

Modélisation de l'imperfection dans le coût : une interprétation cognitive de résultats expérimentaux obtenus sur le modèle CVP

Cédric LESAGE

Université de Rennes 1

Classification JEL : M490

Correspondance :

IGR/CREREG, Groupe Quasi Clostra

11, Rue Jean Macé, CS 70803 - 35708 Rennes Cedex 7

Tél. : 02.99.84.78.34 ; Email : cedric.lesage@univ-rennes1.fr

Résumé : La recherche en analyse de coûts comporte un champ lié à l'utilisation de différents cadres mathématiques traitant de l'incertitude de l'information. Sur la base de l'exemple du modèle CVP, nous recensons les différentes hypothèses de construction de ces perfectionnements successifs, en mettant en évidence leur difficile respect dans un contexte réel. Pour éviter l'impasse de modélisation, nous suggérons de sortir de la description physique du coût et de prendre en compte l'interaction cognitive entre l'information imparfaite fournie par le modèle et le manager. Testée expérimentalement, cette position semble pouvoir expliquer les différences de performances obtenues par des utilisateurs de deux modèles CVP employant deux cadres mathématiques différents.

Mots clés : modèle CVP – modélisation du coût – théorie des probabilités – logique floue – dissonance cognitive.

Abstract : Research in cost analysis contains a field related to the use of various mathematical frameworks dealing with uncertainty in management information. On the basis of the example of the CVP model, we list the various assumptions of construction of its successive improvements, by highlighting their difficult implementation in a field context. To avoid this dead end in modelling, we suggest going beyond the physical description of the cost, in order to take into account the cognitive interaction between imperfect information provided by the model and the manager. Experimentally tested, this position seems capable of explaining the differences in performances obtained by users of two CVP models using two different mathematical frameworks.

Key words : CVP model – cost modelling – theory of probabilities – fuzzy logic – cognitive dissonance.

L'analyse de coûts repose sur de nombreux modèles d'évaluation du coût d'un objet. Traditionnellement, la typologie de ces modèles s'effectue selon leur approche (coût complet, *Activity Based Costing*, etc.), ou selon leur objet (produit, process, service, etc.). Mais il est également possible de les classer selon le cadre mathématique dans lequel ils s'inscrivent. Dans cette optique, la littérature montre trois grands courants, se suivant chronologiquement : méthodes analytiques classiques, théorie des probabilités, logique floue.

Chaque cadre mathématique a été développé pour tenter de répondre aux insuffisances théoriques de ses prédécesseurs dans la façon de prendre en compte l'incertitude des situations de gestion. Au sein de chaque cadre, différentes approches se succèdent (par exemple pour le cadre probabiliste : approche fréquentiste type loi normale, simulation de Monte-Carlo, probabilités subjectives, options réelles, etc.).

Cependant, malgré des développements toujours plus sophistiqués, les modèles généralement appliqués reposent sur le cadre analytique classique. En effet, les avancées théoriques dans le traitement de l'incertitude supposent des hypothèses toujours plus rigoureuses, difficiles à respecter dans une situation réelle de gestion. Ainsi, les méthodes probabilistes nécessitent des hypothèses strictes sur la forme de l'incertitude représentée (cf. M. Allais [1982] pour une critique sévère de l'utilisation en sciences sociales des probabilités en dehors de l'observation de fréquences). De même, les modèles flous, s'ils admettent en input des formes générales d'incertitude, payent cet avantage par l'imperfection de la solution output. Ainsi, dans un contexte réel de gestion, aucun des trois grands cadres mathématiques ne paraît pouvoir prétendre à une meilleure pertinence.

Pour sortir de cette impasse de modélisation, nous proposons d'explorer la voie suivante : prendre en compte non seulement la modélisation physique du phénomène de gestion, mais également l'interaction entre l'utilisateur et l'information fournie par le modèle. En effet, les restrictions à la pertinence de l'information output rendent nécessaire son interprétation par l'utilisateur. Or, ces informations sont représentées différemment selon les cadres mathématiques : il est donc possible

qu'elles soient traitées différemment par l'individu, l'amenant ainsi à une prise de décision différente.

Nous proposons de tester cette idée sur un modèle simple d'analyse de coût : le modèle coût-volume-profit (CVP). Un tel modèle a fait l'objet de très nombreux développements théoriques dans les trois cadres mathématiques, sans pour autant que son utilisation diffère sensiblement du modèle de base issu du cadre analytique (cf. par exemple son utilisation dans le dossier financier type de l'Agence pour la création d'entreprise). Nous présenterons donc dans un premier temps les différentes évolutions de ce modèle.

Nous aborderons ensuite le cadre théorique de la dissonance cognitive [L. Festinger 1957]. Cette approche du comportement face à une contradiction entre deux cognitions (croyance, information, action) permet de supposer un traitement différencié de la représentation d'une information parfaite et imparfaite.

Cette hypothèse servira de base à une expérimentation en laboratoire d'une simulation assistée par ordinateur de création d'entreprise utilisant le modèle CVP. Deux modèles CVP seront comparés : le modèle classique et le modèle flou dynamique. Nous verrons que l'explication des écarts de performances constatés en faveur de l'approche floue semble effectivement nécessiter la prise en considération de l'interaction cognitive.

1. Les évolutions du modèle coût-volume-profit

Parmi les nombreuses méthodes de calcul de coût, nous avons choisi le modèle Coût-Volume-Profit à cause de sa généralisation. En effet, sa formulation simple [résultat = quantité (prix de vente – coût variable unitaire) – charges fixes] le rend très populaire. Cependant, sa simplicité d'utilisation repose sur un ensemble très restrictif d'hypothèses d'application. Destinées à assurer la perfection des informations nécessaires à son calcul, elles génèrent de graves erreurs d'analyse lorsque qu'elles ne sont pas remplies [M. Gervais 2000, p. 99-100]. Très criti-

qué, mais jamais véritablement abandonné, le modèle CVP fait l'objet depuis plus de 30 ans de multiples développements théoriques.

1.1. Les modèles classiques

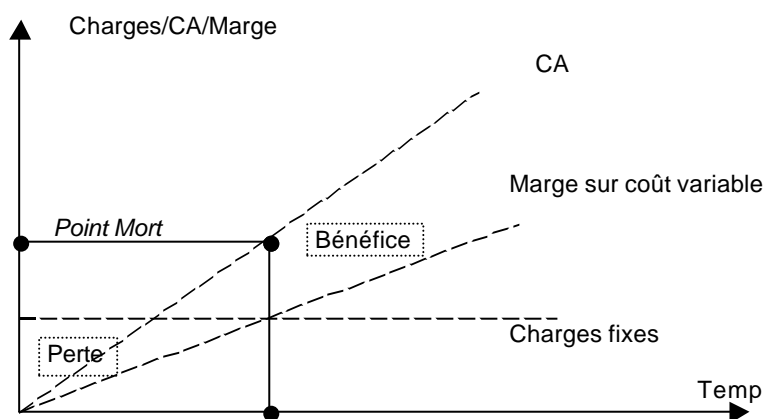
Le modèle Coût-Volume-Profit est basé sur la relation suivante :

$$R = q (P - V) - F$$

avec : R = résultat ; P = prix de vente unitaire ; q = quantités fabriquées et vendues ; V = coût variable unitaire ; F = charges fixes.

Sa principale utilisation réside dans la détermination du seuil au delà duquel l'entreprise dégage des bénéfices (le point mort ou le seuil de rentabilité) (Figure 1).

Figure 1 – *Le seuil de rentabilité*



L'extrême popularité de cet outil n'empêche donc pas les sévères critiques à son encontre : « *La séduisante simplicité de ces schémas et du raisonnement dont ils sont issus provient plus d'une accumulation d'hypothèses que de la réalité que l'on s'efforce de saisir.* » [A. Burlaud, C. Simon 1985, p. 80].

L'ensemble des hypothèses du modèle CVP a été regroupé dans le tableau 1.

Tableau 1 – Les hypothèses du modèle CVP classique

Hypothèses CVP		Analytique	
	Variables	Évaluation	Évolution
H1	Évolution du coût variable unitaire	parfaite	$f(V) = qV$
H2	Évolution des charges fixes	parfaite	$f(F) = Cte$
H3	Évolution du prix de vente unitaire	parfaite	$f(P) = qP$
H4	Évolution des quantités	parfaite	$f(q) = qt$
	Modèle		
H5	Facteur d'évolution du coût		q
H6	Structure de coût si multi production		%
H7	Absence de décalage de trésorerie		√
H8	Absence de variations de stocks		√

Un certain nombre de perfectionnements ont été apportés au modèle classique afin d'en étendre ses conditions d'application : abandon de la condition de fixité des charges fixes sur toute la période (remplacées par des charges fixes *par palier*), abandon de l'hypothèse de *proportionnalité des coûts variables* sur la période (effet d'apprentissage, limites de saturation de l'outil de production), abandon de l'hypothèse de *linéarité des quantités vendues* (effet de seuil au-delà duquel des ristournes deviennent indispensables).

Ces perfectionnements étendent sans conteste le champ d'application du modèle. Mais leur réalisme impose de connaître diverses informations difficiles à obtenir *a priori*. En fait, la substitution au niveau des hypothèses H1 à H4 des fonctions linéaires par des fonctions plus compliquées ne peut s'effectuer qu'au prix d'un supplément d'informations parfaites. Or, cette précision supplémentaire est souvent illusoire. La nécessité de perfection de l'information disponible risque donc de générer, dans une utilisation réelle, «*des emplois à contre-temps et des conclusions erronées* » [M. Gervais 2000, p. 99].

C'est pourquoi des tentatives ont été menées pour adapter le point mort à certaines formes d'imperfection de l'information.

1.2. Les modèles probabilistes

Le cadre de la théorie des probabilités a inspiré différentes voies de recherche visant à introduire une certaine forme d'imperfection : l'incertitude quantifiable. La structure de base de ces modèles consiste à remplacer chaque variable classique par la valeur espérée de sa distribution [R.K. Jaedicke, A.A. Robicheck 1964] :

$$E(R) = E(q) [E(P) - E(V)] - E(F)$$

Ce modèle de base a fait l'objet de nombreuses critiques dont nous présentons une rapide synthèse. Les premières critiques ont été d'ordre technique. Même en supposant la normalité et l'indépendance des variables (ce qui est une hypothèse supplémentaire forte), il subsiste un problème calculatoire complexe : on ne sait pas traiter simultanément une différence et un produit entre deux lois normales. Le résultat peut ne pas être une loi normale, empêchant ainsi d'utiliser une table pour calculer la probabilité d'atteindre le point mort. De nombreux raffinements ont été proposés (inégalité de Tchebycheff [S.L. Buzby 1974], formes log-normales [J.E. Hilliard, R.A. Leitch 1975], méthodes de simulation [M. Liao 1975]), au prix de nouvelles hypothèses de construction. Finalement, la seule variable aléatoire demeure souvent les quantités, supposant ainsi que seule cette valeur peut être imparfaitement connue (cf. par exemple Z. Adar et *al.* [1977] introduisant le comportement face au risque).

Parallèlement à ces approches de type fréquentiste, des approches bayésiennes ont été développées [R. Teller 1976].

Les étapes de l'approche sont les suivantes : énumérations des états possibles de la nature (q_j) et de la probabilité subjective de leur survenance ($P(q_j)$), énumération des décisions à prendre (d_i), évaluations des conséquences attachées à chacune des décisions prises en fonction de chaque état de la nature (C_{ij} , avec la fonction d'utilité associée $u_{C_{ij}}$), calcul des conséquences attendues de chaque décision ($E(d_i) = \sum_j u_{C_{ij}} P(q_j)$), puis choix de la décision optimale ($\max_i E(d_i)$) ou recours à une information supplémentaire si son coût d'obtention est inférieur au gain qui en résulte.

Inscrits dans le cadre de la théorie de la décision, ces modèles n'ont pas donné lieu à des développements ultérieurs, car ils supposent que l'on puisse identifier *a priori* tous les états de la nature, toutes les décisions possibles, ainsi que toutes leurs conséquences. En fait, l'incertitude provient uniquement de l'état de la nature qui surviendra réellement parmi tous ceux qui sont envisagés. Cette évaluation est effectuée de manière subjective, ce qui pose une forte contrainte sur la fiabilité de la mesure ainsi obtenue [A. Tversky et *al.* 1984], le champ de pertinence de la théorie des probabilités subjectives étant extrêmement précis [D. Dubois, H. Prade 1994, p. 33]. Des développements plus récents du cadre probabiliste, tels que les options réelles, supposent les mêmes limites d'utilisation.

Finalement, le recours au cadre probabiliste suppose des hypothèses fortes, soit de connaissance de la situation de gestion (probabilité subjective), soit de reproductibilité (distribution de forme normale), quasiment impossibles à obtenir dans un contexte normal de gestion.

1.3 Les modèles flous

Compte tenu de l'imperfection générale des informations accessibles aux managers, les modèles flous vont préférer l'utilisation de nombres flous aux probabilités, trop précises pour représenter des données approximatives [J. Gil-Aluja 1999].

1.3.1 Le modèle flou statique

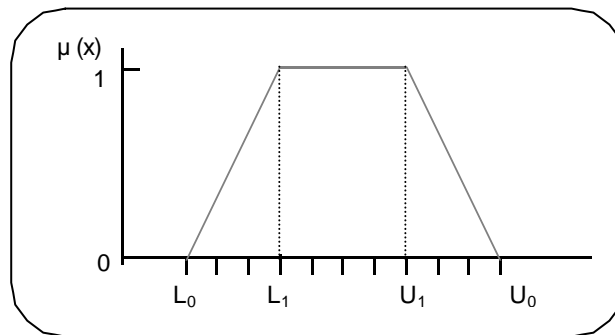
Une première génération de ce modèle [Y.L. Chan, Y. Yuan 1990, A.M. Gil-Lafuente 1993, p. 176-183] repose sur une structure CVP classique, dans laquelle les variables sont des nombres flous trapézoïdaux (NFT), exprimant la notion de « environ X », notée [X]. On obtient donc la formulation suivante :

$$[R] = [q] x ([P] - [V]) - [F]$$

Ces nombres flous sont obtenus en demandant au manager deux fourchettes d'évaluation : la plus large (L_0 - U_0) et la plus vraisemblable (L_1 - U_1), quatre données familières aux managers qui ont habituellement

une idée des limites extrêmes, et de la plage la plus raisonnable des valeurs prises par la variable étudiée. On aboutit à la représentation de chacune des variables sous la forme d'un NFT que l'on désigne conventionnellement par le quadruplet $(L_0; L_1; U_1; U_0)$. La figure 2 illustre un NFT. L'axe des ordonnées représente le degré de vraisemblance, noté $\mu(x)$.

Figure 2 – Représentation d'une information par un NFT



Ensuite, il suffit d'appliquer les formules classiques d'arithmétique floue issues du calcul d'intervalles pour obtenir le résultat flou $[R]$ (cf. pour une présentation complète de l'arithmétique et la résolution d'équations floues : G. Klir, B. Yuan [1995]).

Ce modèle est incontestablement plus souple d'utilisation que le modèle classique. Il accepte l'imprécision des données inputs *sans nécessiter aucune information nouvelle*, par rapport à celles demandées par le modèle classique. Cependant l'absence de prise en compte de la dimension du temps empêche de pouvoir l'utiliser à d'autres fins que le choix statique d'investissement sur l'ensemble de la période, ce qui limite considérablement son intérêt dans une perspective de gestion.

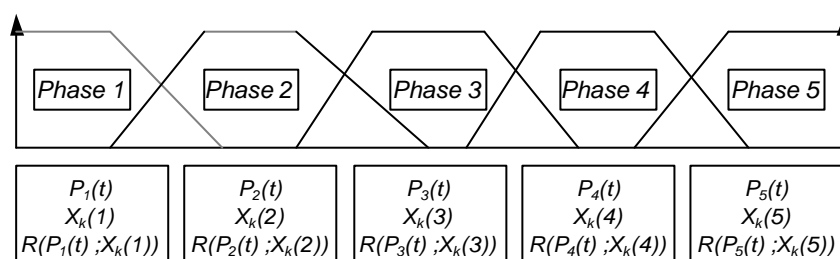
1.3.2 Le modèle flou dynamique

Si la dimension temps existe dans le modèle classique, il est remarquable de noter qu'elle disparaît des modèles probabilistes, compte tenu

de la complexité des calculs et du niveau d'information nécessaire. En revanche, l'utilisation du cadre mathématique de la logique floue permet de modéliser les évolutions dans le temps des variables fournies sous forme de NFT [C. Lesage 1999, p. 221-223]. Il est donc possible de concevoir un modèle CVP dynamique à base d'informations imparfaites. La figure 3 illustre la construction de ce modèle, reposant sur une succession imbriquée de différentes phases i au sein desquelles :

- la durée de la phase $P_i(t)$ est exprimée de manière approximative par un NFT,
- les différents paramètres de coût $X_k(i)$ sont représentés par des NFT,
- leur évolution $R(P_i(t); X_k(i))$ est représentée par une relation floue simple (croissance, décroissance, indépendance).

Figure 3 – *Le modèle CVP flou dynamique*



Graphiquement, l'évolution du résultat dans le temps est représentée par des zones de plus ou moins grande vraisemblance (cf. l'exemple de l'expérimentation en figure 7).

À ce stade, nous semblons être parvenu à une sorte d'impasse de modélisation : les données inputs ainsi que l'évolution dans le temps sont des jugements, permettant ainsi de relâcher au maximum les hypothèses H1 à H4 (Tableau 1). Cette facilité ne s'effectue pas par le recours à de nouvelles hypothèses (contrairement aux modèles probabilistes), mais par l'obtention d'une représentation output de forme imparfaite. *A priori*, cette imperfection semble nuisible dans une perspective de gestion, visant à réduire l'incertitude. C'est précisément la raison pour laquelle cette approche, malgré de très nombreux développements théoriques

depuis les années 80 [J. Gil-Aluja 2001], reste très peu utilisée dans les entreprises. Cet inconvénient a concentré l'essentiel des critiques contre l'application de la logique floue en économie-gestion (cf. par exemple le pessimisme d'A. Billot, dans sa conclusion de la seconde édition [1995]).

Aussi, nous souhaitons explorer une voie nouvelle : la modification de la représentation de l'information, née d'une modélisation inscrite dans un cadre mathématique de l'imparfait (par exemple, la logique floue), peut-elle avoir des conséquences sur le traitement qui en est fait par l'utilisateur ? Nous quittons donc la modélisation strictement physique, pour nous intéresser à l'interaction cognitive entre cette modélisation et le décideur.

2. L'impact de la représentation de l'information sur l'interaction cognitive

L'étude du traitement cognitif de l'information par les managers fait l'objet de nombreux travaux (cf. Volger [1996] pour une synthèse en management stratégique). Des études [H. Mintzberg et *al.* 1976] ont ainsi depuis longtemps montré que le personnel de l'entreprise (spécialement les cadres) doit fréquemment traiter un flux d'informations dépassant leur capacité cognitive normale (phénomène de rationalité limitée de H.A. Simon 1992). La réaction naturelle (et souvent inconsciente) du manager consiste alors à trier cette masse d'informations pour n'en retenir qu'une partie destinée à fonder son raisonnement ou son action. Les critères amenant à la sélection de l'information ne sont généralement pas explicites, mais font appel à des ressorts psychologiques profonds. Deux circonstances amplifient cette tendance :

- Le constat que la plupart des décisions prises dans le contexte de l'entreprise appartiennent à la catégorie des problèmes « mal définis » (*ill structured*, H. Mintzberg) : les objectifs, les informations disponibles sont imparfaitement définis.
- Le déroulement dans le temps de la réception du flux d'informations (par exemple : phase de recherche d'information,

phase de prévision, phase de réalisation), amenant des informations non forcément concordantes.

Pour expliquer la faculté de l'homme à agir dans ce contexte informationnel imparfait, la psychologie cognitive a mis en évidence un phénomène particulier, appelé « structuration cognitive » [J.P. Walsh 1995]. Confronté à une masse d'informations qu'il n'a pas le temps de traiter, l'individu a tendance à adopter des schémas cognitifs pré-structurés, liés à sa personnalité, son histoire, etc. Ce processus, largement inconscient, lui permet de gagner du temps et de se rassurer face au stress informationnel en appliquant des routines automatiques de traitement de l'information [H.P. Sims, D.A. Gioia 1986].

Cependant, la simplification du traitement de l'information occasionne également des biais cognitifs, pouvant être dommageables à sa pertinence. Ces biais sont nombreux et font l'objet d'analyses détaillées [E. Volger 1996, p. 17]. Nous en avons retenu deux, particulièrement applicables à un raisonnement de gestion dans le temps :

- l'ignorance de l'information contradictoire ;
- l'encouragement de la pensée stéréotypée.

Or, ces deux biais cognitifs se situent au cœur d'un cadre plus général d'explication du comportement dans une situation informationnelle contradictoire : la théorie de la dissonance cognitive [L. Festinger 1957]. Cette théorie suggère que lorsque la validité des croyances établies ou des activités effectuées est remise en question par de nouvelles informations, les individus éprouvent une dissonance cognitive.

Le phénomène psychologique est le suivant : l'existence simultanée d'éléments de connaissance incohérents (dissonance) entraîne de la part de l'individu un effort pour rétablir leur cohérence (réduction). Il existe deux sources de dissonance :

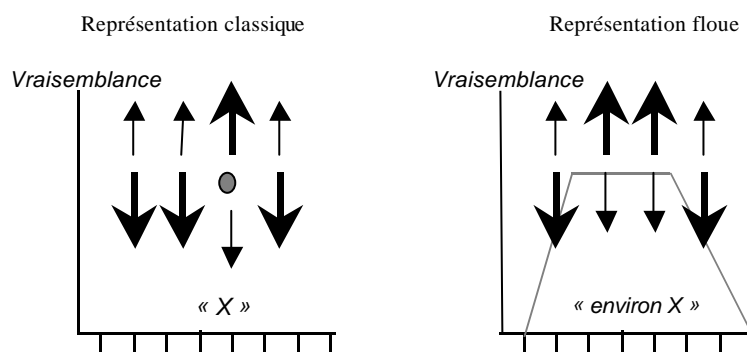
- l'exposition à des informations nouvelles incompatibles avec ses anciennes connaissances ;
- l'exposition à des circonstances l'amenant à adopter une conduite *a priori* peu compatible avec son système de valeur.

Ainsi, dans une situation classique de prévision, si une information préalable (la prévision) est contredite par l'information réelle, on constate un éveil de la dissonance cognitive.

Cette dissonance cognitive est inconfortable et génère un stress dont on a pu mesurer des impacts physiologiques (rythme cardiaque, tension, etc. [R.V. Joule 1991]). Automatiquement et inconsciemment, le mécanisme de réduction est enclenché, passant par le reniement, la substitution, la rationalisation ou le remplacement du désir par la réalité. Ainsi, la dissonance occasionnée par un écart : prévision-réalité peut être réduite par un doute émis sur l'information nouvelle, ou bien une relativisation du processus de prévision, aboutissant à une résistance au changement, souvent étudiée dans la littérature en organisation [J. Jermias 2001]. Un effet particulièrement significatif de la dissonance cognitive a été mis en évidence dans un processus de prise de décision : suite à un choix effectué parmi différentes alternatives, un décideur tend à ne retenir que les informations nouvelles confirmant sa décision, et à rejeter ou dénigrer celles qui l'infirmant [L. Festinger 1957]. Finalement, dans une optique de gestion, la confrontation à un flux continu d'informations souvent incomplètes et parfois contradictoires est une source permanente de structuration et d'éveil/réduction de la dissonance cognitive.

Cette présentation succincte des phénomènes cognitifs de traitement de l'information nous conduit à étudier la question suivante : est-il possible de réduire la dissonance cognitive éprouvée en recourant à une représentation imparfaite de l'information ?

Figure 4 – *Biais cognitifs et représentation par la logique floue*



La figure 4 illustre la problématique posée :

- Sur la représentation classique, la focalisation sur une seule valeur tend à accroître le biais cognitif en ne privilégiant que les nouvelles informations confirmant cette valeur.

- Sur une représentation floue (i.e. multivaluée), l'information n'est pas focalisée sur une seule valeur. Plusieurs valeurs seront donc privilégiées ; inversement, le rejet d'informations contradictoires sera diminué, puisque la progressivité du niveau d'appartenance atténue la notion même d'information contradictoire.

Ainsi, la discrimination opérée par la structuration cognitive pourrait se révéler moins importante sur une représentation multivaluée que sur une représentation classique. En diminuant l'impact d'un écart entre une information nouvelle et une prévision, l'objectif est de diminuer les effets négatifs de la réduction de la dissonance cognitive. Une telle représentation pourrait atténuer les effets pervers de la dissonance cognitive liés à la résistance à la nouveauté.

Notons que la prise en compte de ce phénomène amène à intégrer dans la modélisation le décideur, ou plus exactement l'interaction entre le décideur et la représentation de l'information générée par le modèle. Le phénomène n'est donc plus décrit indépendamment de soi (modèle « physique »), mais dans sa relation avec soi (modèle « cognitif »).

L'hypothèse que nous souhaitons tester est donc la suivante : l'utilisation d'une représentation imparfaite d'informations de gestion diminue la dissonance cognitive, permettant ainsi un traitement moins biaisé de l'information, aboutissant à une meilleure performance.

3. L'expérimentation

L'expérimentation consiste dans la comparaison des performances atteintes par une gestion utilisant d'une part, un modèle CVP classique, d'autre part un modèle CVP flou dynamique.

3.1. Le protocole expérimental

Le protocole se fonde sur une expérimentation en laboratoire. Cette approche, encore rare en sciences de gestion, a été développée en sciences sociales d'abord en psychologie expérimentale, puis en économie expérimentale [J.H. Kagel, A.E. Roth 1995]. Son choix repose sur sa faculté à contrôler tous les paramètres de l'expérimentation, facilitant ainsi l'explicitation des causes de l'effet observé. Nous avons donc délibérément privilégié la validation interne des résultats (obtention des données, traitement statistique homogène, compréhension des causes et interprétation des résultats) sur la validité externe (extrapolation et généralisation des résultats).

Le protocole expérimental consiste en une simulation de création d'entreprise programmée sur ordinateur. Les sujets sont répartis aléatoirement dans deux échantillons se distinguant uniquement par l'utilisation d'une courbe prévisionnelle classique (issue d'un modèle CVP classique : échantillon « parfait ») ou multivaluée (issue du modèle CVP flou dynamique : échantillon « imparfait »). Le contexte expérimental permet de remplir les conditions du modèle H5-H8 (Tableau 1) : il n'existe qu'un seul produit, son coût total évolue selon les quantités, les paiements sont au comptant, il n'y a pas de variations de stocks, etc. Les informations fournies au sujet sont imparfaites, du fait de leur incomplétude, de leur approximation, ainsi que du manque de temps nécessaire à leur traitement exhaustif. Le sujet est jugé sur sa performance, calculée par la valeur des capitaux propres de sa société à l'issue de la simulation. Il peut utiliser la courbe prévisionnelle pour l'aider dans son suivi de gestion.

Le plan d'expérience comprend des variables ordinales (récupérées par un questionnaire administré au cours de la simulation) ainsi que des variables numériques (calculées par le logiciel). La structure générale des tests consiste dans l'évaluation de l'impact d'une variable explicative binaire (type « parfait » ou type « imparfait ») sur les variables dépendantes ordinales (notamment la confiance du sujet dans sa performance) ou sur les variables dépendantes numériques (notamment la performance réellement atteinte par le sujet).

Nous pouvons noter que la différence de nature des données inputs demandées au sujet (une valeur pour l'échantillon « parfait » contre les

4 valeurs L_0 , L_1 , U_1 , U_0 nécessaires aux NFT de l'échantillon « imparfait ») n'a entraîné aucune difficulté de compréhension chez le sujet de l'échantillon « imparfait », ni aucun délai supplémentaire pour remplir les masques de saisie. De la même manière, les temps de calculs de chacun des deux outils étaient similaires, les calculs flous revenant à de simples calculs d'intervalles sur les deux fourchettes L_0-U_0 et L_1-U_1 .

3.2. Résultats

Le tableau 2 récapitule l'intégralité des tests et des résultats obtenus.

Tableau 2 – Récapitulatif des résultats

<i>Test</i>	<i>Hypothèse</i>	<i>Conclusion</i>
1	• Les performances de l'échantillon « imparfait » sont plus élevées que celles de l'échantillon « parfait »	non rejetée
2	• Les deux échantillons ont un niveau de connaissance identique	non rejetée
3	• Les prévisions de l'échantillon « imparfait » et de l'échantillon « parfait » sont identiques en moyenne	non rejetée
4	• Les écarts prévision-réalité de l'échantillon « imparfait » sont plus faibles que ceux de l'échantillon « parfait », et cette tendance s'accroît au fil du temps	non rejetée
5	• Les écarts de prévisions individuelles de chaque échantillon à la prévision moyenne de l'échantillon est plus faible pour l'échantillon « imparfait » que pour l'échantillon « parfait », et cette tendance s'accroît au fil du temps	non rejetée
6	• Les prévisions sont perçues comme étant meilleures par l'échantillon « imparfait »	non rejetée
7	• La qualité des prévisions perçues et l'écart prévision-réalité sont corrélés	non rejetée pour l'échantillon « parfait »
8	• Les performances sont perçues comme étant meilleures par l'échantillon « imparfait »	non rejetée
9	• Les performances perçues ne sont pas corrélées avec les performances réelles	non rejetée

Les résultats obtenus au cours de cette expérimentation sont présentés selon deux niveaux d'analyse :

- une modélisation « physique » s'attachant à la description de la situation de gestion ;
- une modélisation « cognitive » issue de l'interaction entre le décideur et l'information fournie par l'outil de gestion.

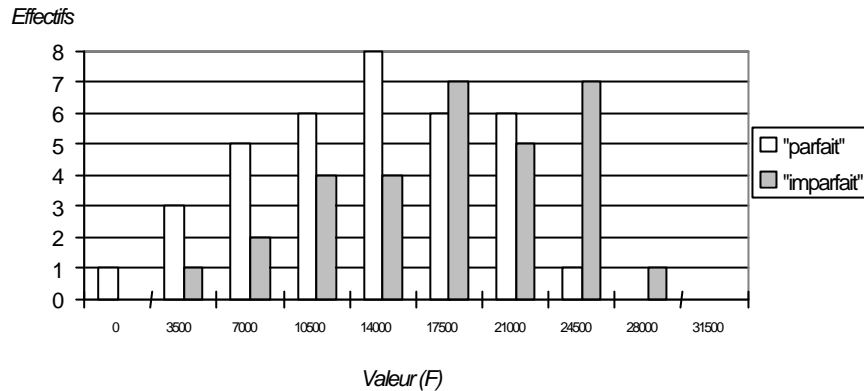
3.2.1. Premier niveau d'analyse : la modélisation « physique »

a) Constatation d'un écart de performance

Les résultats obtenus établissent une nette différence de comportement : les sujets de l'échantillon « imparfait » obtiennent en moyenne de

meilleures performances (valeur de la société à l'issue de la simulation) que les sujets de l'échantillon « parfait » (Figure 5).

Figure 5 – Distribution de la valeur obtenue à l'issue de l'expérimentation



L'écart de performance est supérieur à 30 % (moyenne « parfait » : 11 476 F, moyenne « imparfait » : 15 672 F) et statistiquement significatif (Test 1: test t d'égalité des moyennes : risque de rejet à tort de l'hypothèse d'égalité : 0,8 %).

b) Une modélisation (input-output) identique en moyenne

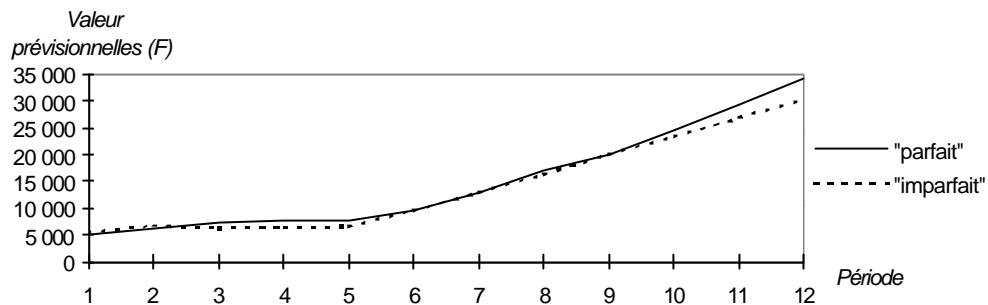
Deux points ont été mis en évidence, permettant d'éliminer les deux causes *a priori* d'écart de performances, à savoir le niveau d'information et la qualité de la modélisation :

- Il n'existe pas de biais liés au niveau d'information. Un test d'évaluation de connaissances, avant et après la simulation, permet de conclure à l'égalité d'information entre les individus des deux échantillons (Test 2 : test t d'égalité de moyenne : risque de rejet à tort supérieur à 92 % de l'hypothèse H_0 d'égalité des moyennes).

- Il n'existe pas de biais liés à la modélisation. Les prévisions effectuées par l'outil flou ne sont pas « meilleures » que celles effectuées par l'outil classique, au sens où la modélisation serait plus proche de la réalité. En effet, la courbe prévisionnelle moyenne est identique dans les deux cas (Test 3 : figure 6). Ceci est conforme au fait qu'une modélisation par la logique floue ne modifie que la représentation du phénomène. Une meilleure modélisation ne peut se faire que par apport

d'informations nouvelles, ce qui n'est pas le cas, puisque les niveaux de connaissances sont identiques (cf. supra).

Figure 6 – Identité des courbes prévisionnelles



À ce stade, la conclusion est la suivante : les performances sont significativement différentes, alors que les informations (inputs de la modélisation) et les prévisions (outputs de la modélisation) sont identiques en moyenne. La seule différence entre les deux échantillons étant la représentation de l'information sur les courbes prévisionnelles, nous avons recherché une interprétation de l'écart de performances au niveau de l'interaction entre le décideur et l'information représentée.

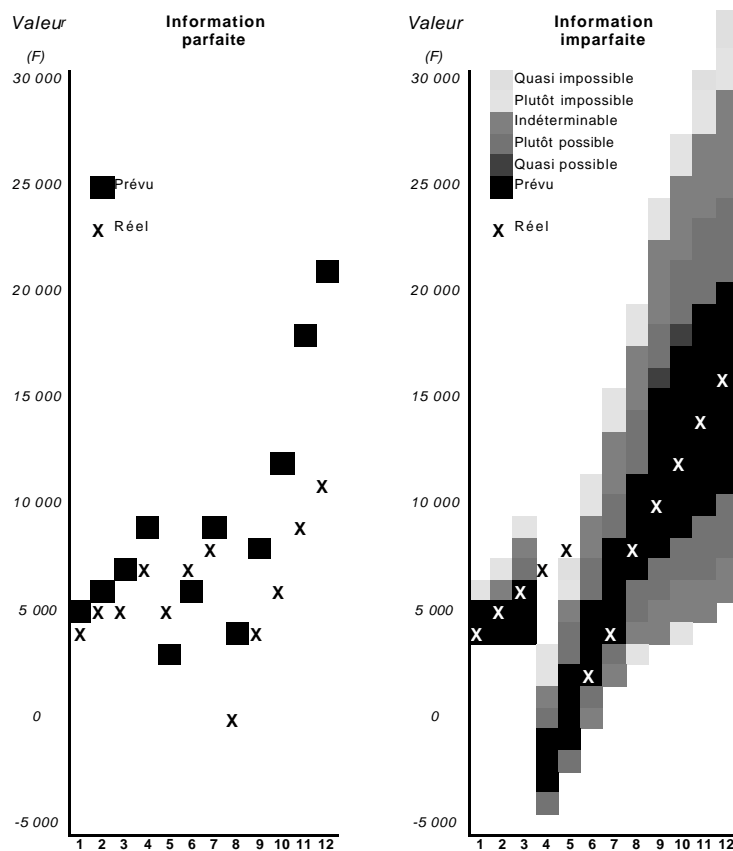
c) Une représentation différenciée de l'écart prévision-réalité

Le traitement par la logique floue a introduit une souplesse en utilisant les différences d'interprétations pour l'évaluation de l'ensemble des possibilités, sans pour autant modifier la cohérence moyenne de la représentation. À l'issue de la phase d'établissement des prévisions, les informations outputs (les courbes prévisionnelles) sont donc de type :

- « trajectoire » montrant au sujet de l'échantillon « parfait » une interprétation de la situation de gestion ;
- « carte » montrant au sujet de l'échantillon « imparfait » un ensemble gradué d'interprétations possibles de la situation de gestion.

Dans la seconde phase, au cours de laquelle le sujet évolue dans la réalité, le sujet acquiert progressivement des informations sur la réalité, modifiant ainsi sa perception de la situation de gestion (Figure 7).

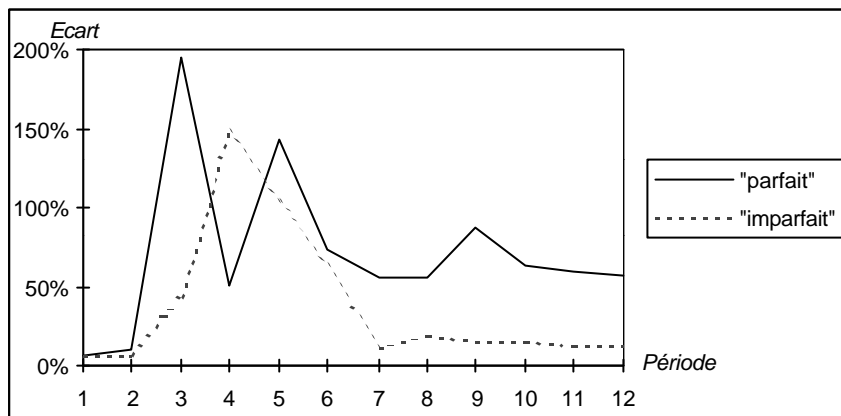
Figure 7 – Représentation différenciée des écarts prévision-réalité



Le sujet dispose de sa courbe prévisionnelle sur laquelle s'affiche la valeur réelle au cours du temps. Elle est donc utilisée comme support de référence (les courbes sont consultées en moyenne 12 fois au cours de l'expérimentation, soit 1 fois par semaine), compte tenu de l'absence de tout autre repère objectif. Or, de ce point de vue, la situation est très différente selon les échantillons.

D'une part, la courbe « imparfaite » représentant une plage plus grande et graduée d'états possibles, le sujet a moins de chances d'observer un écart entre la prévision et la réalité (Figure 8 : Test 4).

Figure 8 – Écart prévision-réalité moyen de la valeur de la société



D'autre part, cette souplesse de représentation permet de constater une convergence des prévisions beaucoup plus forte dans l'échantillon « imparfait » que dans l'échantillon « parfait » (Figure 9 : Test 5) :

On constate que la courbe des écarts individuels à la courbe prévisionnelle moyenne de chaque échantillon est significativement plus faible dans l'échantillon « imparfait » que dans l'échantillon « parfait » et cette tendance s'accroît au cours du temps.

Cette confirmation progressive des prévisions a donc pu générer chez le sujet « imparfait » un sentiment de confiance plus marqué que son homologue « parfait ». Nous entrons donc dans le champ de l'interprétation cognitive de l'écart de performance.

3.2.2. Second niveau d'analyse : la modélisation « cognitive »

La souplesse de la représentation par la logique floue a diminué les risques d'écarts importants entre les informations « prévisions » et les informations « réalité » : les sujets de l'échantillon « imparfait » ont moins eu le sentiment de s'être trompés lors de l'établissement des pré-

visions (Test 6). L'éveil de la dissonance cognitive a donc été plus fort dans l'échantillon « parfait », alors que l'échantillon « imparfait » s'est révélé peu sensible à l'écart prévision-réalité : la corrélation entre erreur réelle et erreur perçue (Test 7) n'a été mise en évidence que pour l'échantillon « parfait ».

Ce résultat est corroboré par la comparaison de la confiance éprouvée par les sujets de chaque échantillon (cf. figure 10).

Figure 9 – *Moyenne des écarts des prévisions à la courbe prévisionnelle moyenne de l'échantillon*

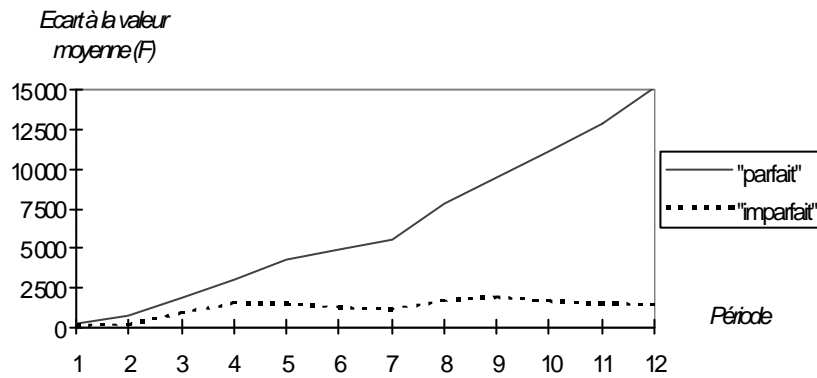
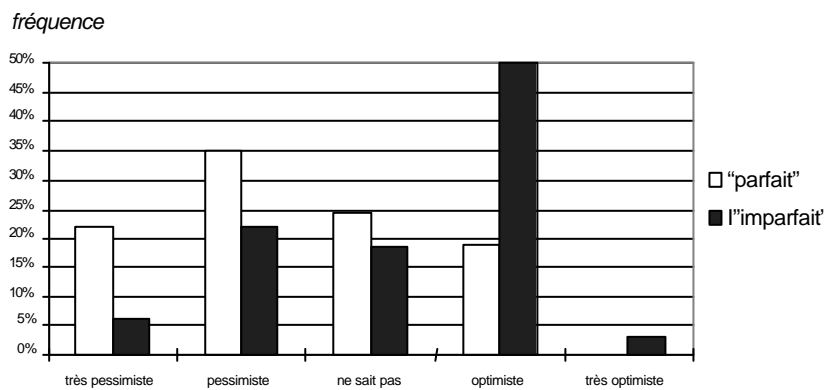


Figure 10 – *Confiance dans la performance finale*



Rationnellement, les individus auraient dû tous choisir la réponse « ne sait pas », car aucun d'entre eux ne connaissait ni les performances des autres sujets de l'expérimentation, ni la performance théorique maximale. Pourtant, les individus de l'échantillon « imparfait » montrent une confiance plus importante (Test 8 : test Khi2 sur les médianes et un test U sur les rangs : la probabilité de rejet à tort de l'hypothèse d'égalité H_0 d'égalité des médianes est inférieure à 1 %). On doit noter que les tests statistiques ont mis en évidence que cette différence d'appréciation croissait au fur et à mesure du temps (cette mesure a été effectuée à $T = 4$, $T = 8$, $T = 12$).

Une cause possible de cette plus grande confiance pourrait provenir de la meilleure performance objective déjà constatée sur l'échantillon « imparfait ». Cependant, les tests statistiques ont mis en évidence l'absence de corrélation entre ces deux variables (Test 9 : les tests de Pearson, de Spearman et de Kendall, entre une variable ordinale et une variable métrique, donnent un coefficient de corrélation compris entre 0,24 et 0,28).

La compréhension de l'ensemble de ces résultats fait l'objet d'une interprétation issue de la psychologie cognitive que nous présentons maintenant.

3.3. *Interprétation*

Les résultats expérimentaux trouvant leur origine dans une différence de représentation d'informations (*parfaite* versus *imparfaite*), nous proposons une interprétation cognitive de cette utilisation de la logique floue.

Lors de la phase de l'élaboration des prévisions, le sujet doit traiter de l'information imparfaite pour l'injecter dans un système de traitement de l'information (le logiciel d'aide à la prévision). Le contexte de l'expérimentation le place dans une situation de stress informationnel : il n'a pas le temps de traiter exhaustivement une masse d'informations, par ailleurs imparfaite et incomplète.

À ce stade, il n'existe pas encore de différences entre l'échantillon « parfait » et l'échantillon « imparfait », ce qui est mis en évidence par

les niveaux identiques de connaissance mesurées par le test initial de connaissance (Test 2) et par l'identité en moyenne des prévisions (Test 3).

Ensuite, l'information réelle se superpose sur l'information prévisionnelle déclenchant ainsi un processus de dissonance cognitive.

Pour expliquer les différences de performance finale, nous proposons l'enchaînement suivant d'événements :

- La souplesse de la représentation par la logique floue a diminué les risques d'écarts importants, d'une part entre les prévisions individuelles (Test 5) et entre les informations « prévisions » et les informations « réalité » (Test 4).

- En conséquence, les sujets de l'échantillon « imparfait » ont moins eu le sentiment de s'être trompés lors de l'établissement des prévisions (Test 6). L'éveil de la dissonance cognitive a donc été plus élevé dans l'échantillon « parfait » alors que l'échantillon « imparfait » s'est révélé peu sensible à l'écart prévision-réalité : la corrélation entre erreur réelle et erreur perçue (Test 7) n'a été mise en évidence que pour l'échantillon « parfait ».

- La réduction de la dissonance cognitive peut être appréhendée au moyen de la confiance exprimée par les sujets. En effet, le sentiment de satisfaction par rapport au niveau de la performance (Test 8) est supérieur au sein de l'échantillon « imparfait », sachant que la performance perçue n'est pas liée à la performance objective (Test 9).

- Le sentiment de confiance ainsi créé a permis aux sujets de l'échantillon « imparfait » de mieux gérer le sentiment d'incertitude lié aux très fortes contraintes de temps. Leurs performances sont donc supérieures à celles de l'échantillon « parfait » (Test 1).

Ainsi, cette interprétation cognitive de l'écart de performances permet une compréhension de l'ensemble des résultats statistiques obtenus.

Conclusion

Les résultats issus de l'expérience de laboratoire suggèrent que la représentation de l'information influence les décisions de l'utilisateur, et

donc ses performances de gestion. Ils montrent également que le type de modèle n'a pas d'effets en moyenne sur la qualité de la prévision : la différence s'opère au niveau du traitement cognitif des informations validant/invalidant les prévisions. Ainsi, dans le contexte expérimental, le modèle CVP flou dynamique permet de meilleures performances que le modèle CVP classique, non pas parce qu'il modélise mieux la réalité de gestion, mais parce que sa représentation de l'information imparfaite diminue les biais issus du processus de réduction de la dissonance cognitive. Cette position, largement utilisée dans d'autres disciplines (ergonomie, psychologie), est originale dans son application à une problématique de décision de gestion.

Cependant, si une expérimentation de laboratoire est utile pour l'obtention d'un environnement contrôlé dans lequel il est possible de tester le modèle et les hypothèses, il est essentiel de retenir que les résultats et analyses proviennent d'une situation artificielle. Dans le cas présent, la responsabilisation des sujets (seuls face à l'expérimentateur) accentue probablement l'effet de dissonance cognitive. En outre, le protocole expérimental, en simplifiant la situation de gestion, amplifie le rôle de l'outil de gestion (dans le cas d'une création réelle d'entreprise, le modèle CVP, dont l'utilisation dans sa version analytique classique est recommandée par l'Agence Nationale pour la Création d'Entreprises, est associé à d'autres outils de gestion, par exemple un budget ou un plan de financement prévisionnel).

Cette étude constitue donc un travail préliminaire vers la prise en compte de l'interaction cognitive de l'utilisateur d'un outil de gestion. D'autres expérimentations sont nécessaires pour confirmer ces résultats et préciser les influences sur la robustesse des résultats obtenus, notamment en faisant varier les caractéristiques du protocole expérimental (temps imparti, anonymat du sujet face à l'expérimentateur, utilisation d'autres outils de gestion, etc.). Une expérimentation complémentaire pourra ainsi comparer la version probabiliste et la version floue d'un budget. De même, une étape ultérieure doit être l'implémentation auprès d'utilisateurs réels de systèmes d'analyse de coût, afin de mesurer la robustesse de cette analyse dans une situation réelle de gestion.

Bibliographie

- Allais M. [1982], *Fréquence, probabilité, hasard, Appendice 1 : Théorie mathématique des fréquences et la réalité : illustration dans le cas de tirages dans une urne*, Centre d'Analyse Économique, CNRS, février.
- Adar Z., Barnea A., Lev B. [1977], « A comprehensive Cost-Volume-Profit Analysis Under Uncertainty », *The Accounting Review*, January, p. 137-149.
- Billot A. [1995], *Economic theory of fuzzy equilibria*, 2nd ed., Springer Verlag.
- Burlaud A., Simon C. [1985], *Coûts/Contrôle*, Vuibert.
- Buzby S.L. [1974] « Extending the Applicability of the Probabilistic Management Planning and Control Method », *The Accounting Review*, January, p. 42-49.
- Chan Y.L., Yuan Y. [1990], « Dealing with Fuziness in Cost Profit Analysis », *Accounting and Business Research*, vol. 20/78, p. 83-95.
- Dubois D., Prade H. [1994], dans OFTA (Observatoire Français des Techniques Avancées), *Logique floue*, Masson.
- Festinger L. [1957], *A Theory of Cognitive Dissonance*, Stanford University Press.
- Gervais M. [2000], *Contrôle de gestion*, 7^e éd., Économica.
- Gil-Aluja J. (coord. par) [2001], *Handbook of Management of Uncertainty*, Kluwer Academic Publishers.
- Gil-Aluja J. [1999], *Elements for a Theory of Decision in Uncertainty*, Kluwer Academic Publishers.
- Gil-Lafuente A.M. [1993], *Fundamentos de analisis financiero*, 2^e éd., Ariel Economica.
- Hilliard J.E., Leitch R.A. [1975], « Cost Volume Profit Analysis under Uncertainty : A Log Normal Approach », *The Accounting Review*, n° 50, January, p. 69-80.
- Jaedicke R.K., Robicheck A.A. [1964], « Cost-Volume-Profit Analysis Under Conditions of Uncertainty », *The Accounting Review*, October, p. 917-926.

- Jermias J. [2001], « Cognitive Dissonance and Resistance to Change : The Influence of Commitment Confirmation and Feed-Back on Judgment Usefulness of Accounting Systems », *Accounting, Organizations and Society*, vol. 26, p. 141-160.
- Joule R.V. [1987], « La dissonance cognitive : un état de motivation ? », *L'Année Psychologique*, vol. 87, p. 273-290.
- Kagel J.H., Roth A.E., (coord.) [1995], *The Handbook of Experimental Economics*, Princeton University Press.
- Klir G., Yuan B. [1995], *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic, Theory and applications*, Prentice Hall.
- Lesage C. [1999], « Traitement de l'information imparfaite en analyse de coûts : application au modèle coût-volume-profit », Thèse de doctorat en sciences de gestion, Université de Rennes 1.
- Liao M. [1975], « Model Sampling : A Stochastic Cost-Volume-Profit Analysis », *The Accounting Review*, October, p. 780-790.
- Mintzberg H., Raisinghani D., Theoret A. [1976], « The structure of "Unstructured" Decision Processes », *Administrative Science Quarterly*, vol. 21, p. 246-275.
- Simon H.A. [1992], *Economics, bounded rationality and the cognitive revolution*, Edward Elgar Publishing Limited.
- Sims H.P., Gioia D.A. (eds.) [1986], *The Thinking Organization : Dynamics of Organizational Social Cognition*, Jossey-Bass.
- Teller R. [1976], *Le contrôle de gestion en avenir incertain*, Dunod.
- Tversky A., Kahneman D., Slovic P. [1984], *Judgements under Uncertainty : Heuristics and Biases*, Cambridge University Press,.
- Volger E. [1996], « Management stratégique et psychologie cognitive : synthèse des emprunts du management stratégique à la psychologie cognitive », Cahiers de recherche Groupe ESC Lyon, n° 9605.
- Walsh J.P. [1995], « Managerial and Organizational Cognition : Notes from a Trip down Memory Lane », *Organization Science*, vol. 6, n° 3.