 18, de 252 à 468.

Tableau 11 : nombre d'entreprises pour le test de généralisation à 2 ans

Catégories	94	95	Total
Défaillantes	6	13	19



Non défailtantes	6	13	19
Total	12	26	38

### 3.3 Les résultats

Les résultats les plus intéressants ont été obtenus avec un réseau à 2 couches dont la première couche est constituée de 14 neurones. La stabilité des résultats a été vérifiée en reproduisant 10 fois l'apprentissage du réseau à partir de la même base d'apprentissage mais en donnant aux poids initiaux des neurones des valeurs aléatoires.

Nos exigences étaient doubles. Nous voulions qu'au moins 50 % des entreprises de la base de généralisation soient reclassées dans la bonne catégorie. Mais nous voulions également que la répartition de bonnes réponses soit à peu près égale dans chaque catégorie séparément.

Nous présentons ci-dessous les résultats obtenus dans les tests de généralisation à 1 an et à 2 ans.

Tableau 12 : Résultats de la généralisation à 1 an

Nombre itérations	SSE		Défaillantes		Non défaillantes		Total	
	initiale	finale	nombre	%	nombre	%	nombre	%
10 000	191.48	0.15	16	61.54	15	55.56	31	58.49
10 000	23.33	1.20	11	42.31	21	77.78	32	60.38
10 000	147.42	0.37	15	57.69	15	55.56	30	56.60
10 000	17.93	0.68	17	65.38	13	48.15	30	56.60
10 000	53.47	1.68	11	42.31	20	74.07	31	58.49
10 000	26.83	1.73	15	57.69	16	59.26	31	58.49
10 000	33.28	1.50	13	50.00	14	51.85	27	50.94
10 000	156.74	0.68	16	61.54	10	37.04	26	49.06
10 000	35.93	1.91	14	53.85	19	70.37	33	62.26
10 000	322.31	0.42	18	69.23	13	48.15	31	58.49
Moyenne			14.60	56.15	15.60	57.78	30.20	56.98
Ecart type			2.24	8.63	3.29	12.19	2.04	3.85

Le test de généralisation à 1 an retrouve en moyenne 56.98 % soit plus de la moitié du nombre total d'entreprises égal à 53. Les résultats sont à peu près bien partagés entre les entreprises défaillantes et les entreprises non défaillantes.

Tableau 13 : Résultats de la généralisation à 2 ans

Nombre itérations	SSE		Défaillantes		Non défaillantes		Total	
	initiale	finale	nombre	%	nombre	%	nombre	%
10 000	411.73	0.59	10	52.63	9	47.37	19	50.00
10 000	20.42	0.06	8	42.11	14	73.68	22	57.89
10 000	19.27	0.05	12	63.16	11	57.89	23	60.53
10 000	28.87	0.27	12	63.16	9	47.37	21	55.26
10 000	411.73	0.59	10	52.63	9	47.37	19	50.00
10 000	136.93	0.01	12	63.16	7	36.84	19	50.00
10 000	323.87	0.05	12	63.16	11	57.89	23	60.53
10 000	20.42	0.06	8	42.11	14	73.68	22	57.89
10 000	18.32	0.06	11	57.89	9	47.37	20	52.63
10 000	28.87	0.27	12	63.16	9	47.37	21	55.26
Moyenne			10.70	56.32	10.20	53.68	20.90	55.00
Ecart type			1.55	8.17	2.18	11.48	1.51	3.98

Le test de généralisation à 2 ans donne des résultats sensiblement comparables à ceux qui ont été trouvés auparavant. Les entreprises sont affectées à leur catégorie à plus de 50 % avec une répartition égale entre les entreprises défaillantes et les entreprises non défaillantes.

## CONCLUSION

### L'intérêt de la recherche

Le premier intérêt de cette recherche est que la méthode de diagnostic financier que nous proposons a montré une réelle efficacité dans le cas étudié. Nous disposons de deux réseaux auxquels il suffit maintenant de présenter les ratios d'une entreprise pour obtenir un diagnostic de défaillance à un ou deux ans avec une probabilité satisfaisante.

Le second intérêt est dû au fait que le réseau utilisé est beaucoup plus performant en matière d'estimation qu'une simple fonction linéaire proposée par les méthodes de scoring. La troisième raison est que le réseau est constitué ad hoc. C'est un produit sur mesure, donc particulièrement adaptés au problème (Aurifeille, 1994). Le quatrième intérêt de ces réseaux est la possibilité de continuer l'apprentissage pratiquement sans limite. Si l'on dispose de nouvelles données, elles peuvent utilement compléter la base d'apprentissage et améliorer la convergence du réseau.

### Ses limites

Nonobstant les intérêts que nous venons de mentionner, notre recherche présente des limites. La première est que les deux réseaux ont été constitués et entraînés pour un type donné d'entreprises. La solution adaptée au problème n'est alors pas généralisable en l'état à l'ensemble des entreprises, quelle que soit leur taille. Il serait peut-être nécessaire d'élaborer un réseau par catégorie de firmes. La seconde limite réside dans l'opacité du réseau. On observe les résultats obtenus, mais on ne peut les expliquer, le réseau se présente comme une boîte noire et l'interprétation de son fonctionnement est difficile.

La limite majeure à notre recherche est inhérente à tout travail de pronostic et de diagnostic financier. Les variables utilisées ne sont que des indicateurs, les remèdes ne peuvent être apportés qu'en traitant les véritables problèmes, bien que ces variables soient indispensables pour les détecter.

### Et les perspectives

Nous avons fait une proposition en matière de pronostic de défaillance. Cette voie de recherche peut être approfondie et élargie. Approfondie par l'ouverture du réseau et la recherche des éléments explicatifs. Élargie soit en utilisant d'autres variables explicatives, soit par l'extension de la méthode à d'autres entreprises en adaptant le réseau en conséquence.

## REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- ASSELIN DE BEAUVILLE, J.P. et M. ZOLLINGER (1995), " Les réseaux de neurones artificiels, un apport potentiel aux études marketing ", *cahier de recherche 1995/6*, I.G.T.
- AURIFEILLE, J.M. (1994), " Réseaux de neurones et analyse des données en marketing ", *cahiers C.E.R.E.G.E.* n° 129, juin 1994, p. 42-46.
- AURIFEILLE, J.M. (1997), " Les démarches bio-mimétiques ", in *Encyclopédie de gestion et de management*, Paris, Dalloz.
- AURIFEILLE, J.M. et J. BERGMANN (1995), " Typologie prédictive : une approche bio-mimétique par réseau de neurones et algorithme génétique ", *Actes des 27èmes Journées de Statistiques, (ASU-SSF)*, Jouy en Josas, p. 43-48.
- AURIFEILLE, J.M. et C. DEISSENBERG (1997), *Biomimetic Approaches in Management Science*, Dordrecht, KLUWER, col. Computational Advances in Management Science.
- BELLETANTE, B. (1991), " Pour une approche des spécificités financières de la P.M.E. au travers du concept de territoire financier ", *Revue internationale P.M.E.*, vol. 4 (1), p. 49-79.
- BLANC, A. et B. SAVOYE (1992), " L'artisanat : une entreprise sur trois ", *La France des entreprises 1992, L'entreprise*, numéro spécial INSEE, p. 26-27.
- BONE, R., J.P. ASSELIN DE BEAUVILLE et M.ZOLLINGER (1996), " Les réseaux de neurones artificiels : un apport potentiel aux études marketing ", *Recherche et Applications en Marketing*, vol. 11, n° 2/96, p. 63-81.
- BURGESS, A.N. et S. PANDELIDAKI (1996), " Etude comparative des réseaux de neurones et de la régression logistique pour identifier les opportunités de vente croisée ", *Recherche et Application en Marketing*, vol. 11, n° 2/96, p. 5-15.
- BURLAUD, A., J.Y.EGLEM et P.MIKITA (1995), *Dictionnaire de gestion*, Paris, Foucher.

- BUTLER, C et M. CAUDILL (1993), *Understanding neural networks*, Vol. 1 Basic Networks, Cambridge (Mass), The M.I.T. Press, 4ème édition.
- CHARREAUX, G. (1985), “ Le dilemme des PME : ouvrir son capital ou s’endetter ”, *Revue française de gestion*, n° 50, p. 59-72.
- DAVALO, E. et P. NAIM (1993), *Des réseaux de neurones*, Paris, Eyrolles, 2ème édition.
- DEPALLENS, G. et J.P. JOBARD (1990), *Gestion financière de l’entreprise*, Paris, Sirey, 10 ème édition.
- HIRIGOYEN, G. (1988), “ La gestion financière dans les PME ”, *Les Cahiers français*, n° 234, p.47-49.
- JOBARD, J.P. (1989), “ Gestion financière à court terme ”, in JOFFRE P. et Y. SIMON, *Encyclopédie de gestion*, Paris, Economica, p. 1370-1395.
- JULIEN, P.A. et alii, (1994), *Les PME : bilan et perspectives*, Paris, Economica.
- LA REVUE FIDUCIAIRE COMPTABLE (1995a), “ Dépôt des comptes au greffe ”, n° 208, p. 7-11.
- LA REVUE FIDUCIAIRE COMPTABLE (1995b), “Une mesure du risque client : la fonction score AFDCC”, n° 211, p. 20-28.
- LEHMANN, P.J. (1993), “ Le financement de la transmission des PME ”, *Revue française de gestion*, n° 95, p. 116-121.
- LEVRATTO, N. (1990), “ Le financement des PME par les banques : contraintes des firmes et limites de la coopération ”, *Revue internationale PME*, vol. 2 (3), p. 193-213.
- MALECOT, J.F. (1997), “ Gestion financière de l’entreprise en difficulté ”, in JOFFRE P. et Y. SIMON, *Encyclopédie de gestion*, Paris, Economica, 2ème édition, p. 1548-1563.
- MARCHESNAY, M. (1993), “ PME, stratégie et recherche ”, *Revue française de gestion*, n° 95, p. 70-75.
- MARCHESNAY, M. (1997), “ Petite entreprise et entrepreneur ”, in JOFFRE P. et Y. SIMON, *Encyclopédie de gestion*, Paris, Economica, 2ème édition, p. 2209-2219.
- MARION, A. (1993), *Le diagnostic d’entreprise : cadre méthodologique*, Paris, Economica.
- MATRAY, L. (1992), “ L’impérieuse nécessité des fonds propres ”, *Revue d’économie financière*, n° 20, p. 3-27.
- RENDERS, J.M. (1995), *Algorithmes génétiques et réseaux de neurones*, Paris, Hermès.
- SAPORTA, B. (1989), “ Stratégie des petites et moyennes entreprises ”, in JOFFRE P. et Y. SIMON, *Encyclopédie de gestion*, Paris, Economica, p. 2729-2754.
- SAPORTA, B. (1992), “ Les PME-PMI face au marché unique européen ”, *Revue française de gestion*, n° 89, p. 5-16.
- TILMONT, D. (1997), *Les choix financiers des PME : un modèle fondé sur les caractéristiques psychologiques des dirigeants*, thèse de doctorat en sciences de gestion, université de la Réunion.
- VARELA, F.J. (1996), *Invitation aux sciences cognitives*, Paris, Seuil.