

Logique Floue appliquée à l'inférence du « Risque Inhérent » en audit financier

Souhir Fendri-Kharrat*
Hassouna Fedhila**
Pierre-Yves Glorennec***

* Ecole Supérieure de Commerce, Rte de l'Aéroport-Km 4, BP 1081, Sfax 3018-Tunisie
[souhir.kharrat@escs.rnu.tn]

** Institut Supérieur de Comptabilité et d'Administration des Entreprises, Campus, Manouba
2001-Tunisie
[hass530@yahoo.fr]

*** Institut National des Sciences Appliquées de Rennes, 20, Av. des buttes de Coësmes-CS
14315-35043 RENNES Cedex-France
[pierre-yves.glorennec@irisa.fr]

Résumé : Le Risque d'Audit est un indice d'existence d'erreurs dans les états financiers d'une entreprise. Trois modèles mathématiques sont associés à ce concept du RA : un modèle « Bayésien », un modèle « évidentialiste », et un modèle « flou ». Ces trois modèles accusent des incohérences mathématiques et des difficultés d'application pratique, surtout au niveau de la composante « Risque Inhérent » du risque d'audit. Ils considèrent le processus cognitif d'estimation du RI en tant que « boîte noire ». Nous proposons un simple algorithme d'inférence floue interprétable pour capter le processus cognitif d'estimation du RI, algorithme basé sur l'induction d'arbre de décision flou. Notre objectif est d'identifier les éléments de cette structure et de démontrer que l'utilisation d'une telle structure d'inférence floue est proche de la décision réelle d'estimation du RI. Il s'agit d'une recherche exploratoire et expérimentale.

1 Introduction

Aussi bien les normes internationales [ISA¹] que les normes américaines [SAS¹] d'audit s'accordent sur le fait que l'audit financier est un audit de conformité entre les réglementations en vigueur et les états financiers d'une entreprise. Les SAS n° 39, 47 & 55 et les ISA n° 400 à 408, stipulent que la non-conformité de la comptabilité d'une firme à des réglementations en vigueur, est l'essence même de l'erreur comptable (AICPA 2003 et IFAC 2003). Le concept de « Risque d'Audit » [RA] est un indice de l'occurrence d'erreurs dans les rapports financiers : ces normes conceptualisent le « Risque d'Audit » [RA] en tant qu'une intersection entre trois ensembles, à savoir : « Risque Inhérent » [RI], « Risque de Non Contrôle » [RNC] et « Risque de Non Détection » [RND]. La première composante RI, indique l'ensemble des erreurs pouvant s'infiltrer dans les états financiers et provenant de

¹ SAS :*Statements on Auditing Standards (normes d'audit de l'AICPA)*
ISA :*International Standards of Auditing (normes d'audit de l'IFAC)*
AICPA :*American Institute of Certified Public Accountants (Ordre des experts comptables-USA)*.
IFAC :*International Federation of Accountants (Fédération internationale des experts comptables)*.

l'environnement de la firme auditée. La seconde, RNC, indique l'ensemble des erreurs pouvant s'infiltrer à travers le système de contrôle interne de la firme auditée. Enfin, la troisième, RND, indique l'ensemble des erreurs pouvant s'infiltrer par manque d'efficacité de l'auditeur. Par conséquent, le RA désigne l'ensemble des erreurs pouvant s'infiltrer dans les états financiers d'une firme auditée -durant une période comptable donnée- et ce malgré l'existence de contrôles dans l'environnement et dans le système de contrôle interne de la firme auditée, et malgré la compétence de l'auditeur. Seule la composante RI fait l'objet de notre étude. Trois théories mathématiques sont associées au concept « ensembliste » du RA et s'appliquent par conséquent au RI :

D'abord, la théorie bayésienne de la probabilité, adoptée par les normes dès 1983, exprime les trois composantes du RA par des probabilités subjectives et leur intersection par une simple multiplication arithmétique. Or, une croyance dépend pour beaucoup de son contexte, elle ne peut pas logiquement être générée par une règle basée sur une fréquence ou répétition d'occurrence (Shafer 1976, Dusenbury et al. 1996). En plus, la théorie de la Probabilité bayésienne est inadéquate pour une structure dont les éléments sont dépendants entre eux, et essentiellement qualitatifs (Lea et al. 1992). Ce qui est le cas des facteurs déterminants du RI (Friedlob et Schleifer 1999). En pratique d'audit, les firmes d'audit sont en train progressivement d'abandonner ce modèle au profit de modèles linguistiques conventionnés (Casta et Lesage 2003).

Ensuite, la théorie de l'Evidence (fonction de croyance de Shafer 1976) a été appliquée au RA en remplaçant les probabilités subjectives par des vecteurs masses d'évidence, et l'intersection par la règle de Dempster-Shafer (Srivastava et Sahfer 1992). Mais ce modèle souffre des mêmes problèmes d'indépendance et d'inadéquation que le modèle bayésien (Srivastava et Lu 2002).

Enfin, la théorie de la Logique Floue (Zadeh 1965) a été appliquée au RA en remplaçant les composantes par des nombres flous trapézoïdaux, et l'intersection par le « et » optimiste (max-min) et le « ou » de Bühler, flous (Lesage 2000). Ce modèle semble rencontrer moins de difficultés théoriques, et être adapté aux modèles linguistiques du RA adoptés par les praticiens. L'adoption d'une approche inductive comme l'approche cognitive explique en partie cet avantage. En plus, le choix de la Logique Floue comme base théorique permet d'assimiler tout subjectivisme inhérent à l'estimation d'une croyance (Lesage 2000 et Casta et Lesage 2003).

D'autres auteurs se sont intéressés au RA. Ils ont utilisé notamment les réseaux de neurones comme outil d'apprentissage pour l'estimation de certains aspects de l'audit financier, sans pour autant affirmer qu'un modèle neuronal complet du RA ait pu être développé (Calderon & Cheh 2002). Pour tous ces modèles ci-exposés, plusieurs problèmes sont mis en évidence au niveau spécifique de l'estimation du RI :

2 Problématique

Au niveau théorique mathématique, tous ces modèles formalisent un RI simple et ne le structurent pas. Le RI n'est qu'une simple probabilité subjective, ou vecteur de croyance, ou nombre flou trapézoïdal. Mais aucun de ces travaux académiques ne traite comment ces estimations sont obtenues, ni par quel type d'inférence ou type de structure de raisonnement. Aucun de ces modèles n'essaie d'identifier les facteurs déterminants du RI, ni comment leurs effets sont agrégés en un niveau ou quantité unique de RI. Ces modèles mathématiques

considèrent le processus cognitif de l'estimation du RI en tant que « boîte noire ». Il y a absence de recherches dans ce sens.

Au niveau conceptuel des normes d'audit, elles concèdent que le processus d'estimation du RI se base sur des facteurs issus de l'environnement de la firme auditée, mais ne les identifie pas ou peu. Elles restent en plus muettes quant à leur mode d'agrégation. D'un côté, chaque facteur devrait avoir, à notre sens, une importance propre (ou pondération) différente de celle d'autres facteurs. D'un autre côté, un effet conjugué de plusieurs facteurs sur un niveau précis et unique de RI peut exister (Dusenbury et al. 1996, Haskins & Dirsmith 1993 et Lea et al. 1992). Ce qui est complètement ignoré par les normes d'audit ainsi que les modèles mathématiques. Nous allons alors développer une démarche quantitative du même type que celui des réseaux de neurones mais en utilisant le formalisme des arbres de décision flous.

3 Objectif et intérêt

Notre objectif est de proposer en premier lieu une structure de raisonnement pour inférer le risque inhérent d'audit financier. Il s'agit de capter le processus cognitif d'estimation du RI, grâce à la construction d'un arbre de décision flou, en identifiant et en y plaçant les facteurs, déterminants du RI, les plus discriminants pour l'auditeur. Puis, nous comptons démontrer que l'utilisation d'une telle structure d'inférence floue est proche d'une décision réelle de l'estimation du RI par l'auditeur. Il s'agit d'une recherche exploratoire et expérimentale. Elle s'intègre au domaine de la capitalisation des connaissances humaines. Elle essaye de résoudre un problème de décision.

L'intérêt de notre recherche est multiple. Elle est utile pour les auditeurs novices, qui connaissent encore peu comment estimer un RI au début d'une mission d'audit. Elle est utile pour les instances de normalisation de l'audit, qui pourraient intégrer nos résultats à une normalisation approfondie de l'estimation du RI. Enfin, elle est utile pour l'amélioration et l'approfondissement des systèmes d'extraction et de gestion des connaissances de l'auditeur, utilisés actuellement par certains grands cabinets professionnels internationaux.

4 Méthodologie

Notre objectif premier est de chercher une structure théorique valable du raisonnement de l'auditeur dans le processus d'estimation du RI d'audit. Le choix de la logique floue comme outil de modélisation et de représentation des connaissances en langage naturel, se justifie par les faits qu'elle permet d'éviter les seuils booléens, qu'elle donne plus de liberté pour les nuances et qu'elle permet de lier une croyance ou une estimation à son contexte (Glorennec 1999). Le choix de l'arbre de décision flou se justifie par les faits qu'il permet de classer le facteur optimal à chaque nœud, qu'il permet l'extraction et l'usage de règles d'inférence incomplètes, et qu'il permet de parcourir plusieurs branches en parallèle, ce que les arbres booléens ne permettent pas (Glorennec 2002).

Les arbres de décision sont un outil puissant de classification. Notre problème de classification, serait d'associer chaque entreprise auditée, à son estimation de RI, donc, de classer des combinaisons de facteurs et de modalités à une classe de valeurs (ou niveaux) de RI. Les facteurs seraient des variables explicatives (évaluées par des modalités) et la classe des niveaux du RI serait la variable expliquée. Chaque chemin, de la racine à une feuille, est une règle du type « si A et/ou B et/ou C... alors Y ».

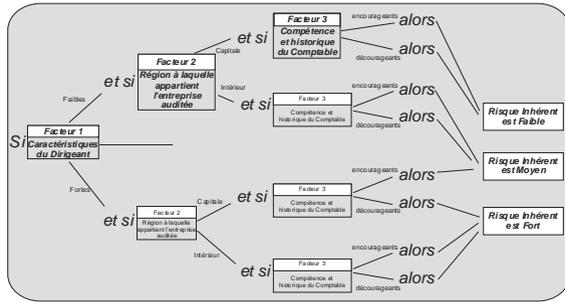


FIG. 1 - une approche d'un arbre de décision encore intuitif pour l'estimation du RI d'audit

Cet outil est un modèle d’entrée/sortie non linéaire (et non paramétrique). Sa capacité à hiérarchiser les variables selon des mesures de discrimination (entropie et gain d’information flous), le favorise par rapport aux réseaux de neurones et aux systèmes d’inférence floue. Il est en fait interprétable, lorsque des contraintes y sont insérées. Il gère aussi bien les variables numériques que symboliques (Marsala 1998), comparativement aux réseaux de neurones, qui ne sont qu’un ensemble de méthodes d’analyse et de traitement de données, non linéaires certes, utiles à la classification certes, mais des boîtes noires ininterprétables et essentiellement numériques. Il permet un résultat comparable avec un nombre plus faible de règles (Glorennec 2002), comparativement aux systèmes d’inférence floue.

Les connaissances de l’auditeur sont caractérisées d’imparfaites, imprécises, vagues, majoritairement linguistiques, et approximatives (Lesage 2000 et Casta et Lesage 2003). Le moyen habituel d’obtenir des connaissances complexes est de les demander à des experts du domaine. Or, il n’est pas évident de trouver l’expert proprement dit, ni que ses connaissances « complexes » (règles) soient explicites. La construction de l’arbre doit donc se faire par induction automatique, à partir d’un ensemble de données réelles, retrouvées dans les banques de données des firmes d’audit tunisiennes. Elle permet l’extraction de connaissances complexes (règles) nouvelles et robustes, et la schématisation graphique d’un raisonnement et donc sa structuration. Les experts devraient valider ensuite les règles extraites.

5 Conclusion

Notre recherche est exploratoire dans le sens que la structuration du processus cognitif d’estimation du RI est encore un domaine de recherche vierge. Elle est aussi une recherche expérimentale, dans le sens que le mode d’inférence choisit, tel l’arbre de décision flou induit, peut ne pas correspondre au mode d’inférence cognitif réel des auditeurs en Tunisie. Notre recherche vise à passer du subjectif qu’est l’opinion des auditeurs, à l’objectif qu’est l’arbre de décision extrait automatiquement et validé à posteriori par ces mêmes auditeurs.

Références

A.I.C.P.A. (2003) « Professional standards, U.S. auditing standards » A.I.C.P.A. Vol.1 - March 2003.
 Calderon T.G., Cheh J.J. (2002) « A Roadmap for future neural networks research in auditing and risk assessment » International Journal of Accounting Information System - Vol.3 - 2002 pp.203-236

- Casta J-F., Lesage C. (2003) « La recherche en audit : Méthodologie positive, méthodologie cognitive » Workshop CEREG - dauphine DEA audit - 26/06/2003 - 10 pages.
- Dusenbury R.B., Reimers J.L., Wheeler S.W. (1996) « An empirical study of belief-based and probability-based specification of audit risk » *Auditing : A Journal of Practice and Theory* - Vol.15 n°2 - Fall 1996 pp.12-28
- Friedlob G.T., Schleifer L.L.F. (1999) « Fuzzy logic: Application for audit risk and uncertainty » *Managerial Auditing Journal* - Vol.14 n°3 - 1999 pp.127-135.
- Glorennec P.-Y. (2002) « Induction et optimisation d'arbres de régression flous » *Systèmes numériques - projet simbad - INSA de Rennes - IRISA Publication interne n°1363* - Janvier 2002, 38 pages.
- Glorennec P.-Y. (1999) « Algorithme d'apprentissage pour systèmes d'inférence flou » éditions Hermès - 1999.
- Haskins M.E., Dirsmith M.W. (1995) « Control and inherent risk assessments in client engagements : An examination of their interdependencies » *Journal of Accounting and Public Policies* - Vol.14 n°1 - Spring 1995, pp.63-83
- IFAC (2003) « IFAC Handbook : Normes Internationales d'Audit » traduit par CNCC et OEC, Juin 2003, 524 pages.
- Lea R.B., Adams S.J., Boykin R.F. (1992) « Modeling of the audit risk assessment process at the assertion level within an account balance » *Auditing : A Journal of Practice and Theory* - Vol.11 - Supplement 1992, pp.152-179
- Lesage C. (2000) « Audit risk assessment : An imperfect knowledge based model » in Bouchon-Meunier B., Yager R.R. & Zadeh L.A. (eds.) « *Uncertainty in intelligent and information systems, advances in fuzzy systems - applications and theories* » Vol.20, September, World Scientific, USA.
- Marsala C. (1998) « Apprentissage inductif en présence de données imprécises : Construction et utilisation d'arbres de décision flous » Thèse - Université Paris 6 - 232 p.
- Shafer G. (1976) « *A Mathematical Theory of Evidence* » Princeton University Press, New Jersey -1976, 297 p.
- Srivastava R.P., Lu H. (2002) « Structural analysis of audit evidence using belief functions » *Fuzzy Sets and Systems* - Vol.131 - 2002, pp.107-120
- Srivastava R.P., Shafer G.R. (1992) « Belief-function formulas for audit risk » *Accounting Review* - Vol.67 n°2 - 1992, pp.249-283
- Zadeh L.A. (1965) « Fuzzy sets » *Information and Control* - Vol.8 - June 1965, pp.338-353.

Summary

Audit risk concept is a surrogate of errors existence in financial reports. Auditing standards consider it as an aggregation of three components : IR as inherent risk, CR as control risk, and DR as detection risk. Three mathematical models are associated to audit risk concept : A Bayesian model, a belief-function model and, a fuzzy model. These three models show mathematical and practical incoherencies for IR assessment. All three consider IR assessment process as a black box. We propose a simple fuzzy inference algorithm to capture inherent risk cognitive assessment process. It is based on fuzzy decision tree. We try to see if risk level obtained from our model is near to real assessed risk level. Our research is an exploratory and experimental one. It try to resolve a decision problem.

