

L'EFFICACITÉ TECHNIQUE PEUT-ELLE CONTRIBUER A L'ÉVALUATION DU RISQUE D'INSOLVABILITÉ? LE CAS DES BANQUES COMMERCIALES EUROPÉENNES *

Gunther Capelle-Blancard[#] et Thierry Chauveau[§]

Première version : Mai 2002

Version révisée : Décembre 2002

Résumé : Dans cette étude nous proposons un indicateur avancé du risque d'insolvabilité des banques qui repose sur une analyse quantitative. Cet indicateur, de type **CAMELS**, combine six critères. Cinq d'entre eux sont estimés à l'aide de ratios comptables : la solvabilité (*Capital adequacy*), la qualité des actifs détenus (*Asset quality*), l'aptitude à réaliser des profits (*Earnings ability*), la trésorerie (*Liquidity position*) et la sensibilité au risque de marché (*Sensitivity to market risk*). Pour ce qui est du sixième critère, la qualité de gestion (*Management quality*), nous retenons comme proxy l'efficacité technique, obtenue par la méthode DEA (*Data Envelopment Analysis*). Notre indicateur avancé, fondé sur la combinaison de ces six variables, est alors appliqué aux banques commerciales européennes entre 1993 et 2000. Faute de disposer d'informations statistiques sur les faillites bancaires en Europe, nous avons recours à une analyse de type Gestion Actif-Passif (ALM, *Asset Liability Management*) pour identifier les banques en difficulté financière et tester ainsi les performances de notre indicateur. Cette approche repose sur une modélisation stochastique des postes du bilan et s'apparente aux méthodes utilisées dans les analyses du risque de crédit. L'apport de cette étude est donc triple. Elle permet d'abord de confirmer et d'approfondir l'estimation de l'efficacité technique des banques européennes. Elle offre ensuite une identification des banques en difficulté fondée sur la seule modélisation stochastique des postes du bilan. Enfin, elle propose de tester, pour la première fois sur un échantillon de banques européennes, les performances prédictives d'un indicateur avancé de faillite basé uniquement sur des données publiques.

Mots-clés : Systèmes bancaires européens, supervision prudentielle, risque de défaut, efficacité technique, DEA, ratings CAMELS.

Classification JEL : C53, G21, G28.

* Ce travail a été réalisé avec le soutien financier de la Fondation Banque de France pour la recherche en économie monétaire, financière et bancaire que nous remercions. Nos remerciements vont également à Marie-Joe Bousaid, Jézabel Couppey et Catherine Refait. Nous assumons bien sûr l'entière responsabilité des erreurs qui pourraient subsister.

[#] TEAM, Université Paris 1 *Panthéon-Sorbonne* & CNRS. 106-112 Bd de l'Hôpital 75647 Cedex 13 Paris, France, Tel: 33 (0)1 44 07 82 71, Email: gunther.capelle-blancard@univ-paris1.fr.

[§] TEAM, Université Paris 1 *Panthéon-Sorbonne* & CNRS. 106-112 Bd de l'Hôpital 75647 Cedex 13 Paris, France, Tel: 33 (0)1 44 07 82 68, Email: chauveau@univ-paris1.fr.

CAN TECHNICAL EFFICIENCY IMPROVE DEFAULT RISK FORECASTS? EMPIRICAL EVIDENCE FROM EUROPEAN COMMERCIAL BANKS

Executive summary

This article examines the potential contribution to bank supervision of a model designed to include an off-site proxy of the management quality based only on publicly available financial information. For quantifying banks' managerial quality, we use, following Barr, Seiford and Siems (1994) and Barr and Siems (1997), the concept of technical efficiency (*Data Envelopment Analysis, DEA*).

The relevance of our early warning system depends to some extent on its accuracy in predicting which banks will have their solvency degraded. Because bank failures have been rare in Europe during the last decade, in order to assess our model we have to compute a theoretical probability of failure. In this paper we choose to identify which bank are most likely to have financial problems in future periods via an Asset Liability Management (ALM) method, which is an alternative to multivariate models such as multiple discriminant analysis or neural networks. The method is based on corporate bond valuation models. We suppose that the dynamics for the total assets and the total liabilities can be described by geometric Brownian motions. The probability of insolvency – i.e. the probability that net worth is negative – is then estimated and analysed as the probability of default.

Then, we test the ability of our off-site early warning system to predict degradation of solvency of the main European commercial banks from 1993 to 2000. We show that proxies for **C**apital adequacy, **A**sset quality, **M**anagement quality, **E**arnings ability, **L**iquidity and **S**ensitivity to market risk do a good job of identifying the banks that are likely to have their solvency degraded in the future : they contain useful information and are virtually costless to compute. Nevertheless, the model do less well in predicting degradation of solvency of banks in Europe than in United States. Thus, our model may certainly be used by the financial and banking supervision authority as an indicator of the need for prompt intervention, but should not be considered as a substitute for the current surveillance framework.

Keywords: European banking systems, bank supervision, default risk, technical efficiency, DEA, early warning models, off-site surveillance, CAMELS ratings.

JEL Classification: C53, G21, G28.

L'EFFICACITE TECHNIQUE PEUT-ELLE CONTRIBUER A L'EVALUATION DU RISQUE D'INSOLVABILITE ? LE CAS DES BANQUES COMMERCIALES EUROPEENNES

Introduction

Pour surveiller les conditions dans lesquelles s'exerce l'activité des institutions financières, les autorités monétaires ont aujourd'hui à leur disposition un large éventail d'outils (voir Tableau 1).¹ Ces instruments vont de l'examen qualitatif des banques au cas par cas (« *on-site examination* ») au suivi d'informations purement statistiques (« *off-site examination* »).

L'indicateur de santé financière des banques le plus connu, sinon le plus ancien, est l'indicateur CAMEL(S) utilisé depuis le début des années 1980 par les trois autorités américaines de supervision bancaire que sont la Réserve Fédérale, la FDIC et l'OCC. L'acronyme CAMEL(S) fait référence aux cinq (six) critères qui sont pris en considération lors de l'attribution, à chaque banque, d'une note : le *rating*. Ces six critères sont : la solvabilité (*Capital adequacy*), la qualité des actifs détenus (*Asset quality*), la qualité de la gestion (*Management quality*), l'aptitude à réaliser des profits (*Earnings ability*), la trésorerie (*Liquidity position*) et la sensibilité au risque de marché (*Sensitivity to market risk*).² En pratique, à l'issue du passage d'un examinateur mandaté par les autorités de supervision (passage prévu longtemps à l'avance), chacun des critères est noté sur une échelle de 1 à 5 (1 étant la meilleure note). Ces notes servent ensuite à construire un indicateur composite, qui reste dans tous les cas, strictement confidentiel.³

Les autorités en charge de la supervision du secteur bancaire disposent également de procédures quantitatives fondées sur la seule analyse de ratios comptables. Un rapport récent, commandé par la *Bank for International Settlement* (BIS) et le comité de Bâle sur la supervision des activités bancaires (Sahajwala et Van den Bergh, 2000), révèle par ailleurs que les autorités accordent de plus en plus d'importance aux procédures formelles d'estimation du risque de défaut. Ces systèmes n'ont plus pour seul but de dresser un bilan de santé de la banque à un moment donné (*monitoring systems*) ; ils fournissent également des indicateurs avancés d'insolvabilité (*early warning systems*).

Cette évolution, encouragée par les autorités de supervision internationales (BIS, 1988, 1999), a démarré aux Etats-Unis au début des années 1990 ; elle a atteint les principaux pays européens à la fin de la décennie. En témoignent, par exemple, le système SEER de la Réserve Fédérale américaine, le système SCOR développé par la FDIC, ou encore les systèmes SAABA en France et TRAM en Grande-Bretagne. L'idée est, dans tous les cas, d'identifier les institutions financières en difficulté, dès les premiers signes avant-coureurs.

¹ Pour ce qui est des avantages et des inconvénients de la supervision sur la réglementation bancaire, voir Barth, Caprio et Levine (2000) et Bliss et Flannery (2000).

² Cette sixième variable n'est venue s'ajouter aux précédentes qu'en 1997. De fait, à notre connaissance, aucune étude ne l'intègre comme variable explicative. Lorsqu'il est question de ces études, nous font donc référence au modèle CAMEL.

³ Aux Etats-Unis, entre 4 000 et 9 000 examens complets ont eu lieu chaque année entre 1989 et 1995 ; par ailleurs les banques sont, pour la plupart, examinées chaque année, même si pour quelques unes le dernier examen peut remonter à 4 ans ou plus (Hirtle et Lopez, 1999).

Le principal avantage de ces indicateurs avancés réside dans leur faible coût de mise en œuvre : ils ne requièrent aucune visite de l'établissement; ils peuvent être appliqués systématiquement à l'ensemble des institutions du secteur ; ils permettent, enfin, de contrôler les banques « en continu » et, par conséquent, de réagir promptement lorsque la situation de l'une d'elles se détériore.⁴

Les modèles de prévision du risque de défaut des banques font, par ailleurs, l'objet de nombreuses recherches académiques aux Etats-Unis, par la Réserve Fédérale ou par la FDIC. L'ambition de ces études est, évidemment, d'améliorer les performances prédictives de ces indicateurs.

Une première voie de recherche consiste simplement à enrichir l'approche CAMEL *standard* en ajoutant, aux ratios comptables propres à la banque considérée, d'autres variables, qualitatives ou quantitatives, censées représenter, par exemple, les conditions économiques locales (Pantalone et Platt, 1987; Laviola, Reedtz et Trapanese, 1999). Un autre prolongement possible consiste à incorporer des indicateurs de l'état de certains marchés (Flannery, 1998). Ceux-là peuvent être calculés à partir des taux d'intérêt (Morgan et Stiroh, 1999 ; Jagtiani, Kaufman et Lemieux, 2000), des indices boursiers (Berger, Davies, et Flannery, 2000 ; Kho, Lee et Stulz, 2000 ; Curry, Elmer et Fissel, 2001, Krainer et Lopez, 2002), voire du prix des options (Swidler et Wilcox, 2002).⁵

Nous retenons, dans cette étude, une approche différente : nous examinons dans quelle mesure l'efficacité technique peut contribuer à améliorer l'évaluation du risque d'insolvabilité. En effet, parmi les cinq critères retenus habituellement pour construire un indicateur avancé de faillite, de type CAMEL (ou autre), quatre seulement – à savoir la solvabilité, la qualité des actifs détenus, l'aptitude à réaliser des profits et la trésorerie – peuvent être estimés à l'aide de ratios comptables. Ce n'est pas le cas de la qualité de gestion qui n'est souvent appréhendée qu'à partir de jugements qualitatifs émanant d'analystes. Les autorités de contrôle se contentent aussi, le plus souvent, d'utiliser les variables **C, A, E, L**.⁶ L'omission de la troisième variable **M** est d'autant plus dommageable qu'on s'accorde, depuis fort longtemps, sur l'idée que la qualité de la gestion contribue significativement à réduire le risque de faillite de la banque (Secrist, 1938). Un compte-rendu du séminaire des banques centrales du G10 en 2000 concluait d'ailleurs de la manière suivante (Logan, 2000) :

" Central banks and supervisory agencies in a number of countries have had some success in developing early warning systems that provide some indication of banks at risk of developing financial problems. However, (...) they were better at predicting problems in small domestically orientated banks and could not predict failures arising from management deficiencies or systems and controls failures which would have to be assessed

⁴ Cole et Gunther (1998) montrent, sur la période 1988-1992, que les prévisions de faillite des banques américaines obtenues uniquement à partir de données publiques, sont plus fiables que celles obtenues par le système CAMEL dès lors que le dernier examen remonte au semestre précédent. Pour autant, la question n'est pas de savoir si ces indicateurs ont vocation à se substituer à l'analyse de terrain. En pratique, les deux modes de contrôle (*off-site* et *on-site*) sont complémentaires. Barker et Holdsworth (1993), De Young, Flannery, Lang et Sorescu (1998), Hirtle et Lopez (1999) et Wheelock et Wilson (1999) rapportent, d'ailleurs, qu'au-delà des informations publiquement disponibles, les ratings de type CAMEL ont un pouvoir prédictif significatif sur les faillites bancaires aux Etats-Unis. Les systèmes quantitatifs ont ainsi, et surtout, pour objet de guider l'action des autorités de tutelle dans la mesure où ils permettent aux examinateurs de concentrer leurs efforts sur les banques affichant les moins bons résultats.

⁵ Par ailleurs, s'agissant de la discipline exercée par le marché sur les banques, voir Ederington et Goh (1998) et Jackson et Perraudin (2002).

⁶ C'est précisément le cas de la FDIC, mais il en est de même dans les autres pays (*cf.* Tableau 6 *infra*). Précisons à ce propos que si le système CAMEL(S) est, à proprement parlé, un système *on-site* (*cf.* discussion *supra*), l'acronyme sert aussi à désigner les modèles quantitatifs qui reposent sur les mêmes critères et sont, par définition, *off-site*.

qualitatively. The benefits that could be derived from accurate early warning systems in terms of helping to focus supervisory and crisis management effort make it likely that development will continue."⁷

A l'instar de Barr, Seiford et Siems (1994) et de Barr et Siems (1997), nous utilisons donc, dans cette étude, en plus des ratios comptables standards, l'efficacité technique mesurée par la méthode DEA (*Data Envelopment Analysis*) comme *proxy* de la qualité de gestion de la banque pour construire un indicateur de santé financière des banques commerciales européennes. La période retenue s'étend de 1993 à 2000.⁸ Cette approche se heurte toutefois à une difficulté majeure : l'obtention de données fiables et suffisamment nombreuses sur les banques ayant fait faillite en Europe. L'analyse discriminante généralement retenue pour valider les modèles de prévisions de faillite, et qui distingue deux échantillons de banques (les défaillantes et les non-défaillantes), s'est donc avérée inutilisable.

Faute de disposer d'informations statistiques sur les faillites bancaires en Europe, nous avons recours dans cette étude à une analyse de type Gestion Actif-Passif (ALM, *Asset Liability Management*) pour identifier les banques dont la santé financière se dégrade, et tester ainsi les performances de notre indicateur avancé. Il s'agit d'une modélisation stochastique des postes du bilan qui s'apparente au modèle de Merton (1974) –utilisé dans les analyses du risque de crédit du type KMV⁹–, mais qui constitue, en réalité, une variante de l'approche de Janssen (1992), développée pour l'analyse du risque de défaut des compagnies d'assurance.

L'apport de cette étude est donc triple. Il permet d'abord d'évaluer l'efficacité technique des banques européennes. L'estimation de frontières de production supranationales est, depuis peu, l'objet de nombreuses études, mais aucune d'entre elles ne porte sur un si grand nombre de pays européens (17) et une si longue période (8 ans). Cette étude fournit, ensuite, une mesure du risque d'insolvabilité des banques fondée sur la seule modélisation stochastique des postes du bilan. Enfin, elle propose, pour un échantillon de banques européennes, de tester les performances prédictives d'un indicateur avancé de faillite basé uniquement sur des données publiques.

Le plan de cette étude est le suivant. Dans une première section, nous discutons de la façon d'évaluer l'efficacité technique des banques. La deuxième section est consacrée à la procédure d'identification des banques en difficulté et à la méthode d'évaluation des risques d'insolvabilité à la Janssen (modélisation stochastique des postes du bilan). La troisième section présente les résultats obtenus en matière d'efficacité technique par les banques commerciales européennes. Le résultat du partitionnement des banques en deux échantillons (banques en difficulté et échantillon témoin) est présenté et commenté dans la quatrième section. Enfin, nous testons dans la cinquième section les performances empiriques de notre indicateur avancé de faillite.

⁷ Cette assertion semble aussi faire l'unanimité chez les praticiens : "*Management factors generally explain why one bank survives while another fails when facing almost identical circumstances*" (Bovenzi et Nejezchleb, 1985) ; "*It is the management of the bank that determines success or failure*" (Pantalone et Platt, 1987) ; "*(...) management incompetence in its broad sense is a major cause of bank failure*" (Looney, Wansley et Lane, 1989), "*the ultimate determinant of whether or not a bank fails is the ability of its management to operate the institution efficiently and to evaluate and manage risk*" (Seballos et Thompson, 1990).

⁸ Nous avons eu recours à la base de données *Bankscope* qui fournit des séries annuelles sur les principales banques dans le monde. Pour ce qui est des banques européennes, en 1991, 1992 et 2001 les séries ne sont renseignées que très partiellement. Par ailleurs, il n'y a pratiquement aucune série de périodicité trimestrielle. Pour les banques américaines la situation est un peu meilleure.

⁹ KMV est une société créée par McQuown, Kealhofer et Vasicek. Elle élabore des outils d'estimation du risque de crédit principalement destinés aux créanciers (banques et compagnies d'assurance). Cf. www.kmv.com.

Tableau 1 :
Principaux systèmes de supervision du secteur bancaire

Pays	Autorité de supervision	Système	Date de mise en service	Caractéristique du système
Allemagne	German Federal Supervisory Office	BAKIS (<i>BAKred Information System</i>)	1997	Analyse des ratios comptables
France	Commission Bancaire	ORAP (<i>Organisation and Reinforcement of Preventive Action</i>)	1997	Off-site rating
		SAABA (<i>Système d'Aide à l'Analyse Bancaire</i>)	1997	Système d'alerte – Calcul des pertes attendues. Horizon =3 ans. Fréquence semestrielle.
Italie	Banca d'Italia	PATROL	1993	Off-site rating
		<i>Early Warning System</i>	A venir	Système d'alerte – Calcul la proba. de faillite et son échéance
Pays-Bas	De Nederlandsche Bank	RAST (<i>Risk Analysis Support Tool</i>)	1999	Analyse des risques
		<i>Observation System</i>	A venir	Analyse des ratios comptables
Grande-Bretagne	Financial Service Authority	RATE (<i>Risk Assessment, Tools and Evaluation</i>)	1998	Analyse des risques
	Bank of England	TRAM (<i>Trigger Ratio Adjustment Mechanism</i>)	A venir	Système d'alerte
Etats-Unis	FRS, FDIC, OCC	CAMEL(S)	1980 (1997)	On-site rating
	FRS (<i>Federal Reserve System</i>)	<i>Individual Bank Monitoring Screens</i>	1980	Analyse des ratios comptables
		<i>SEER (System for Estimating Exam Rating)</i>	1993	Système d'alerte – Rating
		<i>SEER (System for Estimating Exam Risk Rank)</i>	1993	Système d'alerte – Calcul la proba. de faillite Horizon =2 ans. Fréquence trimestrielle.
	FDIC (<i>Federal Deposit Insurance Corporation</i>)	CAEL	1985 Revu en 1999	Off-site rating
		<i>GMS (Growth Monitoring System)</i>	~ 1985	Système d'alerte. Horizon =4-5 ans. Fréquence trimestrielle.
		SCOR (<i>Statistical CAMELS Off-site Rating</i>)	1995	Système d'alerte – Anticipe la dégradation du rating CAMELS
OCC (<i>Office of the Comptroller of the Currency</i>)	<i>Bank Calculator</i>	A venir	Système d'alerte – Calcul la proba. de faillite. Horizon = 1-3 ans. Fréquence annuelle.	

1. Comment mesurer l'efficacité technique des institutions financières ?

Malgré l'abondance des articles consacrés à la mesure de l'efficacité technique (ou efficacité productive) des institutions financières, il n'existe, à l'heure actuelle, aucun consensus sur la méthode à utiliser. Aussi convient-il de justifier le choix effectué avant de décrire succinctement la technique de l'enveloppement de données (*Data Envelopment Analysis, DEA*).

1.1. Méthodes paramétriques ou méthodes non-paramétriques ?

Koopmans (1951) fut le premier à proposer une définition formelle de l'efficacité technique : un producteur est techniquement efficace si l'augmentation de n'importe quel output requiert la diminution d'au moins un autre output ou l'accroissement d'au moins un input, et si une réduction de n'importe quel input requiert l'élévation d'au moins un autre input ou la réduction d'au moins un output. Autrement dit, une entreprise techniquement efficace doit se situer à la frontière de son ensemble de production.

Un programme de production ne doit pas, néanmoins, être retenu au seul motif qu'il est techniquement efficace : rien ne garantit, en effet, que l'entreprise qui le met en œuvre effectue un profit maximum. Le profit ne dépend pas uniquement des quantités de biens ou de services vendus ou achetés ; il dépend aussi des prix prévalant sur les marchés (des biens produits, des consommations intermédiaires et des facteurs de production). L'entreprise doit choisir en conséquence son programme de production.

L'efficacité allocative traduit, dans ces conditions, l'habileté des dirigeants à choisir parmi les programmes de production techniquement efficaces, celui qui lui assure le profit le plus élevé, ou si l'on préfère, l'habileté à choisir les inputs dans des proportions optimales. C'est à Farrell (1957) que l'on doit cette distinction entre efficacité technique et efficacité allocative. En définitive, l'efficacité implique à la fois l'efficacité technique et l'efficacité allocative.

Deux sortes de méthodes peuvent être utilisées pour estimer la frontière de l'ensemble de production et pour évaluer l'efficacité d'un groupe d'entreprises : les paramétriques et les non-paramétriques.

- L'approche paramétrique, suppose que l'on sache spécifier correctement la fonction de production, de coût ou de profit, qui peut être de type Cobb-Douglas, Translog (Kwan et Eisenbeis, 1997) ou Fourier (Altunbas, Gardener, Molyneux et Moore, 2001). La frontière de l'ensemble de production ainsi définie peut alors prendre trois formes : celle d'une « frontière stochastique » (*stochastic frontier*), celle d'une « frontière épaisse » (*thick frontier*) ou celle d'une « frontière libre » (*distribution-free frontier*). Celle-ci est alors estimée à partir des données de l'échantillon par une méthode du maximum de vraisemblance.
- L'approche non-paramétrique remonte à la publication des articles d'Aigner, Lovell et Schmidt (1977) et de Charnes, Cooper et Rhodes (1978). Il s'agit d'une analyse par enveloppement des données (*Data Envelopment Analysis, DEA*) qui ne nécessite aucune hypothèse sur la forme de la fonction de production, de la fonction de coût, ou de profit ; elle fait simplement appel à la programmation linéaire. Cette méthode est donc particulièrement adaptée à la mesure de l'efficacité relative des firmes quand plusieurs inputs sont utilisés pour produire plusieurs outputs et, mieux encore, elle la rend possible quand la technique de production est incertaine ou inconnue. Elle est, par conséquent,

particulièrement intéressante dans le cas des banques ou des institutions financières. Son principal inconvénient est toutefois qu'elle est sensible aux erreurs de mesures.

Les deux types d'approche diffèrent également par le concept d'efficacité retenu : les méthodes paramétriques font généralement référence à l'efficacité économique, qui résulte de la conjonction de l'efficacité technique et de l'efficacité allocative, alors que la méthode d'enveloppement des données s'applique le plus souvent à la seule efficacité technique.¹⁰ Or, c'est bien l'efficacité technique que nous cherchons ici à mesurer dans la mesure où les prix de certains inputs et de certains outputs bancaires ne sont pas forcément des prix d'équilibre (problèmes réglementaires, faiblesse de la concurrence en prix, etc.) ; ils sont, de plus, difficiles à estimer.

Cela étant, Berger et Humphrey (1997) montrent que les approches paramétriques et non paramétriques aboutissent à des mesures relativement proches de l'efficacité technique moyenne des banques (lorsqu'elles retiennent le même concept d'efficacité). Pour l'ensemble des études appliquées aux institutions financières qu'ils recensent, ils indiquent que l'efficacité technique moyenne est évaluée à 76% dans le cadre des approches paramétriques et à 75% dans le cadre des approches non paramétriques.

1.2 Méthodologie de l'enveloppement des données

L'analyse par enveloppement des données a d'abord été utilisée pour divers secteurs de l'industrie (Charnes, Cooper et Rhodes, 1978 ; Banker, Charnes et Copper, 1984). Son application aux institutions financières, et plus spécifiquement aux banques, date du milieu des années 1980 ; l'article de Sherman et Gold (1985) est généralement considéré comme la première étude appliquant cette méthode au secteur bancaire. Les contributions se sont ensuite rapidement multipliées. Berger et Humphrey (1997), dans une revue très fournie de la littérature, recensent cinquante-cinq applications de l'analyse par enveloppement des données à la banque.¹¹

L'analyse par enveloppement des données est fondée sur la programmation linéaire. C'est une « méthode du point extrême ». En d'autres termes, comme le rappellent Seiford et Thrall (1990), elle détermine une frontière au sommet des observations plutôt qu'un plan de régression en leur centre.¹² Plus précisément, elle consiste à chercher pour chaque producteur (ou « *Decision Making Unit* », DMU) s'il existe un autre producteur qui le surclasse au sens de Koopmans : celui-ci est « meilleur » que le producteur initial auquel il est comparé, s'il produit une plus grande quantité d'outputs à quantité d'inputs donnée, ou si, à quantité d'outputs donnée, il utilise une quantité moindre d'inputs. Ce « meilleur » producteur, s'il existe, est alors caractérisé par des quantités d'inputs et d'outputs qui sont solutions du programme linéaire d'optimisation suivant (*cf.* Chauveau et Coupepy, 2000) :

¹⁰ Lorsque les données de prix sont disponibles, rien n'empêche toutefois d'appliquer une méthode non-paramétrique telle que la DEA à la mesure de l'efficacité économique (Bauer, Berger, Ferrier, Humphrey, 1998).

¹¹ Si on considère non plus seulement les banques mais l'ensemble des institutions financières, 130 études environ sont à dénombrer. Voir également Cooper, Seiford et Tone (1999).

¹² Cette frontière est linéaire si on raisonne en termes de rendements constants, ou bien concave si on raisonne en termes de rendements d'échelle variables.

Min Θ

$$\text{tel que } \begin{cases} Y\lambda \geq Y_0 \\ X\lambda \leq \Theta X_0 \\ \lambda \geq 0 \end{cases} \Leftrightarrow \begin{cases} Y\lambda - s = Y_0 \\ X\lambda + e = \Theta X_0 \\ \lambda \geq 0 \\ s, e \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

où :

- λ désigne le vecteur des poids des $n-1$ autres producteurs utilisés pour construire le producteur virtuel.
- Y_0 et X_0 désignent respectivement les vecteurs d'outputs et d'inputs du producteur analysé.
- $Y\lambda$ et $X\lambda$ correspondent respectivement aux vecteurs d'outputs et d'inputs du producteur virtuel.
- Θ correspond à l'efficacité technique du producteur considéré.
- s désigne le vecteur des quantités d'outputs manquant pour parvenir à l'optimum, c'est-à-dire au vecteur d'outputs du producteur virtuel, et e désigne le vecteur des quantités d'inputs en excédent par rapport au vecteur d'inputs du producteur virtuel.

La première contrainte exprime que le producteur virtuel doit produire au moins autant que le producteur analysé. La seconde contrainte implique que la quantité d'inputs utilisée par le producteur virtuel n'excède pas celle du producteur analysé.

Le producteur analysé est efficace si et seulement si $Y_0 = \lambda Y$ et $X_0 = \lambda X$, c'est-à-dire si s et e sont nuls. Dans le cas contraire, le producteur analysé est inefficace et ne deviendrait efficace qu'en diminuant proportionnellement ses inputs d'une quantité e (vecteur) à quantités d'outputs données, ce que permet de déterminer le programme ci-dessus ; ou bien en augmentant proportionnellement ses outputs d'une quantité s (vecteur) à quantités d'inputs données, ce que permettrait un programme équivalent s'attachant à l'efficacité outputs.¹³ Dans le programme précédent correspondant à une orientation input, on en déduit aisément que l'efficacité technique Θ du producteur considéré est égale à 1 lorsqu'il est efficace, c'est-à-dire lorsque e est nul. En revanche si e est positif alors Θ devient inférieur à l'unité.

Le point de coordonnées $(\tilde{Y}, \tilde{X}) = (\sum_{j=1}^n \lambda_j Y_j, \sum_{j=1}^n \lambda_j X_j) = (Y_0 + s, X_0 - e)$ correspond à la projection du point (Y_0, X_0) sur la frontière efficace. Il s'interprète comme une combinaison linéaire des quantités respectives d'outputs et d'inputs des autres producteurs (ou unités de production). Bien entendu, si le producteur analysé est efficace alors les points (\tilde{Y}, \tilde{X}) et (Y_0, X_0) sont confondus. Dans ce cas, en effet, la combinaison productive du producteur analysé constitue un point de la frontière efficiente.

¹³ Notons à cet effet que l'analyse, précisément parce qu'elle est fondée sur des programmes linéarisés, est concentrée soit sur l'efficacité en termes d'inputs, soit sur l'efficacité en termes d'outputs. Dans le premier cas, les modèles sont dits « orientés inputs » ; on s'intéresse alors à l'inefficacité en termes d'excès d'inputs. Dans le second cas, on parle d'une « orientation outputs » ; l'inefficacité est appréhendée par l'insuffisance d'outputs.

2. Comment discriminer les banques en difficulté ?

2.1. La problématique

Faute de disposer d'informations statistiques sur les faillites bancaires en Europe, nous faisons appel dans cette étude à une analyse de type Gestion Actif-Passif (ALM, *Asset Liability Management*) pour identifier les banques dont la santé financière se dégrade. Plus précisément, nous procédons en deux étapes. Nous commençons par calculer, pour chaque banque, un risque d'insolvabilité comptable qui repose sur une méthode de modélisation stochastique des postes du bilan. Cette approche s'apparente à celle de Merton (1974)¹⁴ utilisée dans les analyses du risque de crédit du type KMV. Il s'agit, plus précisément, d'une variante de l'approche de Janssen (1992), développée pour l'analyse du risque de défaut des compagnies d'assurance. Cette approche nous sert, en fait, à discriminer, parmi notre échantillon de banques, celles en difficulté. Nous ne retenons pas pour cela le niveau absolu du risque d'insolvabilité, mais les variations des probabilités d'une période à l'autre. La mesure du risque d'insolvabilité repose, en effet, sur la définition d'un niveau de faillite arbitraire (*cf. infra* paramètre a_0) qui ne prend pas véritablement en compte les spécificités du secteur bancaire.¹⁵ En revanche les variations, d'une période à l'autre, des probabilités à la Janssen nous renseignent sur les banques dont la solvabilité se dégrade, autrement dit, sur celles qui doivent faire l'objet d'un examen prioritaire.

2.2. La méthode

Supposons que l'actif total, c'est-à-dire la valeur de la firme $V(t)$, et le passif net des fonds propres, c'est-à-dire l'endettement total $D(t)$ suivent des processus browniens géométriques, *a priori* dépendants. L'actif $V(t)$ et l'endettement total $D(t)$ vérifient alors respectivement les équations différentielles stochastiques suivantes :

$$dV(t) = \mu_V V dt + \sigma_V V dW_V \quad \text{avec} \quad V(0) = V_0 \quad (2)$$

$$dD(t) = \mu_D D dt + \sigma_D D dW_D \quad \text{avec} \quad D(0) = D_0 \quad (3)$$

où W_V et W_D sont des processus de Wiener standards unidimensionnels, μ_V et μ_D sont les tendances de l'actif et de l'endettement total de la firme et σ_V et σ_D représentent leur volatilité respective.

Soit $W = (W(t), t \geq 0)$ le processus de Wiener standard bidimensionnel tel que $W(t) = (W_V(t), W_D(t))$. Il vérifie l'équation suivante :

$$E[dW(t)dW(t)'] = \Sigma dt \quad \text{avec} \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 1 & \varphi \\ \varphi & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

Les logarithmes de la valeur de la banque et de son endettement total ont donc une tendance (*trend*) linéaire à laquelle se superpose un processus aléatoire d'espérance nulle.

L'insolvabilité se caractérise par une valeur totale de l'actif insuffisante pour combler l'ensemble des dettes, c'est-à-dire par des fonds propres négatifs. Si nous notons $a(t)$ le logarithme du rapport entre l'actif et l'endettement total alors l'insolvabilité survient la première fois que $a(t)$ devient inférieur à zéro.

¹⁴ La raison pour laquelle nous n'avons pas utilisé la méthode de Merton est qu'elle ne peut s'appliquer qu'aux seules sociétés cotées.

¹⁵ Le niveau des probabilités de défaut donne néanmoins de bons résultats dans le cas des sociétés non financières (Refait, 2000).

Le lemme de Ito permet d'établir que $a(t)$ est solution de l'équation différentielle stochastique : $da = \mu dt + \sigma d\bar{W}$ avec $a(0) = a_0 = \ln(V_0 / D_0)$ où \bar{W} est un processus de Wiener standard fonction de $W_V(t)$ et $W_D(t)$; a_0 est la valeur initiale de $a(t)$. L'équation précédente se réécrit donc : $a(t) = a_0 + \mu t + \sigma \bar{W}(t)$ et la tendance μ et la volatilité σ du processus $a(t)$ vérifient alors :

$$\mu = \mu_V - \mu_D - (\sigma_V^2 - \sigma_D^2) / 2 \quad (5)$$

$$\sigma^2 = \sigma_V^2 + \sigma_D^2 - 2\rho(\sigma_V \sigma_D) \quad (6)$$

Nous désirons connaître le risque d'insolvabilité π de la banque à un horizon T ($T \geq t_0$). Plus explicitement, π est la probabilité que les fonds propres soient négatifs ou nuls à une date $\tau \in [t_0; T]$. L'instant auquel survient l'éventuelle insolvabilité, noté τ , se définit par : $\tau = \inf\{t / a(t) \leq 0, t \geq t_0\}$. La variable τ peut s'analyser comme le temps d'arrêt du processus $a(t)$ sur l'intervalle $]-\infty; 0]$. Rappelons que le temps d'arrêt d'un processus $x(t)$ sur un intervalle I est le premier instant t pour lequel on a $x(t) \in I$.

Soient $G(\tau, a_0, t_0)$ la fonction de distribution de τ et $g(\tau, a_0, t_0)$ sa fonction de densité.¹⁶ $G(T, a_0, t_0)$ exprime la probabilité que le temps d'arrêt τ soit survenu avant la date T , c'est-à-dire la probabilité d'insolvabilité à un horizon T . La résolution de l'équation différentielle de Kolmogorov – que vérifie la fonction de densité de tout processus de Wiener – permet d'établir que la probabilité que les fonds propres soient négatifs ou nuls avant la date T est :

$$\pi = N\left(\frac{-a_0 - \mu(T - t_0)}{\sigma\sqrt{T - t_0}}\right) + \exp\left(\frac{-2a_0\mu}{\sigma^2}\right) N\left(\frac{-a_0 + \mu(T - t_0)}{\sigma\sqrt{T - t_0}}\right) \quad (7)$$

où $N(\cdot)$ exprime la fonction de répartition de la loi normale centrée réduite. Le risque d'insolvabilité d'une banque dépend négativement de la tendance μ du processus suivi par le logarithme du ratio actif total sur passif net, c'est-à-dire de l'espérance de ses accroissements instantanés. En revanche, le risque s'accroît avec la variance σ des accroissements instantanés de $a(t)$.

Le risque d'insolvabilité est enfin corrélé négativement avec la valeur initiale a_0 du ratio actif total sur fonds propres et positivement avec l'horizon temporel considéré T . Soulignons que lorsque la tendance du processus suivi par le logarithme du ratio actif total sur passif net est négative ou nulle, alors l'insolvabilité est certaine à un horizon infini ($\pi = 1$).

¹⁶ $G(\tau, a_0, t_0)$ n'est pas une fonction de répartition au sens strict car sa valeur à l'infini n'est égale à l'unité que si l'insolvabilité est certaine à un horizon temporel infini. Elle est inférieure à l'unité si l'insolvabilité est incertaine pour cet horizon.

3. Résultats de l'application de la DEA aux banques commerciales européennes

3.1. L'efficacité technique des banques opérant en Europe

La mesure de l'efficacité technique ou allocative de banques opérant dans des pays différents ne date, en fait, que de la fin des années 1990 (Allen et Rai, 1996 ; Pastor, Perez et Quesada, 1997 ; Chaffai et Dietsch, 1998 ; Altunbas et Chakravarty, 1998 ; Dietsch et Lozano Vivas, 2000 ; Altunbas, Gardener, Molyneux et Moore, 2001 ; Bikker, 2001 ; Lozano-Vivas, Pastor et Hasan, 2001 ; Lozano-Vivas, Pastor et Pastor, 2002 ; Maudos, Pastor, Pérez et Quesada, 2002 ; Pastor et Serrano, 2002a, 2002b). Le Tableau 2 recense, pour quelques études récentes, le classement, l'efficacité technique et le nombre de banques par pays. Quelles que soient l'approche et la méthode retenue, les mesures d'efficacité technique qui ressortent de ces études sont assez à la fois dispersées et peu homogènes.

L'efficacité technique moyenne des banques opérant en Europe varie très fortement d'une étude à l'autre. Les différences s'expliquent surtout par le nombre de banques considérées et la nature de celles-ci. Toutes choses égales par ailleurs, l'efficacité moyenne est d'autant plus faible que le nombre de banques de l'échantillon est important. Ainsi, l'efficacité moyenne est de 17% et 38% respectivement pour Altunbas et al. (2001) et Bicker (2001) pour des échantillons composés, dans les deux cas, de plus de 3 000 banques. Ensuite, toujours toutes choses égales par ailleurs, l'efficacité moyenne est plus faible lorsqu'il s'agit des seules banques commerciales ; c'est le cas par exemple pour Lozano-Vivas et al. (2001).¹⁷

De cette comparaison, il ressort aussi qu'aucun système bancaire n'apparaît unanimement efficace ou inefficace. Ainsi, par exemple, les banques luxembourgeoises sont classées en première position par Altunbas et al. (2001), Bikker (2001) et Lozano-Vivas et al. (2001), mais seulement septièmes par Maudos et al. (2002). Les banques italiennes sont classées dernières ou avant-dernières par Altunbas et al. (2001), Chaffai et Dietsch (1998) et Maudos et al. (2002), mais deuxième par exemple par Pastor et Serrano (2002a).

Afin de disposer des mesures d'efficacité technique de toutes les banques de notre échantillon, nous procédons à nos propres estimations. Les données ainsi que la combinaison productive retenue sont présentées dans les deux sous-sections suivantes.

¹⁷ Ce que nous avons également pu vérifier, avant de ne retenir que les banques commerciales.

Tableau 2
L'efficacité technique des banques opérant en Europe

	Chaffai & Dietsch (1998)			Altunbas et al. (2001)			Bicker (2001)			Lozano-Vivas et al. (2001)			Maudos et al. (2002)			Pastor & Serano (2002)			
Méthode	SFA			SFA			SFA			DEA			DFA (0%)			DFA (0%)			
Période	1992-1996			1989-1997 ^{a)}						1993			1993-1996			1993-1997			
Echantillon	Bq. Moyennes			nd.			nd.			Bq. commerciales			Actif > 1 Mds USD			Actif > 1 Mds USD			
	rang	effi ^{b)}	nb	rang	effi	nb	rang	effi	nb	rang	effi	nb	rang	effi	nb	rang	effi	nb	
Autriche	2	0,88	nd.	12	0,18	81							1	0,54	38	2	0,55	306	
Allemagne	5	0,83	nd.	14	0,13	1 588	4	0,42	1 661	4	0,26	203	2	0,52	349	2	0,55	18	
Belgique	7	0,76	nd.	2	0,32	67	2	0,43	66	2	0,42	24	3	0,50	27	6	0,52	68	
Danemark	6	0,77	nd.	11	0,19	88				8	0,19	29							
Espagne	11	0,58	nd.	8	0,23	146	8	0,24	135	9	0,18	28	3	0,50	81				
Finland				4	0,29	12							10	0,41	1	1	0,60	77	
France	8	0,70	nd.	7	0,24	328	7	0,26	359	6	0,24	150	8	0,46	142				
Grèce				8	0,23	24													
Irlande				2	0,32	26											5	0,53	78
Italie	10	0,62	nd.	15	0,12	313	6	0,27	320	5	0,25	26	9	0,45	126	2	0,55	40	
Luxemb.	3	0,87	nd.	1	0,33	119	1	0,56	89	1	0,49	68	7	0,48	48				
Norvège																			
Pays-Bas	1	0,98	nd.	8	0,23	48		0,38	43	3	0,37	22				7	0,48	9	
Portugal	9	0,66	nd.	6	0,28	40				10	0,15	17	5	0,50	10				
R.-U.	4	0,86	nd.	4	0,29	120	5	0,29	115	7	0,22	45	6	0,49	10				
Suède				13	0,16	17													
Suisse							2	0,43	297										
Ensemble		0,78	655		0,17	3 017		0,38	3 085		0,28	612		0,49	832		0,55	596	

Notes : DFA : *Distribution Free Approach* ; SFA: *Stochastic Frontier Approach* ; DEA : *Data Envelopment Analysis*.

a) Seuls les résultats pour 1993 sont reportés.

b) Résultats tronquées à 10%

3.2. Présentation de l'échantillon

La banque de données Bankscope (*International Bank Credit Analysis Ltd.*) fournit des statistiques annuelles relatives à des banques appartenant à des pays du monde entier : Etats-Unis, Japon, pays européens, etc. Les séries sont disponibles sur une période de dix années (1991-2000). Elles ne sont vraiment bien renseignées que pour 1993 à 2000.

Deux critères de sélection ont été utilisés pour constituer notre échantillon de banques européennes : la nature de la banque et la disponibilité des données. Par souci d'homogénéité, seules les banques commerciales ont été retenues. Par ailleurs, nous ne considérons que les banques pour lesquelles nous disposons de données pendant au moins 5 ans (1993-1997). Nous excluons également les banques pour lesquelles les données sont mal renseignées (fonds propres négatifs par exemple).

L'échantillon ainsi constitué comporte 697 banques ayant leur siège dans dix-sept pays européens : Allemagne (134), Autriche (4), Belgique (31), Danemark (18), Espagne (24), Finlande (2), France (163), Grèce, (16) Irlande (1), Italie (81), Luxembourg (50), Pays-Bas (17), Norvège (11), Portugal (8), Suède (8) , Suisse (49) et Royaume-Uni (24). Quelques statistiques descriptives (actif total, profit brut, fonds propres, etc.) sont proposées en Annexe pour 1997. On y trouve également, pour chaque pays, des statistiques issues de la base de données OCDE sur le nombre de banques, le nombre de succursales et le nombre de salariés en 1999 (Tableau 1A). Sur la base des données recueillies en 1999, notre échantillon comprend environ un quart des banques commerciales en Europe (sur la période 1993-1997, le taux de représentativité est de l'ordre de 40%). Le pays le mieux représenté est la Norvège (9 banques sur 13, soit 69%), suivi de l'Allemagne (95 banques sur 203, soit 47%). Deux autres pays sont représentés à hauteur de plus de 30% : il s'agit de la France et de la Suède.

La taille moyenne d'une banque varie significativement d'un pays à l'autre dans notre échantillon (Tableau 2A). Elle est la plus faible au Danemark (3 milliards d'euros) et la plus élevée en Suède, aux Pays-Bas et au Royaume-Uni (45 milliards d'euros). Viennent ensuite, par ordre décroissant, l'Irlande, la Belgique, l'Allemagne, la Suisse et l'Espagne, dont la taille moyenne est, dans notre échantillon, supérieure à la moyenne européenne (19,5 milliards d'euros), puis l'Autriche, l'Italie, le Portugal, la France, la Grèce, la Norvège, le Luxembourg et la Finlande. On note sinon une plus grande dispersion (ratio écart-type/moyenne) pour les grands pays comme la France (40/12) ou l'Allemagne (84/29). Dans l'ensemble, les considérations qui ont été développées pour la taille des banques – hétérogénéité et dispersion – s'appliquent aux autres variables retenues pour caractériser la frontière de production (Immobilisations, Dépenses de personnel, Autres dépenses, Autres financements, Prêts, Investissement en actions, Autres actifs rémunérés, Dépôts, Commissions liées aux opérations de hors-bilan ; cf. section suivante). Aucune autre tendance ne se dessine. Prises unes à une ces variables ne permettent pas de dresser un bilan rigoureux de la performance des banques retenues dans notre échantillon. C'est d'ailleurs, en partie, ce qui justifie l'utilisation de la technique de l'enveloppement de données.

L'examen de certains ratios comptables permet toutefois, dès à présent, de relever quelques faits saillants (Tableaux 2A). Le ratio de solvabilité fonds propres sur actif total est relativement homogène entre banque et entre pays. Il varie en moyenne entre 2,89% en Belgique et 6,00% en Norvège. A l'inverse l'indicateur de profitabilité profit brut sur total actif diffère fortement d'un pays à l'autre. Alors qu'il est de 1,14% en Norvège, il n'est que de 0,18% en Italie. Notons que systématiquement, lorsque ce ratio dépasse les 1%, le ratio de solvabilité précédent dépasse les 4% (c'est le cas du Danemark, de la Grèce, de l'Irlande, de la Norvège et du Royaume-Uni). La réciproque n'en est pas moins fautive : les banques italiennes par exemple, dont la profitabilité est la moins bonne en Europe, ont un ratio de solvabilité bien meilleur que la moyenne européenne. Par

ailleurs, les pays pour lesquels les banques sont les plus profitables sont également ceux pour lesquels le rapport des provisions pour créances douteuses sur l'actif total est le plus élevé. C'est le cas du Danemark par exemple pour qui ce ratio atteint 1,86% (avec toutefois un écart-type élevé).

3.2. La combinaison productive retenue

Dans le prolongement de Chauveau et Couppey (2000), on retient pour caractériser l'activité des banques cinq outputs : crédits, investissements risqués, autres emplois rémunérés, dépôts de la clientèle et Commissions liées aux opérations de hors-bilan. La production de ces cinq outputs nécessite l'emploi de quatre inputs : immobilisations, salaires, autres dépenses et emprunts auprès des autres banques ou sur le marché financier. Nous retenons l'approche de la « production », qui considère les dépôts bancaires comme outputs et non comme inputs, contrairement à l'approche de « l'intermédiation ». Toutes les données que nous retenons sont néanmoins exprimées en valeur (milliards d'euros) et non en volume. Pour faciliter les comparaisons, ces variables sont exprimées en pourcentage de l'actif total dans les Tableaux 3A et 4A.

3.3 Les résultats obtenus

Les résultats de l'estimation non paramétrique de l'efficacité technique des banques commerciales européennes sont synthétisés dans le Tableau 3.¹⁸ Pour chaque pays, nous rapportons de 1993 et 2000, le nombre de banques retenues, l'efficacité moyenne, l'efficacité médiane et l'écart-type. Globalement, nos résultats confirment et étendent (à une plus longue période et à davantage de pays) ceux obtenus récemment (*cf. supra*) : les mesures d'efficacité technique que nous obtenons par la méthode DEA sont peu élevées et plutôt dispersées.

Pour l'ensemble des banques considérées, l'efficacité technique moyenne s'établit autour de 40%, avec un minimum de 39% en 1996 et un maximum de 46% en 1998. Théoriquement, cela signifie que les banques commerciales européennes pourraient, en moyenne, augmenter leurs outputs d'environ 55% avec la même quantité d'inputs. Ces résultats sont du même ordre de grandeur que ceux généralement obtenus (*cf. infra*).¹⁹ En fait, le faible niveau d'efficacité est lié, pour l'essentiel, au caractère hétérogène de l'échantillon.²⁰ Pour ce qui est des comparaisons internationales, il importe aussi de se concentrer davantage sur la mesure ordinale de l'efficacité que sur sa mesure cardinale.

¹⁸ Nous avons également calculé les efficacités techniques nationales des dix-sept pays. Les deux méthodes conduisent à des résultats assez proches quand il s'agit de classer les banques d'un pays déterminé (test de bon classement ou test de Wilcoxon). Mais pour beaucoup de petits pays, cette évaluation n'est pas significative au motif que le nombre de banques est trop restreint. L'évaluation des efficacités techniques a par ailleurs été effectuée pour les banques d'épargne et banques coopératives et pour 1991-1992. Les résultats sont disponibles auprès des auteurs.

¹⁹ Alors qu'elle apparaît théoriquement inhérente à la production de services bancaires, la présence d'économies d'échelle ou d'économies de gamme est, de la même manière, faiblement corroborée par l'analyse empirique. Berger, Humphrey et Smith (1993) proposent une synthèse des études américaines portant sur la recherche d'économies d'échelle et de gamme, lesquelles apparaissent mineures. Les études françaises (Muldur et Sassenou, 1993, par exemple) soulignent également l'existence d'économies d'échelle au mieux locales, c'est-à-dire propres à certains segments d'activité, mais non globales.

²⁰ Plus les banques sont nombreuses, plus la dispersion (et donc les écarts de performance) s'élève et moins l'efficacité moyenne est importante. On retrouve ce problème dans pratiquement toutes les études consacrées à la mesure de l'efficacité technique.

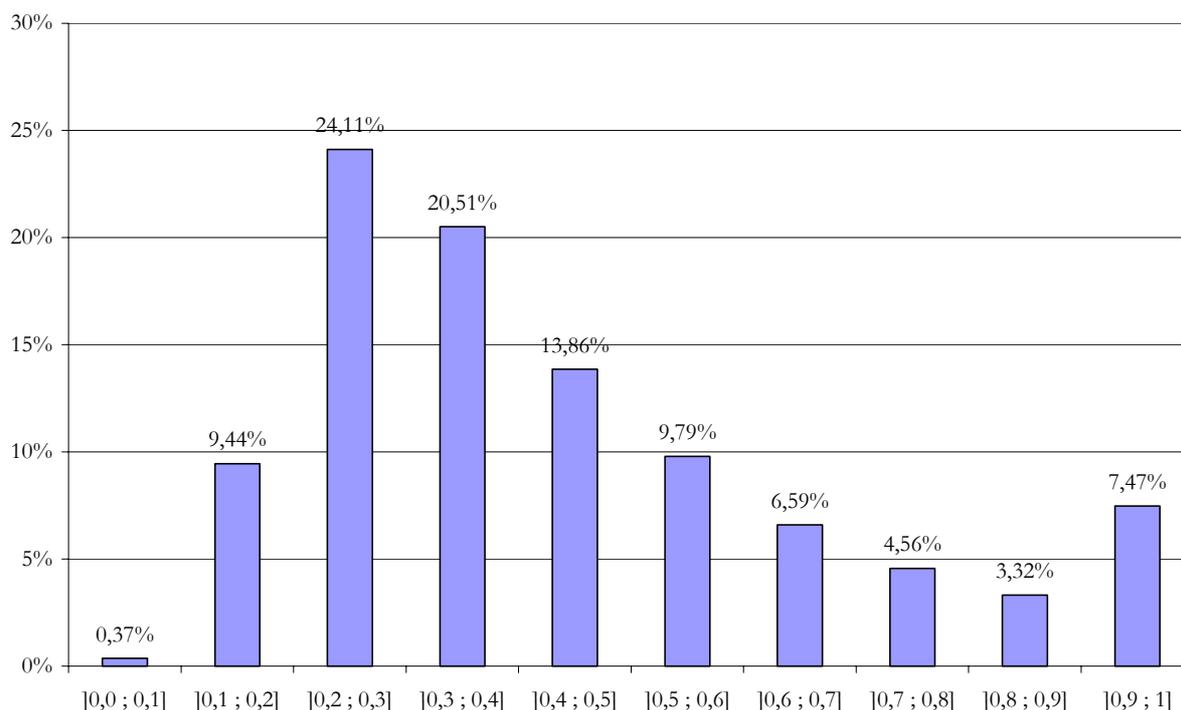
Tableau 3
Efficacité technique des banques commerciales européennes

	2000	1999	1998	1997	1996	1995	1994	1993
Allemagne								
Nb	80	95	104	123	132	133	134	134
Moyenne	0,40	0,48	0,52	0,44	0,42	0,43	0,48	0,47
Médiane	0,34	0,40	0,45	0,41	0,39	0,39	0,45	0,45
Ecart-type	0,21	0,23	0,22	0,18	0,18	0,19	0,18	0,19
Autriche								
Nb	2	2	2	3	4	4	4	4
Moyenne	0,42	0,71	0,52	0,46	0,39	0,41	0,53	0,42
Médiane				0,47	0,39	0,40	0,53	0,36
Ecart-type	0,04	0,40	0,02	0,07	0,08	0,09	0,16	0,18
Belgique								
Nb	17	18	22	29	31	31	31	30
Moyenne	0,46	0,47	0,52	0,45	0,47	0,50	0,55	0,46
Médiane	0,35	0,39	0,45	0,37	0,36	0,41	0,51	0,41
Ecart-type	0,25	0,23	0,22	0,21	0,22	0,23	0,21	0,21
Danemark								
Nb	12	15	15	17	18	18	17	18
Moyenne	0,45	0,55	0,59	0,53	0,53	0,52	0,51	0,54
Médiane	0,34	0,51	0,60	0,45	0,53	0,49	0,46	0,51
Ecart-type	0,23	0,22	0,21	0,20	0,22	0,20	0,16	0,24
Espagne								
Nb	17	18	20	23	24	24	24	24
Moyenne	0,42	0,39	0,44	0,33	0,29	0,29	0,34	0,25
Médiane	0,30	0,31	0,36	0,27	0,26	0,26	0,33	0,24
Ecart-type	0,24	0,22	0,24	0,16	0,14	0,09	0,08	0,07
Finlande								
Nb	1	2	2	2	2	2	2	2
Moyenne	-	0,56	0,57	0,54	0,42	0,40	0,46	0,41
Ecart-type	-	0,14	0,08	0,04	0,11	0,05	0,01	0,08
France								
Nb	91	110	127	134	163	163	159	163
Moyenne	0,35	0,36	0,41	0,38	0,36	0,36	0,39	0,36
Médiane	0,30	0,32	0,35	0,32	0,30	0,29	0,34	0,31
Ecart-type	0,21	0,19	0,22	0,22	0,22	0,22	0,18	0,19
Grèce								
Nb	7	9	13	16	16	16	16	16
Moyenne	0,27	0,42	0,45	0,39	0,32	0,31	0,37	0,26
Médiane	0,26	0,35	0,41	0,34	0,28	0,26	0,32	0,24
Ecart-type	0,10	0,24	0,10	0,18	0,13	0,14	0,14	0,11
Irlande								
Nb	1	1	1	1	1	1	1	1
Moyenne	0,38	0,41	0,53	0,51	0,31	0,30	0,48	0,30

	2000	1999	1998	1997	1996	1995	1994	1993
Italie								
Nb	49	58	64	74	80	80	81	81
Moyenne	0,31	0,29	0,30	0,26	0,22	0,24	0,32	0,26
Médiane	0,25	0,25	0,27	0,23	0,20	0,22	0,29	0,23
Ecart-type	0,19	0,17	0,14	0,14	0,09	0,12	0,12	0,13
Luxembourg								
Nb	33	39	43	48	48	50	49	47
Moyenne	0,63	0,71	0,66	0,65	0,64	0,64	0,69	0,70
Médiane	0,65	0,71	0,62	0,65	0,64	0,58	0,68	0,70
Ecart-type	0,23	0,24	0,22	0,21	0,19	0,21	0,18	0,19
Norvège								
Nb	6	9	9	9	11	11	11	11
Moyenne	0,44	0,52	0,64	0,60	0,63	0,67	0,69	0,57
Médiane	0,41	0,51	0,62	0,59	0,60	0,62	0,69	0,60
Ecart-type	0,05	0,06	0,11	0,09	0,08	0,15	0,06	0,13
Pays-Bas								
Nb	9	11	11	14	18	17	17	17
Moyenne	0,53	0,51	0,56	0,52	0,57	0,54	0,60	0,56
Médiane	0,43	0,41	0,50	0,40	0,48	0,40	0,52	0,46
Ecart-type	0,29	0,28	0,26	0,24	0,23	0,23	0,22	0,21
Portugal								
Nb	4	7	7	8	8	8	8	8
Moyenne	0,37	0,38	0,38	0,33	0,32	0,31	0,29	0,25
Médiane	0,34	0,34	0,35	0,31	0,30	0,27	0,27	0,26
Ecart-type	0,08	0,15	0,16	0,09	0,09	0,10	0,08	0,07
Suède								
Nb	5	6	6	6	7	8	8	8
Moyenne	0,44	0,62	0,64	0,51	0,45	0,49	0,56	0,52
Médiane	0,49	0,57	0,61	0,48	0,44	0,41	0,48	0,52
Ecart-type	0,13	0,29	0,25	0,10	0,11	0,24	0,20	0,26
Suisse								
Nb	38	40	40	46	49	49	49	49
Moyenne	0,34	0,38	0,39	0,33	0,34	0,34	0,40	0,35
Médiane	0,26	0,26	0,29	0,24	0,28	0,27	0,33	0,28
Ecart-type	0,23	0,26	0,27	0,24	0,24	0,23	0,24	0,22
Royaume-Uni								
Nb	11	15	18	23	23	24	23	24
Moyenne	0,42	0,41	0,48	0,40	0,37	0,43	0,47	0,44
Médiane	0,39	0,34	0,44	0,32	0,34	0,36	0,42	0,39
Ecart-type	0,23	0,26	0,27	0,24	0,24	0,23	0,24	0,22
Ensemble des pays européens								
Nb	383	455	504	576	635	639	634	637
Moyenne	0,40	0,44	0,46	0,41	0,39	0,40	0,45	0,42
Médiane	0,32	0,36	0,40	0,35	0,33	0,33	0,40	0,35
Ecart-type	0,23	0,24	0,24	0,22	0,22	0,22	0,21	0,23

Sur la période, un quart des banques ont une efficacité comprise entre 20% et 30%, presque la moitié ont une efficacité comprise entre 20% et 40 %, et les deux tiers ont une efficacité comprise entre 10% et 50 %. Hormis pour le Luxembourg et la Suède en 2000 et le Danemark en 1998, la médiane est systématiquement inférieure à la moyenne, signe que peu de banques sont vraiment inefficaces. D'ailleurs on constate, Figure 1, que moins d'1% des banques commerciales européennes ont une efficacité inférieure à 10%, alors que plus de 7% d'entre elles ont une efficacité supérieure à 90%.

Figure 1 : Histogramme par classes de l'efficacité technique des banques commerciales européennes entre 1993 et 2000.



Pour ce qui est des résultats à l'échelle nationale de 1993 et 2000, l'efficacité moyenne des banques varie entre 22% (l'Italie en 1996) et 71% (l'Autriche et le Luxembourg en 1999). En revanche, dans l'ensemble (excepté lorsque le nombre de banque est très faible) l'écart-type est plutôt comparable d'un système bancaire à l'autre. Sur la période, les mesures d'efficacité les plus élevées sont atteintes par le Luxembourg, les Pays Scandinaves (Norvège, Finlande, Danemark, Suède) et les Pays-Bas. A l'inverse, les banques au Portugal et en Grèce jusqu'au milieu des années 1990 et en Italie sur toute la période sont caractérisées par des scores d'efficacité technique relativement faibles. Les grands pays tels que l'Allemagne, le Royaume-Uni, la France ou l'Espagne obtiennent des résultats intermédiaires, quoique dans les deux derniers cas, souvent inférieurs à la moyenne européenne.

Cette étude n'a pas pour objectif d'examiner les déterminants de l'efficacité technique des banques commerciales implantées en Europe. Notons juste que les banques des six pays qui obtiennent les meilleurs résultats ont également, en moyenne, un ratio de profitabilité supérieur à la moyenne européenne et un ratio de solvabilité élevé (hormis le Luxembourg). A l'inverse, les banques

italiennes, classées dernières pour ce qui est de l'efficacité technique, accusent aussi le ratio de profitabilité le plus faible.²¹

Globalement, donc, nos résultats semblent tout à fait confirmer les différences organisationnelles et/ou structurelles entre les pays. Dans la mesure où, en outre, nos résultats sont conformes à ceux obtenus par d'autres auteurs et d'autres méthodes, il paraît donc raisonnable de s'appuyer sur ces mesures d'efficacité. Mais avant d'utiliser l'efficacité technique pour composer un indicateur de faillite des banques commerciales en Europe, il nous faut trouver un moyen de discriminer parmi les banques, celles dont la santé financière se dégrade.

4. Résultats de la procédure d'identification des banques en difficulté

La spécificité du secteur bancaire est telle que très peu de banques en Europe ont fait faillite sur la décennie 1990-2000.²² En outre, la trentaine de banques commerciales identifiées par Bankscope comme ayant fait faillite, sont insuffisamment renseignées.²³ De fait, la méthode traditionnelle qui fait appel à une analyse discriminante pour identifier les banques en faillite n'a pu être utilisée. Comme le remarque Gilbert et al. (2000), cette situation ne doit pas, pour autant, être un frein aux recherches visant à améliorer les performances des indicateurs avancés. La validation de notre indicateur de faillite passe donc par l'identification préalable des banques en difficulté : seront considérées en difficulté financière les banques pour lesquelles le risque d'insolvabilité à la Janssen augmente.

4.1. Résultats de l'estimation du risque d'insolvabilité à la Janssen

Les risques d'insolvabilité des banques commerciales européennes pour 1998, 1999 et 2000, sont obtenus à partir d'une modélisation stochastique des postes du bilan à la Janssen.²⁴ Les résultats sont présentés dans le Tableau 4. Les paramètres de tendance (μ) et d'écart-type (σ) sont estimés sur la période 1993-1997. Nous avons retenu un horizon de 2 ans et la constante a_0 est égale aux fonds propres au départ de la période d'étude (1993).²⁵ Dans ce tableau sont rapportés, d'une part, les caractéristiques statistiques des probabilités obtenues (moyenne, médiane, minimum, maximum et écart-type) et, d'autre part, le nombre de banques dont le risque d'insolvabilité est situé dans l'une ou l'autre des trois fourchettes : $[0,0-0,1]$, $[0,1-0,5]$ et $[0,5-1,0]$. Le nombre total de banques retenu pour l'évaluation constitue le dernier item.

Le risque d'insolvabilité à la Janssen des banques commerciales européennes est en moyenne très faible sur la période, de l'ordre de 3%. La très grande majorité (92,7%) des probabilités obtenues sont en effet inférieures à 10%. Il existe toutefois une vingtaine de banques dont le risque d'insolvabilité est compris entre 10 et 50%, et une dizaine de banques dont le risque d'insolvabilité est supérieur à 50%. On remarquera par ailleurs que les résultats obtenus sont assez voisins d'une année sur l'autre, ce qui est normal compte tenu du caractère récursif de la méthode employée.

²¹ Notons, par ailleurs, que pour les six pays pour lesquels l'efficacité technique est la plus élevée (Luxembourg, Norvège, Finlande, Danemark, Suède et Pays-Bas), le nombre d'employés par succursales est plutôt supérieur à la moyenne européenne, signe, *a priori*, de l'existence d'économies d'échelle ou de gammes (source OCDE 2001 ; cf. Tableau 1A).

²² C'est le cas également aux Etats-Unis sur la même période.

²³ Une analyse descriptive synthétique de ces banques est proposée en Annexe.

²⁴ Nous avons également utilisé une variante de la méthode précédente en utilisant comme définition du défaut l'occurrence de recettes cumulées inférieures aux dépenses correspondantes. Le cumul s'effectue à partir de la situation nette de la banque en début de période (1993), identifiée aux fonds propres. Une telle méthode conduit à des résultats proches des précédents.

²⁵ Pour une discussion approfondie on pourra se reporter à Refait (2000).

Le risque d'insolvabilité moyen peut sembler élevé eu égard au nombre de faillites réellement observé sur la période. Rappelons toutefois que l'insolvabilité se caractérise dans notre modèle par une valeur totale de l'actif insuffisante pour combler l'ensemble des dettes, c'est-à-dire par des fonds propres négatifs. Cette définition purement comptable a bien sûr ses limites. Le secteur bancaire est un secteur tout à fait particulier. En raison de la possibilité de défaillances en chaîne (risque systémique), les pouvoirs publics peuvent être amenés à intervenir pour soutenir certaines banques en difficulté.²⁶ C'est d'ailleurs la raison pour laquelle, de fait, on ne peut exclure la possibilité de trouver des probabilités proches (voire égales à 1) pour certaines banques qui n'ont pourtant pas officiellement déposé le bilan.

Tableau 4
Evaluation des risques d'insolvabilité à la Janssen

	2000	1999	1998
Nb. de banques	417	494	551
<i>Moyenne</i>	0,03	0,03	0,04
<i>Médiane</i>	0,00	0,00	0,00
<i>Ecart-type</i>	0,12	0,13	0,14
$0,0 \leq Prob \leq 0,1$	389	456	511
$0,1 < Prob \leq 0,5$	20	27	24
$0,5 < Prob \leq 1$	8	11	16

Le risque d'insolvabilité est obtenu à partir d'une modélisation stochastique des postes du bilan à la Janssen. L'horizon est de 2 ans et la constante a_0 est égale aux fonds propres en 1993. Les paramètres μ et σ sont estimés sur la période 1993-1997. L'échantillon est composé de banques commerciales européennes.

4.2. Identification des banques en difficulté

Dans la section suivante, nous ne nous concentrerons pas sur les niveaux absolus des risques d'insolvabilité à la Janssen. La raison est, rappelons-le, que cette méthode repose sur la définition d'un niveau arbitraire de faillite et ne prend donc pas véritablement en compte les spécificités du secteur bancaire. Cette mesure nous sert en fait à déceler les banques en difficulté : les banques en difficulté sont celles dont le risque d'insolvabilité augmente. Il s'agit bien là des banques à examiner en priorité (*cf.* Gilbert et al., 2000).

On identifie ainsi un premier échantillon composé de 744 observations de banques dont la probabilité d'insolvabilité à la Janssen ne s'est pas dégradée en 1999 et en 2000 et un second composé de 69 observations pour lesquelles cette même probabilité a, au contraire, augmenté en 1999 ou en 2000.

²⁶ Les répercussions économiques engendrées par les faillites bancaires font l'objet de très nombreux travaux. Voir, entre autre, Bernanke (1983), Aglietta (1996), Freixas, Giannini, Hoggarth et Soussa (2000), Freixas, Parigi et Rochet (2000), Jackson et Perraudin (2002).

5. Performances empiriques d'un indicateur avancé de faillite qui intègre l'efficacité technique

5.1. Caractéristiques et évaluation des principaux modèles de prévisions de faillite

Un indicateur avancé de faillite (*early-warning model*) peut se définir simplement comme une procédure systématique de partition des banques en deux catégories : les saines et celles en difficulté. Deux des qualités essentielles de ces indicateurs sont la simplicité de mise en œuvre et leur faible coût. Ces deux contraintes sont généralement satisfaites par le recours à des données comptables. Il s'agit donc le plus souvent de méthodes statistiques *off-site*. L'intérêt de tels indicateurs est, en effet, de pouvoir s'appliquer en continu et au plus grand nombre, avec comme objectif d'identifier les institutions financières en difficulté, dès les premiers signes avant-coureurs.

L'utilisation de ratios comptables par les autorités de surveillance remonte au début du siècle dernier (Mitchell, 1909). Les premiers articles testant la capacité prédictive de tels indicateurs sont apparus à la fin des années 1960 pour ce qui est des faillites d'entreprises (Beaver, 1966 ; Altman, 1968) et au début des années 1970 pour ce qui est des faillites bancaires (Meyer et Pifer, 1970 ; Hanweck, 1977 ; Martin, 1977 ; Santomero et Vinso, 1977 ; Bovenzi, Marino et McFadden, 1983). Ce mouvement s'est poursuivi ensuite sous l'impulsion des autorités de supervision américaines et a conduit à l'élaboration de systèmes d'alerte basés sur des procédures formelles et « *forward looking* » (Pantalone et Platt, 1987 ; Barr, Seiford et Siems, 1994 ; Barr et Siems, 1997 ; Estrella, Park et Peristiani, 2000 ; Gilbert, Meyer et Vaughan, 2000). Les résultats des principales études menées à ce jour sont synthétisés dans le Tableau 5.

Les études reprennent, pour la plupart, la même décomposition que celle dressée par le modèle CAMEL(S).²⁷ Dans toutes les études, un ou plusieurs ratios comptables rendent compte de la solvabilité de la banque (*Capital adequacy*), de la qualité des actifs détenus (*Asset quality*), de l'aptitude à réaliser des profits (*Earnings ability*) et de la situation de trésorerie (*Liquidity position*). Par ailleurs, Barr, Seiford et Siems (1994) et Barr et Siems (1997) ont introduit l'efficacité technique comme proxy de la qualité de gestion (*Management quality*).²⁸ Enfin, signalons qu'aucune étude à notre connaissance n'utilise de ratios comptables pour approcher la sensibilité des banques au risque de marché (*Sensitivity to market risk*), introduite en 1997. A ces variables s'ajoutent parfois des déterminants liés aux conditions économiques locales.

Ces études diffèrent quant à l'échantillon, la période et la variable indépendante. Toutes les études citées ne portent que sur les Etats-Unis.²⁹ Pourtant, de nouvelles procédures de supervision se mettent aujourd'hui en place en Europe (Tableau 1). Ensuite, très peu d'études portent sur des données récentes. Le problème tient, en fait, au faible nombre de faillites bancaires durant la décennie 1990. Ce problème oblige d'ailleurs Gilbert et al. (2000) à recourir à une procédure de validation différente de celle de leurs prédécesseurs. En effet, jusque là les études testaient l'aptitude de tel ou tel indicateur à identifier les banques qui vont faire faillite. Gilbert et al. (2000) proposent, eux, d'examiner la capacité de leur indicateur à prévoir les banques qui subiront, à un horizon d'un ou deux ans, une dégradation de leur rating CAMEL. Face au même problème (le peu de faillites

²⁷ Le système CAMEL(S) nécessite, rappelons-le, un examen particulier pour chaque banque (système *on-site*).

²⁸ Signalons en outre que, Berger et De Young (1997) montrent, dans le cadre d'un modèle de causalité à la Granger, que l'efficacité technique pouvait constituer un bon indicateur de la dégradation à venir de la qualité des prêts. Kwan et Eisenbeis (1997) rapportent également que le risque, l'efficacité et le degré de capitalisation des banques sont simultanément déterminés (voir aussi Altunbas, Liu, Molyneux et Seth, 2000).

²⁹ González-Hermosillo, Pazarbasioglu et Billings (1997) sont les seules, à notre connaissance, à s'intéresser à des banques installés en dehors des Etats-Unis, en l'occurrence, au Mexique.

bancaires), mais ne disposant d'aucun rating CAMEL(S) (il s'agit de banques européennes), nous avons recours à une méthode proche, quoique différente, puisque nous identifions les banques en difficulté comme celles dont le risque d'insolvabilité à la Janssen augmente.

Tableau 5
Les déterminants des modèles de prévision de faillites bancaires

Auteurs	Martin (1977)	Hanweck (1977)	Pantalone & Platt (1987)	Barr <i>et al.</i> (1994)	Estrella <i>et al.</i> (2000)	Gilbert <i>et al.</i> (2000)
Modèle	Logit	Probit	Logit	Probit	Logit	Probit
Période	1970-1976	1973-1975	1983-1984	1984-1989	1989-1993 ^{a)}	1991-1996 ^{a)}
Echantillon : {ND ; D}	5 648 ; 58	177 ; 32	226 ; 113	445 ; 294	11 431 ; 42	
Pays	Etats-Unis	Etats-Unis	Etats-Unis	Etats-Unis	Etats-Unis	Etats-Unis
Variable dichotomique dépendante	Insolvabilité	Insolvabilité	Insolvabilité	Faillite horizon 1an	Faillite horizon 1an	Dégradation CAMEL
Constante	-5.33***	-4.14**	-0.01	5.13***	0.05	0.599
Solvabilité						
Fonds propres / actif total		14.86	-11.79***		2.49	
Fonds propres / revenu brut					-7.87***	
Fonds propres / actif total pondéré					-2.07	
Capital brut / actifs risqués	-35.63***					
Prêts / fonds propres		0.26***				
Prêts / actif total			7.71***			
Fonds propres / total des prêts				-9.69***		
Richesse nette / actif total						-0.087***
Actifs financiers (<i>book</i>) / actif total						-0.037***
Actifs immobiliers / actif total						0.241***
Qualité des actifs détenus						
Créances douteuses / actif total				17.80***		
Créances douteuses (90j)/actif total						0.614***
Créances douteuses (30j)/actif total						0.238***
Qualité de la gestion						
Efficacité DEA				-7.76***		
Capacité à générer des profits						
Revenu net / actif total	-120.86***	-69.49***	-71.39***	-22.06***		-0.375***
Variation revenu net / actif total		-0.01				
Variation de l'actif total		-1.18				
Charge-offs brut / revenu net	2.20***					
Trésorerie						
Larges dépôts / actif total				5.89***		
Prêts commerciaux / total des prêts	7.89***		3.72***			
Prêts commerciaux / actif total						0.025***
Prêts résidentiels / actif total						-0.004
Dépôts à terme / actif total						0.041***
Autres						
Conditions économiques locales			0.10	-2.70***		
Taille: log(actifs)		0.02				-0.291***

*, ** et *** : significatif au seuil de 10%, 5% et 1%. **En gras** : le signe est celui attendu. a) Seuls les résultats pour 1993 sont reportés.

5.2. Procédure de validation

Notre indicateur avancé de faillite repose sur six critères qui renvoient, en fait, à chacune des variables CAMELS. Le choix du modèle CAMELS comme modèle de référence, au dépend donc des systèmes européens (PATROL, SAABA, etc.), n'a que très peu d'influence sur nos résultats. Les six variables en question sont, en effet, quasi-systématiquement représentées (*cf.* Tableau 6)

Tableau 6
Les critères retenus par les autorités de supervision bancaire

	Solvabilité	Qualité des actifs	Qualité de gestion	Aptitude aux profits	Trésorerie	Sensibilité aux risques de marché	Environnement économique	Autres
Supervision Générale								
CAMELS	oui	oui	oui	oui	oui	oui	–	–
CAEL	oui	oui	–	oui	oui	–	–	–
PATROL	oui	oui	oui	oui	oui	–	–	–
ORAP	oui	oui	oui	oui	oui	oui	–	–
Analyse des ratios comptables								
IBMS	oui	oui	–	oui	oui	–	–	oui
BAKIS	oui	oui	–	oui	oui	oui	–	–
Obs. System	oui	oui	–	oui	oui	–	oui	oui
Analyse des risques								
RAST	–	oui	oui	–	oui	oui	–	oui
RATE	oui	oui	oui	oui	oui	oui	–	oui
Early Warning Systems – Estimation des ratings								
SEER Rating	oui	oui	oui	oui	oui	–	–	oui
SCOR	oui	oui	–	oui	oui	–	–	–
Early Warning Systems – Estimation des probabilités de faillite								
SAABA	oui	oui	oui	oui	oui	–	–	–
SEER	oui	oui	–	oui	oui	–	–	–
GMS	oui	oui	–	–	oui	–	–	–
Bank Calcul.	oui	oui	–	oui	oui	–	oui	oui

Si dans le modèle CAMELS les six variables sont obtenues après un examen qualitatif des banques, dans cette étude nous ne nous basons que sur des variables comptables. Les six variables sont alors définies de la manière suivante :

$$1 \text{ Solvabilité (Capital adequacy) = FONDOS PROPRES / TOTAL DES PRETS}$$

- 2 Qualité des actifs détenus (*Asset quality*) = PROVISIONS / TOTAL DES PRETS
- 3 Qualité de la gestion (*Management quality*) = EFFICACITE TECHNIQUE
- 4 Aptitude à réaliser des profits (*Earnings ability*) = PROFIT / ACTIF TOTAL
- 5 Trésorerie (*Liquidity position*) = DEPOTS / ACTIF TOTAL
- 6 Sensibilité au risque de marché (*Sensitivity to market risk*) = HORS-BILAN / ACTIF TOTAL

Pour s'assurer de la robustesse de nos résultats nous avons mis en place deux types de tests. Dans un premier temps nous comparons les valeurs moyennes des variables CAMELS pour deux échantillons : un premier échantillon composé des banques dont le risque d'insolvabilité ne s'est pas dégradé en 1999 et en 2000 (744 observations) ; un autre pour lesquelles ce même risque a, au contraire, augmenté en 1999 ou en 2000 (69 observations). Dans un second temps, nous régressons, à l'aide d'un modèle Probit, les variables CAMELS sur une variable dépendante qui prend la valeur 0 si la banque fait partie du premier échantillon et 1 autrement. Les signes attendus pour chaque coefficient devraient satisfaire les inégalités suivantes : $\beta_C < 0$; $\beta_A > 0$; $\beta_M < 0$; $\beta_E < 0$; $\beta_L > 0$; $\beta_S > 0$. Les résultats de ces tests sont repris dans le Tableau 7.³⁰

5.3. Performances empiriques

Quelle que soit la spécification retenue, les résultats sont plutôt mitigés. Dans l'ensemble, ils ne permettent pas de rejeter l'hypothèse d'un lien entre les difficultés financières des banques et les indicateurs de type CAMELS. Mais, ils ne permettent pas non plus de conclure à une réelle efficacité de ces indicateurs avancés dans le cas des banques européennes.

L'efficacité technique, tous comme les ratios comptables considérés habituellement, évoluent défavorablement pour les banques dont la solvabilité se dégrade. En moyenne, l'efficacité technique (*Management quality*), le ratio fonds propres / total des prêts (*Capital adequacy*) et le ratio profit / actif total (*Earnings ability*) sont plus élevés pour les banques du premier échantillon. A l'inverse, le ratio provisions / total des prêts (*Asset quality*), le ratio dépôts / actif total (*Liquidity position*) et le ratio total du hors-bilan / actif total (*Sensitivity to market risk*) sont plus faibles. Toutefois, sur la base du test d'égalité des moyennes, aucun effet n'est significatif.

La régression de type Probit donne des résultats à peu près similaires. Outre la constante, seul le coefficient associé au ratio fonds propres / total des prêts (*Capital adequacy*) est significatif. Ce résultat confirme la supériorité des ratios de capital dans la prévision des faillites bancaires (Estrella et al., 2000). Les autres coefficients ne sont pas significatifs mais sortent avec le signe attendu pour l'efficacité technique (*Management quality*), le ratio provisions / total des prêts (*Asset quality*) et le ratio profit / actif total (*Earnings ability*).

Les résultats obtenus sont, dans l'ensemble, conformes mais moins bons que ceux observés sur les banques américaines. En particulier, dans l'étude de Barr, Seiford et Siems (1994) et Barr et Siems (1997) le coefficient associé à l'efficacité technique ressort significativement au seuil de 1%.

³⁰ Nous avons par ailleurs évalué la corrélation entre le rating de l'agence de notation Standard & Poor et nos probabilités de faillite. Ces corrélations sont pratiquement nulles et l'introduction du rating Standard & Poor n'entre pas de façon significative et positive dans les régressions. Nous avons aussi essayé de régresser la variable rating Standard & Poor sur les variables CAMELS. Là encore, les résultats se sont avérés décevants. Il reste que nous ne disposons d'un tel indice que pour les banques cotées et que les régressions comptent un peu moins de 90 observations.

Tableau 7
Les déterminants CAMELS de la probabilité de faillite des banques européennes

	C	A	M	E	L	S	
	<i>Solvabilité</i>	<i>Qualité des actifs détenus</i>	<i>Qualité de la gestion</i>	<i>Aptitude aux profits</i>	<i>Trésorerie</i>	<i>Sensibilité aux risques de marché</i>	
Effets attendus	-	+	-	-	+	+	
Echantillon témoin (744 observations)							
Moyenne (1)	-0,0236	-0,0041	-0,0310	0,0018	-0,0027	0,0174	
Ecart-type (1)	0,5640	0,0348	0,2095	0,0120	0,0680	0,3865	
Banques en difficulté (69 observations)							
Moyenne (2)	-1,1825	0,0013	-0,0449	-0,0006	0,0048	0,0239	
Ecart-type (2)	8,8268	0,0746	0,2342	0,0245	0,1283	0,2318	
(2) – (1)	-1,1589	0,0054	-0,0140	-0,0024	0,0075	0,0065	
T-stat	-1,0904	0,5971	-0,4778	-0,8103	0,4769	0,2086	
PROBIT							
	Constante						
Coefficient	-1,39	-0,05	0,76	-0,12	-3,13	-1,00	-0,01
T-Stat	-21,03***	-2,84***	0,39	-0,38	-0,42	-0,96	-0,05

Note : Les banques en difficulté sont celles dont la mesure du risque d'insolvabilité (obtenu à partir d'une modélisation stochastique des postes du bilan à la Janssen) s'est dégradée. *Capital adequacy* = fonds propres / total des prêts ; *Asset quality* = provisions / total des prêts ; *Management quality* = efficacité technique; *Earnings ability* = profit / actif total ; *Liquidity position* = dépôts / actif total; *Sensitivity to market risk* = commission liés aux opérations de hors-bilan / actif total. Les coefficients sont **en gras** lorsque son signe est celui attendu. Les t-stats du modèle Probit sont robustes à la présence d'hétéroscédasticité.

*, ** et *** : significatif au seuil de 10%, 5% et 1%.

L'utilisation de systèmes de supervision reposant uniquement sur des données comptables semble ainsi davantage correspondre au système bancaire américain. Cette conclusion doit toutefois être nuancée, et ce pour au moins deux raisons. Tout d'abord, rappelons-le, faute de disposer d'informations statistiques sur les faillites bancaires en Europe, il nous a fallu recourir à une identification préalable des banques en difficultés. Ensuite, nous ne pouvons exclure l'hypothèse selon laquelle les différences constatées sont dues à des différences culturelles et/ou institutionnelles entre les Etats-Unis et l'Europe.

Résumé – conclusion

Alors que les études visant à élaborer, et à évaluer, de nouvelles méthodes d'estimation du risque d'insolvabilité des institutions financières sont de plus en plus nombreuses aux Etats-Unis, ce sujet reste encore peu abordé en Europe. Dans cette étude nous construisons un indicateur avancé de faillite que nous appliquons aux banques commerciales européennes. Pour ce faire, nous avons retenu une approche fondée sur l'estimation quantitative de six critères qui renvoient chacun à une des variables CAMELS (*Capital adequacy*, *Asset quality*, *Management quality*, *Earnings ability*, *Liquidity position*). En particulier, nous avons retenu l'efficacité technique comme *proxy* de la qualité de gestion, à l'instar de Barr, Seiford et Siems (1994) et de Barr et Siems (1997), et nous avons considéré le hors-bilan comme un indicateur de la sensibilité au risque de marché.

Concernant l'évaluation de l'efficacité technique des banques, nous avons eu recours à une frontière de production européenne pour juger des performances bancaires. Globalement, nous obtenons des scores d'efficacité peu élevés et dispersés. Ces résultats confirment et étendent (à une plus longue période, à davantage de pays, par une autre approche) ceux obtenus dans les études récentes.

Pour l'identification des banques en difficulté, il nous a fallu écarter la méthode standard qui se fonde sur une analyse *ex post* et où les banques sont partitionnées en deux sous-ensembles: les défaillantes et les non-défaillantes. La raison tient à ce que les banques européennes ont largement été épargnées par les faillites au cours de la décennie 1990. Comme le remarque Gilbert et al. (2000), cette situation ne doit pas, pour autant, être un frein aux recherches visant à améliorer les performances des indicateurs avancés. L'identification des banques en difficulté s'est faite de la manière suivante. Dans un premier temps, nous retenons une modélisation stochastique des postes du bilan pour estimer le risque d'insolvabilité comptable de chaque banque. Cette approche a déjà fait ses preuves, tant pour les compagnies d'assurance (Janssen, 1992) que pour les entreprises non financières (Refait, 2000). Ensuite nous partitionnons les banques en deux groupes : celles dont la solvabilité tend à diminuer (qui sont celles à examiner en priorité) et les autres.

Nous avons alors pu être tester l'existence d'un lien statistique entre la dégradation de la situation financière des banques et l'évolution des variables CAMELS. Les résultats que nous obtenons suggèrent que seul le ratio fonds propres sur total des prêts a un effet significatif au seuil de 1%. L'utilisation de données uniquement comptables semble, à ce titre, mieux adaptée au système bancaire américain qu'aux systèmes européens.

Cette dernière conclusion doit toutefois être nuancée. Contrairement aux premières études menées sur le secteur bancaire aux Etats-Unis, nous ne disposons pas d'informations statistiques suffisantes sur les faillites bancaires pour valider très précisément notre indicateur.³¹ En outre, il nous a été impossible de tester si ces résultats sont effectivement imputables à des différences culturelles et/ou institutionnelles entre les Etats-Unis et l'Europe. Cette dernière question constitue d'ailleurs un prolongement possible.

³¹ Ce problème se pose d'ailleurs aussi aux Etats-Unis pour les études les plus récentes.

Références Bibliographiques

- Aglietta, M., 1996, Défaillances des marchés financiers et risque systémique, *COB* n°299.
- Aigner, D., K. Lovell and P. Schmidt, 1977, Formulation and estimation of stochastic frontier production function Models, *Journal of Econometrics*, 6, 21-37.
- Allen, L., et A. Rai, 1996, Operational efficiency in banking: An international comparison, *Journal of Banking and Finance*, 20, 655-672.
- Altman, E. I., 1968, Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy, *Journal of Finance*, 23, 589-609.
- Altunbas, Y., et S.P. Chakravarty, 1998, Efficiency measures and the banking structure in Europe, *Economics Letters*, 60, 205-208.
- Altunbas, Y., E.P.M. Gardener, P. Molyneux, B. Moore, 2001, Efficiency in European banking, *European Economic Review*, 45, 1931-1955.
- Altunbas, Y., M.H. Liu., P. Molyneux et R. Seth, 2000, Efficiency and risk in Japanese banking, *Journal of Banking and Finance* 24(10), 1605-1628.
- Bank for International Settlements, 1988, International convergence of capital measurement and capital standards, *Basel Committee on Banking Supervision*.
- Bank for International Settlements, 1999, A new capital adequacy framework, *Basel Committee on Banking Supervision*.
- Banker R., Charnes A., Cooper W. 1984, Some models for estimating technical and scale inefficiencies in Data Envelopment Analysis, *Management Science*, 30.
- Barr, R.S., L.M. Seiford et T.F. Siems, 1994, Forecasting bank failure : A non-parametric frontier estimation approach, *Recherches Economiques de Louvain* 60(4), 417-429.
- Barr, R.S., et T.F. Siems, 1997, Bank failure prediction via Data Envelopment Analysis, R.S. Barr, R. Helgason et J. Kennington (eds.), *Interfaces in Computer Science and Operations Research*, Kluwer Academic Publishers, Boston, 341-366
- Barker, D., and D. Holdsworth, 1993, The causes of bank failures in the 1980s, *Federal Reserve Bank of New York*, Research Paper No. 9325.
- Barth J.R., G. Caprio Jr., et R. Levine, 2000, Bank regulation and supervision: what works best?, *NBER Working Paper*, 9323.
- Beaver, W. H., 1966, Financial Ratios as Predictors of failure, empirical research in accounting: Selected studies, *The Institute of Professional Accounting*, University of Chicago, 71-127.
- Berger, A.N., S.M. Davies, M.J. Flannery, 2000, Comparing market and supervisory assessments of bank performance: Who knows what when? *Journal of Money, Credit and Banking*, 32, 641-667.
- Berger A.N., R. De Young, 1997, Problems loans and cost efficiency in commercial banks, *Journal of Banking and Finance*, 21.
- Berger A.N., D.B. Humphrey, F.W. Smith 1993, Economies d'échelle, fusions, concentration et efficacité, *Revue d'Economie Financière*, 27, Hiver.
- Berger A.N., D.B. Humphrey, 1997, Efficiency of financial institutions: International survey and directions for future research, *European Journal of Operational Research* 98(2).
- Bernanke, B., 1983, Non-monetary effects of the financial crisis in the propagation of the Great Depression, *American Economic Review*, 73, 257-263.
- Bikker, J.A., 2001, Efficiency in the Europe banking industry: An exploratory analysis to rank countries, *Cahiers Economiques de Bruxelles*, 172, 3-28.
- Bliss, R.R., et M.J. Flannery, 2000, Market discipline in the governance of U.S. bank holding companies: Monitoring vs. influencing, *Working Paper*, Federal Reserve Bank of Chicago.
- Bovenzi, J.F., J.A. Marino et F.E. McFadden, 1983, Commercial bank failure prediction models, *Economic Review*, 68, 14-26.
- Bovenzi, J.F. et L. Nejezchleb, 1985, Bank failures: Why are there so many?, *Issues in Bank Regulation*, 8, 54-68.
- Chaffai M.E. et M. Dietsch, 1999, Mesures de l'efficacité technique et de l'efficacité allocative par les fonctions de distance et application aux banques européennes, *Revue Economique*, 50(3), 633-644.
- Charnes A., Cooper W., Rhodes E. 1978, Measuring the efficiency of Decision-Making-Units, *European Journal of Operational Research*, 2.

- Chauveau, Th., Couppey J., 2000, Les banques françaises de réseaux n'ont pas de problèmes majeurs d'inefficacité productive. Une application de la technique d'enveloppement des données (DEA), *Revue économique*, 6.
- Cole, R.A., et J.W. Gunther, 1998, Predicting bank failures: A comparison of on- and off-Site monitoring systems, *Journal of Financial Services Research*, 13, 103-117.
- Cooper W.W., L.M. Seiford et K. Tone, 1999, *Data Envelopment Analysis*. Boston: Kluwer Academic Publishers.
- Curry, T., P. Elmer et G. Fissel, 2001, Regulator use of market data to improve the identification of bank financial distress, *Working Paper*, FDIC.
- De Young R., M.J. Flannery, W.W Lang et S.M Sorescu, 1998, The informational advantage of specialised monitors: The case of bank examiners, *Working Paper*, Federal Reserve Bank of Chicago.
- Dietsch, M., A. Lozano Vivas, 2000, How the environment determines the efficiency of banks: a comparison between French and Spanish banking industry, *Journal of Banking and Finance*, 24, 985-1004.
- Ederington, L.H., Goh, J.C., 1998. Bond rating agencies and stock analysts: Who knows what when? *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 33, 569-585.
- Estrella A., S. Park et S. Peristiani, 2000, Capital ratios as predictors of bank failure, *FRBNY Economic Policy Review*, 33-52.
- Farrell M. J. 1957, The measurement of productive efficiency, *Journal of the Royal Statistical Society*, Part 3, 120.
- Flannery, M.J., 1998, Using market information in prudential bank supervision: A review of the U.S. empirical evidence, *Journal of Money, Credit and Banking* 30, 273-305.
- Freixas, X., C. Giannini, G. Hoggarth et F. Soussa, 2000, Lender of last resort: what have we learned since Bagehot?, *Journal of Financial Services Research*, 18(1), 63-84.
- Freixas, X., B. Parigi, J.-C. Rochet, 2000. Systemic risk, interbank relations and liquidity provision by the central bank. *Journal of Money, Credit, and Banking*, 32 (3-2), 611-638.
- Gilbert R.A., A.P. Meyer et M.D. Vaughan, 2000, The role of a CAMEL downgrade model in bank surveillance, *Working paper*, Reserve Federal Bank of Saint-Louis.
- González-Hermosillo, B., C. Pazarbasioglu et R. Billings, 1997, Determinants of banking system fragility: a case study of Mexico, *International Monetary Fund Staff Papers*, 44(3), 295-314.
- Hanweck, G. A., 1977, Predicting Bank Failure, *Research Paper in Banking and Financial Economics*, Board of governors of the Federal Reserve System.
- Hirtle, B.J., et J.A. Lopez, 1999, Supervisory information and the frequency of bank examinations, *Federal Reserve Bank of New York Economic Policy Review* 5, 1-20.
- Jackson, P., et W.R.M. Perraudin, 2002, Banks and systemic risk, *Journal of Banking and Finance*, 26, 819-823.
- Jagtiani, J., G. Kaufman et C. Lemieux, 2000, Do market discipline banks and bank holding companies? Evidence from debt pricing, *Working paper*, Emerging Issues Series, Federal Reserve Bank of Chicago.
- Janssen J., 1992, Modèles stochastiques de gestion actif-passif pour les banques et les assurances, *Proceeding of the 24th International Congress of Actuaries*, Montreal.
- Krainer J. et J.A. Lopez, 2002, Incorporating equity market information into supervisory monitoring models, *Working Paper*, Federal Reserve Bank of San Francisco
- Kwan S. et R.A. Eisenbeis, 1997, Bank risk, capitalization and inefficiency, *Journal of Financial Services Research*, 12(2/3), 117-131.
- Laviola, S., P.M. Reetz, et M. Trapanese, 1999, Forecasting bank fragility, the evidence from Italy, dans *Research in Financial Services: Private and Public Policy, Volume II*, 35-60.
- Logan, A., 2000, G10 seminar on systems for assessing banking system risk, *Financial Stability Review*, Bank of England, 8, 80-82.
- Looney, S.W., J.W. Wansley et W.R. Lane, 1989, An Examination of misclassifications with bank failure prediction models, *Journal of Economics and Business*, 41, 327-336.
- Lozano-Vivas A., J.T. Pastor et I. Hasan, 2001, Cross-border performance in European banking, *European Finance Review*, 5, 141-165.
- Lozano-Vivas A., J.T. Pastor et J.M. Pastor, 2002, An efficiency comparison of european banking systems operating under different environmental conditions, *Journal of Productivity Analysis*, 8(1), 59-77.
- Martin, D., 1977, Early warning of bank failure: A Logit regression approach, *Journal of Banking and Finance*, 1, 249-276.

- Maudos J., J.M. Pastor, F. Pérez, J. Quesada, 2002, Cost and profit efficiency in European banks, *Journal of International Financial Markets, Institutions and Money*, 12, 33–58.
- Merton R.C., 1974, On the pricing of corporate debt: The risk structure of interest rates, *Journal of Finance*, 39, 449-470.
- Meyer, P.A., et H.W. Pifer, 1970, Prediction of bank failures, *Journal of Finance*, 25, 853-868.
- Mitchell, W.C, 1909, The decline in the ratio of banking capital to liabilities, *Quarterly Journal of Economics*, 23, 697-713.
- Morgan, D.P., et K.J. Stiroh, 1999, Bond market discipline of banks: Is the market tough enough?, *Working Paper*, Federal Reserve Bank of New York.
- Muldur U., M. Sassenou, 1993, Economies of scale and scope in French banking and saving Institutions, *Journal of Productivity*.
- Pantalone, C. C., and M. B. Platt, 1987, Predicting commercial bank failure since deregulation, *New England Economic Review*, Jul/Aug, 37-47.
- Pastor J.M., F. Pérez et J. Quesada, 1997, Efficiency analysis in banking firms: An international comparison, *European Journal of Operational Research* 98(2), 395-407.
- Pastor, J.M., et L. Serrano, 2002a, Efficiency, endogenous and exogenous credit risk in the banking systems of the Euro-area, *Working Paper*.
- Pastor, J.M., et L. Serrano, 2002b, Credit risk and efficiency in the European banking systems: A three-stage analysis, *Applied Financial Economics*, A paraître.
- Refait C. 2000, Estimation du risque de défaut par une modélisation stochastique du bilan : Application à des firmes industrielles françaises, *Finance*, 20(2).
- Sahajwala, R. et P. Van den Bergh, 2000, Supervisory risk assessment and early warning systems, *Working paper*, Basel Committee on Banking Supervision.
- Santomero A.M., Vinso J.D., 1977, Estimating the probability of failure for commercial banks and the banking system, *Journal of Banking and Finance*, 1.
- Seballos, L.D. et J.B. Thomson, 1990, Underlying causes of commercial bank failures in the 1980s, Economic Commentary, *Federal Reserve Bank of Cleveland*.
- Secrist, H., 1938, National bank failures and non-failures: An autopsy and diagnosis, 1938, *Principia Press*, Bloomington.
- Seiford, L., R. Thrall, 1990, Recent developments in DEA, *Journal of Econometrics*, 46.
- Sherman H., Gold F., 1985, Bank branch operating efficiency: Evaluation with Data Envelopment Analysis, *Journal of Banking and Finance*, 9.
- Swidler S. et J.A. Wilcox, 2002, Information about bank risk in options prices, *Journal of Banking and Finance*, 26, 1033-1057.
- Wheelock D.C. et P.W. Wilson, 1999, The contribution of on-site examination ratings to an empirical model of bank failures, *Working paper*, Reserve Federal Bank of Saint-Louis.

Tableau 1A : Statistiques sur les banques commerciales européennes en 1999

	Nombre de banques	Nombre de succursales		Nombre d'employés			Echantillon Bankscope	
	I	II	II/I	III	III/I	III/II	IV	IV/I
Allemagne	203	6 795	33	nd.	–	–	95	47%
Autriche	33	733	22	nd.	–	–	2	6%
Belgique	117	14 503	124	76 302	652	5	18	15%
Danemark	97	2 188	23	42 658	440	19	15	15%
Espagne	99	16 780	169	128 238	1 295	8	18	18%
Finlande	9	523	58	15 386	1 710	29	2	22%
France	366	10 128	28	180 812	494	18	110	30%
Grèce	43	2 405	56	55 720	1 296	23	9	21%
Irlande	nd.	nd.	–	nd.	–	–	1	ns.
Italie	239	19 978	84	267 299	1 118	13	58	24%
Luxembourg (+ banques d'épargne)	210	310	1	21 197	101	68	39	–
Norvège	13	467	36	12 697	977	27	9	69%
Pays-Bas (banques universelles)	85	4 979	59	82 953	976	17	11	13%
Portugal	43	4 735	110	57 239	1 331	12	7	16%
Suède	19	1 793	94	38 003	2 000	21	6	32%
Suisse (+ banques d'épargne)	133	1 813	13	82 944	623	45	40	ns.
Royaume-Uni	nd.	11 800	–	363 700	–	31	15	–

Notes : nd. Non disponible. ns. Non significatif

Sources : I), II) et III) *Bank Profitability and Main Economic Indicators* OCDE 2001. IV) *Bankscope*, International Bank Credit Analysis Ltd. 2001.

Tableau 2A
Statistiques descriptives des banques commerciales européennes en 1997

	TOTAL ACTIF <i>(en milliers d'euros)</i>	FONDS PROPRES / TOTAL ACTIF	PROFIT BRUT / TOTAL ACTIF	PROVISIONS / TOTAL PRETS
Allemagne	29 445 224	3,34%	0,36%	0,56%
	84 175 829	3,08%	0,35%	1,06%
Autriche	17 467 066	3,65%	0,50%	0,00%
	29 496 370	3,61%	0,50%	0,00%
Belgique	29 818 000	2,89%	0,63%	0,00%
	44 556 675	2,86%	0,66%	0,00%
Danemark	3 001 066	5,65%	1,11%	1,86%
	9 974 395	4,95%	1,07%	2,17%
Espagne	24 443 913	5,45%	0,85%	1,22%
	40 416 078	5,43%	0,93%	1,49%
Finlande	4 109 100	5,55%	0,51%	0,50%
	4 596 336	5,71%	0,29%	0,63%
France	11 861 230	3,75%	0,20%	1,57%
	40 523 503	2,85%	0,29%	1,10%
Grèce	8 032 838	4,69%	1,01%	1,23%
	10 970 783	3,13%	0,95%	1,66%
Irlande	47 249 000	4,40%	1,42%	0,76%
	0	0,00%	0,00%	0,00%
Italie	15 766 270	5,43%	0,18%	1,70%
	25 426 699	4,91%	1,36%	2,08%
Luxembourg	7 159 877	3,09%	0,84%	0,00%
	8 027 935	3,18%	0,91%	0,00%
Norvège	8 895 100	6,00%	1,14%	1,78%
	10 142 809	6,13%	1,04%	1,83%
Pays-Bas	45 956 586	4,26%	0,69%	0,00%
	102 543 454	4,05%	0,74%	0,00%
Portugal	13 411 112	5,19%	0,62%	1,48%
	8 475 104	5,43%	0,76%	2,03%
Suède	46 347 243	4,06%	0,87%	0,72%
	24 950 201	3,98%	1,20%	0,75%
Suisse	24 801 478	3,38%	0,23%	1,65%
	77 309 508	3,18%	0,29%	1,94%
Royaume-Uni	45 633 656	4,37%	1,08%	1,12%
	85 853 954	3,92%	0,93%	1,06%
Europe	19 505 195	3,90%	0,50%	0,94%
	56 053 537	3,38%	0,56%	1,22%

Le tableau rapporte la moyenne et l'écart-type pour chaque pays et pour l'ensemble de l'échantillon. *source* : Bankscope.

Tableau 3A
Statistiques descriptives des banques commerciales européennes en 1997 – Inputs

	Immobilisation/ Total Actif	Dépenses de Personnel/ Total Actif	Autres dépenses/ Total Actif	Autres financements/ Total Actif
Allemagne	0,60%	0,79%	1,04%	59,91%
	0,65%	0,87%	1,25%	60,29%
Autriche	0,44%	0,82%	0,93%	68,90%
	0,42%	0,81%	0,92%	69,69%
Belgique	0,77%	0,78%	0,68%	57,54%
	0,91%	0,87%	0,72%	56,11%
Danemark	1,12%	1,24%	1,05%	40,09%
	0,78%	1,04%	0,77%	44,11%
Espagne	2,54%	1,44%	1,74%	42,51%
	2,54%	1,41%	2,29%	42,81%
Finlande	0,20%	0,39%	1,19%	82,45%
	0,16%	0,18%	1,29%	93,94%
France	0,89%	1,00%	1,10%	66,89%
	0,75%	0,86%	0,91%	66,32%
Grèce	1,53%	1,61%	1,40%	17,60%
	1,32%	1,42%	1,49%	19,32%
Irlande	1,74%	1,06%	0,93%	25,85%
	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Italie	1,78%	1,56%	1,91%	59,72%
	1,88%	1,55%	2,42%	63,24%
Luxembourg	0,46%	0,32%	0,41%	55,26%
	0,76%	0,43%	0,69%	54,72%
Norvège	1,29%	1,05%	0,81%	46,54%
	1,18%	1,08%	0,74%	49,62%
Pays-Bas	1,12%	1,04%	1,09%	50,69%
	1,19%	1,11%	1,15%	48,62%
Portugal	1,67%	1,10%	1,48%	40,56%
	2,02%	1,29%	1,74%	45,67%
Suède	0,45%	0,80%	0,80%	60,36%
	0,89%	0,90%	0,80%	68,43%
Suisse	1,19%	1,07%	0,85%	59,03%
	1,18%	1,08%	0,83%	61,13%
Royaume-Uni	1,28%	1,33%	1,37%	43,57%
	1,36%	1,39%	1,34%	46,22%
Europe	1,03%	1,02%	1,14%	56,67%
	1,01%	1,02%	1,22%	58,62%

Le tableau rapporte la moyenne et l'écart-type pour chaque pays et pour l'ensemble de l'échantillon. Les variables présentées correspondent aux quatre inputs retenus rapportés sur l'actif total : Immobilisations, dépenses de personnel, autres dépenses = dépenses opérationnelles – dépenses de personnel, autres financements = total actif – fonds propres – dépôts. *source* : Bankscope.

Tableau 4A
Statistiques descriptives des banques commerciales européennes en 1997 – Outputs

	Prêts / Total Actif	Inv. en actions/ Total Actif	Autres actifs rém./ Total Actif	Dépôts / Total Actif	Hors-bilan / Total Actif
Allemagne	57,64%	1,32%	38,02%	36,75%	19,76%
	59,84%	1,57%	37,59%	40,17%	19,73%
Autriche	45,96%	4,24%	47,56%	27,45%	21,17%
	45,35%	4,32%	48,16%	26,70%	21,49%
Belgique	35,76%	0,87%	58,13%	39,57%	524,52%
	37,00%	1,22%	57,04%	41,76%	1602,69%
Danemark	48,02%	1,90%	42,09%	54,26%	192,60%
	44,59%	2,01%	44,83%	50,98%	227,79%
Espagne	43,99%	1,60%	45,50%	52,04%	7,61%
	42,33%	1,95%	46,45%	52,86%	7,19%
Finlande	20,91%	2,65%	68,56%	12,01%	16,67%
	8,85%	3,29%	79,14%	0,35%	17,49%
France	40,98%	2,07%	47,30%	29,36%	37,98%
	38,52%	2,59%	48,99%	31,92%	45,46%
Grèce	32,54%	2,62%	57,47%	77,71%	11,45%
	27,33%	3,02%	64,23%	78,46%	10,77%
Irlande	67,90%	0,72%	23,56%	69,76%	1,66%
	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%	0,00%
Italie	50,38%	1,80%	38,11%	34,85%	29,23%
	53,17%	2,43%	36,21%	32,81%	37,23%
Luxembourg	20,32%	0,61%	75,16%	41,65%	11,50%
	23,35%	1,12%	78,74%	49,03%	15,25%
Norvège	77,31%	1,53%	15,65%	47,46%	51,02%
	74,67%	2,11%	18,05%	44,76%	65,88%
Pays-Bas	58,36%	0,39%	35,80%	45,06%	20,28%
	54,73%	0,29%	40,61%	47,93%	25,96%
Portugal	34,92%	1,68%	52,47%	54,24%	51,65%
	42,64%	3,16%	54,77%	65,40%	147,90%
Suède	45,80%	4,14%	36,47%	35,58%	22,98%
	50,54%	7,35%	37,11%	32,54%	25,41%
Suisse	32,85%	0,37%	51,78%	37,60%	14,09%
	31,48%	0,48%	52,96%	36,84%	15,30%
Royaume-Uni	52,72%	0,11%	35,45%	52,07%	31,48%
	49,24%	0,17%	40,17%	50,28%	32,68%
Europe	47,83%	1,28%	43,33%	39,43%	60,83%
	51,87%	1,58%	42,87%	41,03%	279,54%

Le tableau rapporte la moyenne et l'écart-type pour chaque pays et pour l'ensemble de l'échantillon. Les variables présentées correspondent aux cinq outputs retenus rapportés sur l'actif total : Crédits, investissements en actions, autres actifs rémunérés, commissions liés aux opérations de hors-bilan. *source* : Bankscope.

Les banques en faillite dans Bankscope entre 1998-2000

Dans cette annexe figurent, pour chaque banque, sa spécialité, son pays d'origine, l'année de sa faillite, et pour les trois années antérieures à la faillite (T , $T-1$ et $T-2$), leur taille (total de l'actif) et les valeurs de quatre des variables **CAMEL**. Certaines de ces banques figurent plusieurs fois dans l'échantillon comme maison-mère et filiales.

Les faillites concernent surtout les banques commerciales (37), et dans une moindre mesure les banques d'investissement (11) et les banques de crédit à moyen et long terme (1). Certains pays n'ont connu aucune faillite entre 1998 et 2001. Il s'agit du Danemark, de la Grèce, de la Finlande, de l'Irlande et de l'Italie. En revanche, l'Autriche connaît 2 faillites, la Belgique 3, Chypre 2, la France 2, l'Allemagne 8, le Luxembourg 4, les Pays-Bas 2, la Suisse 17 et le Royaume-Uni 8.

Les banques qui font faillite semblent un peu plus petites que la moyenne. Ainsi le total de leur actif s'établit-il pour les trois années précédant la faillite à 394 millions d'euros, alors que la moyenne européenne correspondante s'élève, en 1999 par exemple, à 600 millions d'euros.

Autrement, le poste *a priori* le plus intéressant (Créances douteuses/Total des prêts) n'est pratiquement pas renseigné. Quand il l'est, son montant est souvent –mais pas toujours– très élevé. C'est également le cas du ratio Profit/Actif Total.

Tableau 5A
Statistiques descriptives des banques en faillite dans Bankscope entre 1998-2000

TYPE	PAYS	ANNEE FAILLITE	TOTAL ACTIF			FONDS PROPRES/ TOTAL ACTIF			CREANCES DOUTEUSES/ PRETS			PROFITS AVANT IMPOT/ TOTAL ACTIF			DEPOTS/ TOTAL ACTIF		
						T	T-1	T-2	T	T-1	T-2	T	T-1	T-2	T	T-1	T-2
Com.	Allemagne	1999	59 400	42 600	39 000	44,3	61,5	67,2				1,5	1,9	2,1	28,6	31,5	27,4
Com.	Allemagne	2001	182 100	234 400	401 500	29,5	22,8	13,3				0,7	0,5	0,4	46,9	38,9	30,2
Com.	Allemagne	1998	9 840 200	8 559 800	6 069 700	2,6	3,0	2,7							34,9	39,6	35,4
Com.	Allemagne	2000	144 800	165 000	187 500	13,1	12,2	6,6				-0,8	0,3	0,6	2,9	1,5	0,1
Com.	Allemagne	2000	223 300	326 100	379 900	11,4	8,5	8,2				-0,9	-1,0	0,3		13,0	0,1
Com.	Allemagne	2000	246 600	215 400	228 800	7,2	8,1	7,6				0,1	0,4	0,4	14,7	16,5	9,7
Inv.	Allemagne	1999	26 600	30 400	33 300	94,4	85,9	77,8				-4,1	2,6	-3,3		0,3	
Inv.	Allemagne	2001	38 100	62 000	117 900	61,7	42,7	22,0				-6,3	1,5	0,1			
Com.	Autriche	1999	648 700	784 200	757 800	6,5	5,4	5,4				0,1	0,1	0,6	11,1	16,4	17,2
Com.	Autriche	2001	82 500	41 100		5,2	5,4					0,4	-5,4		69,1	78,6	
Inv.	Autriche	1998	91 400	52 500	31 200	4,8	8,4	13,8				0,1	0,2	1,3	88,6	83,4	75,0
Crédit	Belgique	1998	104 900	101 400	104 200	7,0	6,3	6,0				1,0	0,4	0,5	46,2	43,8	41,9
Com.	Belgique	1998	1 635 800	1 853 300	2 241 100	4,1	3,6	3,0				0,0	0,1	0,1	71,4	74,1	50,1
Com.	Belgique	1998	1 632 300	1 846 700	2 235 200	4,1	3,6	2,9				0,0	0,0	0,0		91,3	51,6
Com.	Chypre	2001	9 750	4 597		3,8	5,0					0,2	0,0		86,1	86,4	
Com.	Chypre	2001	9 798	4 604		3,8	4,8					0,2	-0,2		85,7	86,3	
Com.	France	1999	38 500	44 800	50 000	78,4	67,6	60,6				0,8	0,2	0,4			
Com.	France	2000	13 600	132 000	364 500	-57,4	-5,5	-10,2			68,6	-4,4	-17,6	-33,2	107,4	33,3	3,5
Com.	Luxembg.	1998	162 700	124 900	108 900	6,2	7,7	8,6	0,9	0,5	0,3	0,4	0,5	0,7	1,3	2,3	1,9
Com.	Luxembg.	1997	321 900	477 700	757 600	6,4	8,4	6,9	2,0	3,4	2,9	0,9	1,2	0,2	54,5	41,3	32,7
Com.	Luxembg.	1999	173 400	158 800	150 800	6,1	6,6	6,7				0,1	0,3	0,1	4,8	4,9	4,3
Inv.	Luxembg.	2001	257 012	495 404	461 463	9,8	4,4	4,7				0,1	0,1	0,1	0,1		10,2
Com.	Pays-Bas	1998	196 700	192 000	201 200	14,5	13,2	12,1				0,5	0,5	0,4	31,5	23,8	17,6
Com.	Pays-Bas	1998	196 800	191 900	201 000	14,5	13,2	12,1				0,5	0,5	0,4	31,5	23,8	17,7
Com.	R.U.	1999	107 455	117 044	112 282	23,7	21,9	20,9	11,5	15,1	21,5		0,1	2,8	8,4	11,2	13,6
Com.	R.U.	2000	85 472	77 197	75 130	16,7	17,8	17,7	3,3	2,0	1,6	3,2	3,9	3,0	67,2	59,4	71,8
Com.	R.U.	2000	75 689	64 978	55 715	18,1	13,7	15,1	1,6	2,7	2,6	3,1	3,0	3,0	70,7	78,1	61,5
Com.	R.U.	2000	60 600	62 936	58 942	18,4	18,2	18,3	5,5	3,4	3,0	0,2	1,6	1,5	55,8	54,1	58,8
Com.	R.U.	2001	546 948	488 693	423 211	17,4	17,0	18,3	3,3	2,1	2,0	0,7	0,8	0,9	1,9	1,6	9,2
Inv.	R.U.	2001	43 349	28 562	23 251	98,8	97,8	94,4				28,4	24,3	-122,5			

TYPE	PAYS	ANNEE FAILLITE	TOTAL ACTIF			FONDS PROPRES/ TOTAL ACTIF			CREANCES DOUTEUSES/ PRETS			PROFITS AVANT IMPOT/ TOTAL ACTIF			DEPOTS/ TOTAL ACTIF		
			T	T-1	T-2	T	T-1	T-2	T	T-1	T-2	T	T-1	T-2	T	T-1	T-2
Inv.	R.U.	1999	266 449	212 619	202 611	6,8	7,7	8,4	3,7	4,2	11,6	0,3	0,1	-0,7	92,1	91,2	90,5
Inv.	R.U.	1999	205 026	186 899	150 108	7,9	9,0	10,3	2,4	4,3	4,3	1,5	0,1	-0,6	76,3	73,5	72,4
Com.	Suisse	1999	54 602	75 798	40 041	63,0	48,1	99,1				-7,5		2,2			
Com.	Suisse	1998	123 208	144 887	156 669	19,8	17,1	17,6	7,0	6,0	6,0	2,2	2,0	1,6	9,3	9,0	10,5
Com.	Suisse	1998	104 082	128 435	122 863	33,8	31,1	28,4				0,3	0,3	0,2			
Com.	Suisse	1998	17 637	21 439	31 470	93,3	84,9	71,4				-4,8	-0,8				
Com.	Suisse	1997	152 335	133 873	60 320	10,0	14,5	16,7	12,1			-0,9	0,5	-6,7	6,9	2,1	0,2
Com.	Suisse	1997	173 597	235 116	239 060	44,9	38,8	32,9	2,0			0,3	0,9	0,6	0,5	0,2	0,1
Com.	Suisse	1998	196 474	237 510	349 619	17,3	15,3	12,0	798,3	88,8		0,2	0,2	0,2			
Com.	Suisse	1998	107 456	158 979	144 168	35,7	28,1	26,9				0,4	0,3	0,7			
Com.	Suisse	1997	39 850	51 702	64 764	91,4	82,0	57,4				-4,3	0,4	0,3			
Com.	Suisse	1999	66 964	118 341	133 054	44,6	27,2	28,3		6365,6	6341,9	0,3	0,2	0,2			
Com.	Suisse	1999	96 974	125 329	163 475	43,1	31,4	26,0				0,3	0,2	0,2		4,7	
Com.	Suisse	1999	15 721	24 215	32 622	85,3	65,1	59,2				-10,0		-1,3	2,2	0,7	0,9
Com.	Suisse	1997	79 255	61 759	42 937	41,8	62,7	79,2				0,2	0,2	0,5			
Inv.	Suisse	1998	24 827	34 493	39 604	81,8	71,3	57,3				-2,3	-2,6	11,9	2,8	5,0	10,7
Inv.	Suisse	1997	39 319	44 469	60 970	81,7	77,0	46,2				-1,3	-1,0	3,9	2,2	8,8	1,9
Inv.	Suisse	1998	104 774	114 840	111 002	68,2	67,4	81,3				0,2	0,6	1,3			
Inv.	Suisse	1998	176 298	227 057	177 048	26,9	26,4	33,8	2,4	7,7		0,4	1,6	-10,3	9,7	13,3	7,1
Moyenne			393 902	394 261	395 511	30,04	28,45	28,58	61,14	500,44	538,84	0,05	0,52	-3,07	37,06	34,55	26,12
Médiane			104 900	125 329	138 611	17,37	16,97	17,605	3,275	4,19	3,64	0,24	0,305	0,37	31,45	23,755	15,405
Minimum			9 750	4 597	23 251	-57,35	-5,45	-10,21	0,93	0,5	0,28	-10,04	-17,58	-122,5	0,08	0,22	0,05
Maximum			9 840 200	8 559 800	6 069 700	98,83	97,84	99,05	798,31	6365,63	6341,89	28,4	24,32	11,88	107,35	91,26	90,49
Ecart-type			1 415 180	1 246 898	969 675	32,75	27,85	27,91	212,20	1762,43	1827,59	4,95	4,66	19,33	34,29	32,23	26,78

Note : Com. : Banque commerciale ; Inv : Banque d'investissement ; Crédit : Banque de crédit à moyen et long terme