LA THÉORIE DES ENSEMBLES FLOUS POUR PRÉDIRE LA RÉUSSITE SCOLAIRE

Paul MARTIN, professeur en Techniques de génie électrique — Cégep de Sorel-Tracy ; **Jean-Guy BLAIS,** professeur titulaire en administration et fondements de l'éducation — Université de Montréal

RÉSUMÉ

À l'aube de ce XXIe siècle, le pilotage d'un système d'éducation se doit de viser la réussite du plus grand nombre. Par conséquent, une tâche prioritaire des responsables est certainement d'établir un diagnostic éclairé sur les difficultés des étudiants le plus tôt possible dans leur parcours scolaire. Or, le pilotage serait grandement facilité si on pouvait compter sur un modèle qui illustre la relation entre le diagnostic et le pronostic pour la réussite future de l'étudiant.

Lorsque le diagnostic repose sur le score à une épreuve, il est normalement conseillé de faire une interprétation critériée du score. Toutefois, les théories des tests existantes restent limitées quant à l'interprétation critériée des scores établis. En effet, le modèle où le diagnostic traditionnel de réussite/échec est obtenu avec le seul paramètre du score de césure demeure incomplet.

La théorie des ensembles flous, que nous présentons pour en illustrer les avantages dans ce type de situation, vient nuancer ce modèle en y ajoutant un second paramètre pour illustrer le lien entre le score brut et le degré de certitude pour un diagnostic. De plus, le traitement des données s'effectue alors par des opérations sur des ensembles flous et nous permet d'inférer deux règles d'implication logique : la règle « Si l'étudiant a été diagnostiqué positivement, alors il réussira » et son contraire « Si l'étudiant a été diagnostiqué négativement, alors il échouera ». À partir de données qui nous proviennent de deux cohortes d'étudiants de l'École polytechnique de Montréal, nous illustrons que le modèle développé sur la base de la théorie des ensembles flous est valide pour prédire la réussite, mais non l'échec.

1. INTRODUCTION

L'histoire nous apprend que les systèmes d'éducation ont évolué grandement avec le temps. En effet, à l'ère féodale on instruisait seulement une élite aristocratique et cela suffisait. À l'ère industrielle, il a fallu rendre l'éducation accessible à tous pour aborder les nouveaux défis de la société. En ce début du XXIe siècle, nous croyons, à l'instar de plusieurs intervenants, qu'il faut désormais piloter les systèmes d'éducation en visant la finalité d'assurer la réussite du plus grand nombre possible d'individus.

Cette responsabilité d'assurer la réussite pour tous doit être assumée à tous les niveaux d'un système d'éducation. Ainsi, nous retrouvons, au niveau macro, le gouvernement qui promulgue les lois et spécifie les obligations et, au niveau micro, les enseignants qui sont responsables de la régulation quotidienne pour aider les élèves qui ont des difficultés.

Toutefois, le niveau méso, qui concerne l'organisation de l'enseignement, doit aussi jouer un rôle important pour assurer la réussite pour tous. Or, à ce même niveau, il existe peu d'outils pour permettre de d'offrir un enseignement « différencié », c'est-à-dire un enseignement adapté à la capacité du sujet. C'est donc à ce niveau méso que se situe notre intervention, mais plus précisément dans un établissement universitaire, soit l'École polytechnique de Montréal, où chaque cohorte d'étudiants doit passer une épreuve diagnostique de mathématique lors de l'admission.

2. PROBLÉMATIQUE

Dans cette étude, différencier l'enseignement signifie « offrir un enseignement d'appoint aux sujets qui n'ont pas la capacité de réussir leurs études ». Par capacité, nous voulons signifier un comportement attendu [1] ou encore une compétence [2] mesurée à l'entrée du système d'enseignement. Ainsi, poser un diagnostic sur la capacité d'un sujet représente une évaluation effectuée au début du processus d'enseignement qui est soumise à différentes tensions. En effet, une erreur de diagnostic peut entraîner une mauvaise orientation de l'étudiant, par exemple, l'orienter vers un cours d'appoint alors qu'il a la capacité de réussir ou, au contraire, le dispenser de ce même cours d'appoint alors qu'il en aurait besoin. Ces erreurs de diagnostic entraînent des tensions dans le système puisque les décisions afférentes prêtent flanc à la contestation.

L'instrument qui mesure la capacité doit donc être éprouvé pour minimiser ces erreurs de diagnostic. Plus particulièrement, nous allons chercher à établir sa validité pronostique en prédisant la réussite de chaque sujet d'une cohorte à partir du diagnostic de sa capacité. Au préalable, nous assumons que la capacité en mathématique de l'étudiant présume de la réussite future de ses études en génie. Nous parlons de réussite dans le premier cours de mathématique, mais nous nous référons aussi à la réussite dans un programme d'études en génie. Dans les deux cas, la réussite constitue le critère à prédire. De même on pourrait prétendre que la capacité à écrire de l'étudiant présume de la réussite future de ses études collégiales.

Il existe différentes théories pour expliquer l'erreur de mesure en éducation, mais aucune d'entre elles ne nous semble adéquate pour notre situation de diagnostic envers la capacité d'un sujet. Nous proposons plutôt une avenue différente avec la théorie des ensembles flous [3]. Plus précisément, l'utilisation de cette théorie doit nous permettre d'élaborer un modèle pronostic pour traduire le score à l'épreuve de mathématique en un diagnostic et de répondre à la question suivante : « Est-ce qu'un diagnostic de capacité implique un pronostic de réussite et, parallèlement, est-ce qu'un diagnostic d'incapacité implique un pronostic d'échec ? » L'expérimentation du modèle s'est effectuée avec des données provenant de deux cohortes d'étudiants de l'École polytechnique de Montréal pour les années 1997 et 1999.

3. CADRE CONCEPTUEL

Selon Brown [4], il existe trois façons d'interpréter les scores issus d'un instrument de mesure en sciences sociales : en se référant à une norme, à un contenu ou à un critère. La théorie classique des tests s'occupe principalement d'expliquer la référence à une norme alors que la théorie de réponse à l'item étudie plutôt l'interprétation en référence à un contenu. Quant à la théorie de la généralisabilité, elle tente une approche qui vise les deux références précédentes.

Or, notre situation du diagnostic de la capacité de l'étudiant requiert une interprétation des scores en référence à un critère. Les théories précédentes n'apportent pas toujours des solutions satisfaisantes pour cette approche. Souvent, on interprète un score en référence à un critère en comparant le score brut d'un sujet à un score de césure ; cela nous conduit à un diagnostic de réussite/échec. Cependant, l'erreur de diagnostic augmente si le score brut du sujet se rapproche du score de césure.

Nous croyons qu'une interprétation des scores en référence à un critère est semblable à une situation de classement d'un élément dans un ensemble. En ce sens, la théorie des ensembles flous nous permet de classer un élément en notant le degré de certitude que nous avons envers ce classement. On sait que l'échec est le contraire de la réussite, mais avec cette théorie des ensembles flous, il existe une zone d'incertitude pour un jugement où l'on ne peut affirmer avec certitude si l'étudiant réussit vraiment ou s'il échoue vraiment.

Quand on utilise la théorie des ensembles flous, on se réfère à un univers qui comprend des éléments dont certains ayant des propriétés communes sont regroupés dans des ensembles. En sciences sociales, Ragin [5] affirme que l'univers est un espace de propriétés pour l'ensemble des sujets. Ainsi, l'univers est une cohorte d'étudiants que nous nommons « U » et chacun d'entre eux constitue un élément désigné par « a ».

Alors que pour un ensemble ordinaire nous jugeons seulement si un élément de l'univers appartient ou n'appartient pas à cet ensemble, avec un ensemble flou nous pouvons apprécier le degré d'appartenance à l'ensemble. En effet, l'indice d'appartenance d'un élément « a » à un ensemble « X » et que nous notons « µX(a) » prend une valeur réelle située entre 0 et 1 ; une valeur de 1 signifie qu'il est certainement vrai que l'élément appartienne à l'ensemble, une valeur de 0 veut dire que c'est certainement faux alors qu'une valeur de 0,5 représente le maximum d'ambiguïté à savoir qu'il n'est ni vrai ni faux que l'élément appartienne à cet ensemble.

Ragin [5] propose plusieurs échelles d'appréciation de l'indice d'appartenance en progressant d'une échelle à deux échelons jusqu'à une échelle continue. Le tableau 1 montre ces échelles d'appréciation avec des repères numériques et linguistiques. Une échelle à deux échelons est utilisée lorsqu'on classe un élément dans un ensemble ordinaire ; par exemple, on classe avec certitude un sujet dans un ensemble ayant l'attribut « sexe féminin » puisque son indice d'appartenance vaut 1 si c'est une fille et 0 si c'est un garçon. L'échelle à trois échelons vient ajouter un repère pour le maximum d'ambiguïté ; par exemple, on classe un sujet dans un ensemble ayant l'attribut « accord avec l'affirmation » en allouant une valeur de 1,0 à son indice d'appartenance lorsqu'il est effectivement en accord avec l'affirmation, une valeur de 0,0 lorsqu'il est en désaccord et une valeur de 0,5 lorsqu'il n'a pas d'opinion. L'échelle à cinq échelons comprend deux repères supplémentaires entre le maximum de certitude et le maximum d'ambiguïté ; par exemple, on classe un sujet dans un ensemble caractérisé par l'attribut « satisfaction » en donnant 1,0 à son indice d'appartenance s'il est très satisfait, 0,75 s'il est un peu satisfait, 0,5 s'il n'a pas d'opinion, 0,25 s'il est un peu insatisfait et 0,0 s'il est très insatisfait. Enfin, l'échelle d'appréciation à sept échelons vient ajouter les expressions qualifiantes « semble » et « plus ou moins » ; par exemple, on peut traduire une évaluation cotée avec des lettres en un classement dans un ensemble flou dont l'attribut est « réussite ».

TABLEAU 1

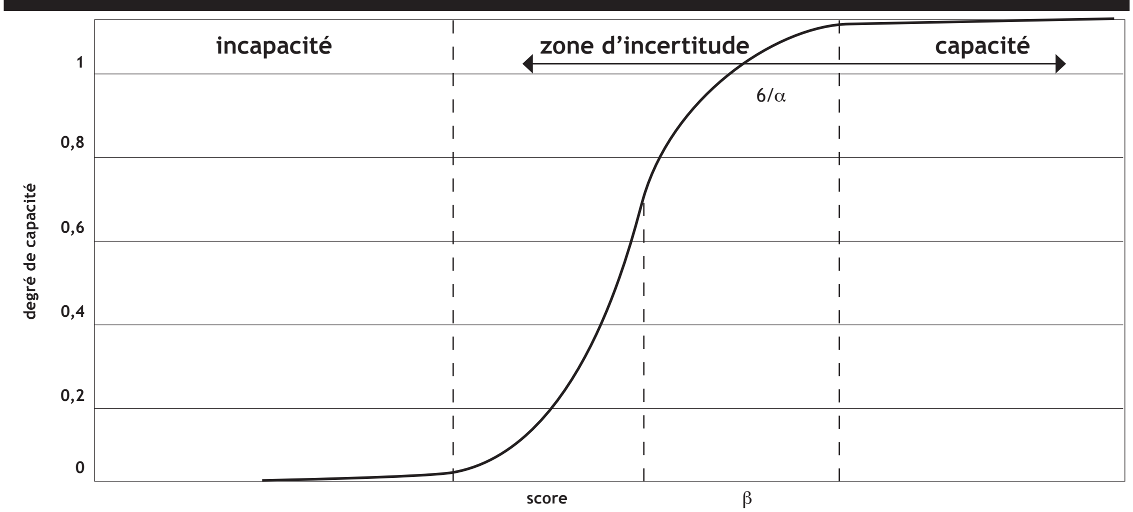
LES ÉCHELLES D'APPRÉCIATION DE L'INDICE D'APPARTENANCE À UN ENSEMBLE FLOU					
2 éch.	**3 éch.**	**5 éch.**	**7 éch.**	**Continue**	**Repère linguistique**
1,0	1,0	1,0	1,0	1,0	Certainement vrai
			0,83	scores numériques > 0,5 et < 1	Semble vrai
		0,75			Plus vrai que faux
			0,67		Plus ou moins vrai
	0,5	0,5	0,5	0,5	Ni vrai ni faux
			0,33	scores numériques > 0 et < 0,5	Plus ou moins faux
		0,25			Plus faux que vrai
			0,17		Semble faux
0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	Certainement faux

Avec une échelle continue, on a une très grande quantité d'informations pour nuancer le classement, par exemple dans une situation où l'on interprète les scores à une épreuve pour fin de diagnostic. Pour une telle situation, Smithson [6] propose une fonction logistique à deux paramètres afin de traduire un score en un degré d'appartenance. Ainsi, dans le cas d'une mesure en référence à un critère, nous avons un modèle (voir figure 1) qui ressemble au modèle de Rasch, mais où nous avons en abscisse le score obtenu plutôt que l'habileté et, en ordonnée, le degré d'appartenance à un ensemble flou plutôt que la probabilité de réussite à un item. Ce modèle est caractérisé par deux paramètres : un paramètre β, qui représente le score de césure, et un paramètre α, qui spécifie la largeur pour la zone d'incertitude lorsqu'on pose un diagnostic.

Pour un ensemble flou dont l'attribut est « capacité », nous avons, comme l'illustre le graphique de la figure 1, le degré de capacité qui est fonction du score brut obtenu à l'épreuve. Ainsi, le degré de capacité augmente avec le score brut, mais lorsque celui-ci est égal au score de césure, β, nous obtenons un degré de capacité de 0,5. Un mauvais choix du paramètre β peut causer des tensions puisqu'il entraîne des erreurs systématiques de diagnostic, c'est-à-dire une surestimation ou une sous-estimation. Par contre, avec ce paramètre bien ajusté et des repères fixés à 0,05 et 0,95 de degré de capacité, nous pouvons poser avec certitude des diagnostics d'incapacité et de capacité.

FIGURE 1

MODÈLE PRONOSTIC À DEUX PARAMÈTRES



Le repère au degré de capacité de 0,05 correspond à un score égal à β - $3/\alpha$ alors que celui de 0,95 représente un score égal à $\beta + 3/\alpha$. Ainsi, nous poserons un diagnostic d'incapacité pour un score inférieur ou égal à $\beta - 3/\alpha$ et un diagnostic de capacité pour un score supérieur ou égal $\beta + 3/\alpha$; le diagnostic étant incertain pour un score situé entre ces deux limites, c'est-à-dire dans la zone d'incertitude. D'ailleurs, la largeur de cette zone d'incertitude dépend de la fidélité de l'épreuve ; ainsi, plus l'épreuve est fidèle, plus cette zone est étroite. À noter qu'une zone d'incertitude étroite correspond à un plus grand nombre pour le paramètre α et à une diminution des tensions causées par des erreurs aléatoires de diagnostic.

De plus, ce modèle permet de classer tous les éléments de l'univers dans un ensemble flou selon divers degrés d'appartenance. Dans notre situation, ce modèle est appliqué aux scores obtenus pour tous les sujets d'une cohorte à l'épreuve de mathématique et le résultat donne un ensemble flou X dont l'attribut est « capacité ». Un deuxième ensemble flou Y associé aux mêmes sujets qui réussissent un cours ou un programme nécessite une échelle d'appréciation à sept échelons pour traduire les données sur la réussite en un degré de réussite.

Les valeurs pour les indices d'appartenance ne peuvent être considérées sur une échelle d'intervalle et, de ce fait, on ne peut recourir à des opérations mathématiques additives utilisées avec des modèles de régression linéaires pour traiter les données. Zadeh [3] suggère plutôt des opérations en logique floue qui sont résumées dans le tableau 2.

La première section du tableau 2 regroupe les expressions mathématiques utilisées dans un but d'évaluation. Ainsi, la première expression représente la fonction logistique du modèle de la figure 1 pour déterminer, par exemple, l'indice de capacité d'un sujet, $\mu X(a)$, à partir de son score à l'épreuve. La seconde expression sert à déterminer l'appartenance d'un élément au complément d'un ensemble, par exemple à préciser le degré d'incapacité, $\mu X'(a)$, d'un sujet à partir de son degré de capacité. La troisième expression vient nous dire comment trouver le degré d'appartenance d'un élément à l'intersection de deux ensembles, $\mu X \cap Y(a)$, en effectuant le minimum entre les degrés d'appartenance individuels. Enfin, la dernière expression de cette section précise le degré d'appartenance à l'union de deux ensembles, $\mu X \cup Y(a)$, en prenant le maximum des degrés d'appartenance individuels.

La seconde section du tableau 2 regroupe les expressions lorsque les données sont utilisées dans le but de décrire une situation et, plus particulièrement pour nous, une situation de diagnostic ou de réussite. Tout d'abord, il y a le cardinal scalaire d'un ensemble, $|X|$, qui est déterminé par la somme des indices d'appartenance de tous les éléments de l'univers. En mettant en perspective ce cardinal scalaire par rapport au nombre d'éléments de l'univers, on a une indication du poids de cet ensemble dans l'univers. Par exemple, cette mesure appliquée à l'ensemble Y dont l'attribut est « réussite » devient un taux de réussite. De plus, Kosko [7] propose d'utiliser un indice d'entropie E pour connaître à quel degré un ensemble est flou. Cet indice prend une valeur nulle pour un ensemble ordinaire et une valeur de 1,0 lorsque tous les éléments de l'univers ont un degré d'appartenance de 0,5 à l'ensemble décrit. Ainsi, une distribution normale des scores pour l'épreuve diagnostique où la très grande majorité des sujets se retrouveraient dans la zone d'incertitude devrait nous donner un indice d'entropie élevé et, à l'inverse, une distribution en U où les sujets se retrouvent majoritairement dans les zones de diagnostics « certains » devrait résulter en un indice faible. Le cardinal scalaire et l'indice d'entropie viennent décrire un ensemble flou, tout comme la moyenne et l'écart-type décrivent un ensemble de données quantitatives possédant les propriétés d'une échelle où les intervalles sont égaux.

Enfin, la dernière section du tableau 2 regroupe les expressions pour des données utilisées avec une intention de pronostic et, plus particulièrement pour notre situation, dans le but de prédire la réussite à partir de la capacité en mathématique. Prédire la réussite à partir de la capacité revient à poser la question « Est-ce qu'un diagnostic de capacité pour un sujet <a> implique un pronostic de sa réussite ? ». Or, pour répondre à cette question, il faut revenir à la structure d'un syllogisme en logique, la prémisse étant que l'ensemble X des sujets ayant la capacité soit inclus dans l'ensemble Y des sujets ayant réussi. De plus, il faut aussi vérifier la prémisse contraire, à savoir si l'ensemble X' est inclus dans l'ensemble Y' pour répondre à la question « Est-ce qu'un diagnostic d'incapacité implique un pronostic d'échec ? ».

Pour Smithson [8, p. 443], déterminer le degré de vérité de telles prémisses consiste à évaluer les degrés d'appartenance des sujets à l'intersection des ensembles flous X et Y. Ces degrés d'appartenance sont alors comparés avec les degrés d'appartenance pour l'ensemble X qui est inclus ; or, pour Smithson [8, p. 443], l'opérateur minimum ne requiert pas les conditions plus strictes d'utilisation d'une échelle d'intervalle et, de ce fait, favorise beaucoup d'applications en sciences sociales.

Un indice pour le pronostic de la réussite est calculé en déterminant à quel degré il est vrai que l'ensemble X est inclus dans l'ensemble Y, ||X⊆Y||, et, parallèlement, un indice pour le pronostic de l'échec est calculé avec la relation ||X'⊆Y'||. Les valeurs obtenues pour ces indices peuvent être interprétées en se référant aux repères linguistiques du tableau 1. Toutefois, pour établir la validité pronostique de l'épreuve de mathématique, il faut pouvoir généraliser les résultats obtenus. C'est pourquoi un test statistique sur les proportions sera également utilisé à cette fin.

TABLEAU 2

LES OPÉRATIONS MATHÉMATIQUES PERMISES EN LOGIQUE FLOUE POUR UNE SITUATION DE DIAGNOSTIC

INTENTION	QUESTION	NOTATION	EXPRESSION ÉQUIVALENTE
Évaluation	Quel est le degré de capacité du sujet ?	$_{X}(a)$	1 / (1 + EXP(-α(score - β))
	Quel est le degré d'incapacité du sujet ?	$_{X'}(a)$	1 - $_{X}(a)$
	À quel degré est-ce vrai que le sujet a la capacité et réussit ?	$_{X\cap Y}(a)$	Min ($_{X}(a)$, $_{Y}(a)$)
	À quel degré est-ce vrai que le sujet a la capacité ou réussit ?	$_{X\cup Y}(a)$	Max ($_{X}(a)$, $_{Y}(a)$)
Description	Quel est le cardinal scalaire de l'ensemble X ?	|X|	Σ $_{X}(a)$; $\forall a \in U$
	Quel est le degré de flou de l'ensemble X?	E	|X∩X'| / |X∩X'|
Pronostic	Est-ce que l'ensemble X est inclus dans l'ensemble Y ?	||X ⊆ Y||	|X∩Y| / |X|
	Est-ce que l'ensemble X' est inclus dans l'ensemble Y' ?	||X' ⊆ Y'||	|X'∩Y'| / |X'|

4. MÉTHODOLOGIE

L'expérimentation s'est effectuée avec les données des cohortes de 1997 et 1999 de l'École polytechnique de Montréal. Tout d'abord, les paramètres du modèle pronostic ont été ajustés en utilisant les cotes au cours de mathématique « Calcul I » et les scores à l'épreuve de mathématique pour les sujets de la cohorte de 1997. Par la suite, des hypothèses ont été formulées afin de prédire respectivement, la réussite et l'échec dans leur programme des étudiants de la cohorte de 1997, et la réussite et l'échec dans leur cours de mathématique « Calcul I » des étudiants de la cohorte de 1999.

Rappelons que le modèle pronostic illustré à la figure 1 comprend deux paramètres : le paramètre « β » associé au score de césure et le paramètre « α » qui détermine l'intervalle d'incertitude pour le diagnostic. D'une part, la méthode des groupes contraires a été employée pour déterminer le score de césure « β » ; plus précisément, les cotes obtenues au cours « Calcul I » de la cohorte de 1997 ont permis de former les deux groupes contraires d'étudiants (forts/faibles), et la moyenne des moyennes des scores obtenus à l'épreuve de mathématique pour chaque groupe constitue le score de césure. D'autre part, le calcul de l'indice de fidélité de Livingston nous permet d'établir l'erreur type de mesure et d'établir un intervalle de confiance au seuil de 95 % où se situe le score de césure vrai ; cet intervalle de confiance correspond à l'intervalle d'incertitude du modèle et, par conséquent, permet de spécifier le paramètre « α ».Les données ont été traitées à l'aide du logiciel *Excel*.

Tout d'abord, des ensembles flous X sont obtenus en appliquant le modèle pronostic aux scores à l'épreuve pour les sujets de chacune des deux cohortes ; la description de ces deux ensembles avec le cardinal scalaire et l'indice d'entropie nous permettant de vérifier l'équivalence des deux cohortes. De plus, l'ensemble flou Y pour la réussite dans un programme a été établi en appliquant une échelle d'appréciation à sept échelons (voir le tableau 1) aux données relativement à la diplomation et à l'inscription des sujets de la cohorte de 1997. Aussi, l'ensemble flou Y pour la réussite dans un cours a été obtenu en appliquant à nouveau l'échelle à sept échelons aux cotes des étudiants de la cohorte de 1999 pour le cours « Calcul I » ; une cote de C représentant l'ambiguïté maximale quant à la réussite (0,5) alors qu'une cote de B+ se confondant à la réussite certaine (1,0) et une cote de F à l'échec certain.

Deux facteurs intervenants ont été pris en compte lors de l'analyse de données : la nature du programme et le fait que le sujet détienne ou non un diplôme collégial en sciences de la nature. Enfin, on a supposé comme hypothèses que les indices pronostics de réussite et d'échec étaient supérieurs ou égaux à 0,75 ; ce qui correspond à un repère linguistique de « plus vrai que faux ».

6. RÉSULTATS

Le score maximum pour l'épreuve diagnostique étant de 60, il faut relativiser la valeur des paramètres par rapport à cette valeur. Les données pour 344 sujets de la cohorte de 1997 nous ont permis d'ajuster le paramètre « β » à 37,57 % ou 63 % et le paramètre « α » à 0,278. Ces valeurs viennent soutenir les décisions à l'effet que l'on pose avec certitude un diagnostic de capacité pour un sujet ayant obtenu un score supérieur à 48 % ou 80 % et un diagnostic d'incapacité pour un sujet ayant un score inférieur à 26 % ou 43 %.

Un cardinal scalaire de 178,9 et un indice d'entropie de 0,22 sont associés à l'ensemble flou X de la cohorte de 1997 alors que pour la cohorte de 1999 qui compte 389 sujets, nous obtenons un cardinal scalaire de 143,9 et un indice d'entropie également de 0,22. Une même valeur pour l'indice d'entropie nous indique que la dispersion des données reste sensiblement la même et que plusieurs sujets se trouvent dans la zone d'incertitude pour un diagnostic sur leur capacité. Toutefois, il semble que l'épreuve de 1999 ait été plus difficile puisque le poids de l'ensemble X dans l'univers est de 0,52 en 1997 (178,9/344) et de 0,37 en 1999 (143,9/389). Les indices pronostics pour la réussite et l'échec dans le programme pour la cohorte de 1997 ont donné respectivement 0,89 et 0,27 ; le pronostic de la réussite est significatif au seuil de 95 %, mais avec un repère rehaussé à 0,83 (semble vrai) alors que celui de l'échec ne l'est pas. Ainsi, on peut affirmer qu'il semble vrai qu'un étudiant ayant reçu un diagnostic de capacité réussira ses études d'ingénieur. Toutefois, il est plus ou moins faux d'affirmer qu'un étudiant ayant reçu un diagnostic d'incapacité échouera ses études ; cela s'explique puisqu'un étudiant en situation d'échec peut s'inscrire à un cours d'appoint, reprendre un cours échoué, etc.

De même, nous avons obtenu les valeurs de 0,80 et de 0,64 respectivement pour les indices pronostics de réussite et d'échec dans le cours de mathématique « Calcul I » pour la cohorte de 1999 ; le pronostic de la réussite est significatif au seuil de 95 %, mais avec un repère diminué à 0,67 (plus ou moins vrai) alors que celui de l'échec ne l'est pas encore. Ainsi, il est plus ou moins vrai qu'un étudiant ayant reçu un diagnostic de capacité réussira le cours de mathématique « Calcul I » alors qu'il n'est ni vrai ni faux que celui ayant reçu un diagnostic d'incapacité l'échouera. L'épreuve de mathématique n'avait pas un but de certifier ou de sélectionner l'étudiant et, par conséquent, ce dernier n'avait peut-être pas la motivation nécessaire pour se préparer à passer cette épreuve, ce qui peut être interprété comme une sous-estimation de la capacité réelle de l'étudiant.

CONCLUSION

Le modèle pronostic élaboré à partir de la théorie des ensembles flous a certainement le mérite de pouvoir prédire aussi bien la réussite qu'un modèle de régression statistique qui ne donne qu'un faible coefficient de corrélation pour une telle situation. De plus, il n'est pas nécessaire d'assumer que les mesures soient effectuées sur une échelle à intervalles égaux. Mais, avec les données utilisées, on ne peut prédire l'échec. Cela amène une restriction à l'utilisation du modèle dans une perspective d'enseignement différencié.

Cette recherche a quand même démontré le potentiel de la théorie des ensembles flous pour décrire une situation et pour inférer une relation entre deux variables. Cette théorie a aussi l'avantage de traiter à la fois des données quantitatives et qualitatives, et peut certainement apporter des solutions à d'autres problèmes du domaine de l'éducation.

RÉFÉRENCES

[1] DE LANDSHEERE, G., *Dictionnaire de l'évaluation et de la recherche en éducation*, Paris, Presses universitaires de France, 1979.

[2] BLOOM, B. S., dans Legendre, R., *Dictionnaire actuel de l'éducation*, Paris, Éd. Larousse, 1988.

[3] ZADEH, L. A., « Fuzzy sets », *Information and Control*, 8, 338-353, 1965.

[4] BROWN, F. G., *Guidelines for Test Use: A commentary on the Standards for Educational and Psychological Tests*, Washington DC, National Council on Measurement in Education, 1980.

[5] RAGIN, C. C., *Fuzzy-Set Social Science*, Chicago, The University of Chicago Press, 2000.

[6] SMITHSON, M., *Ignorance and Uncertainty*, New York, Springer-Verlag, 1989.

[7] KOSKO, B., *Fuzzy thinking, The New Science of Fuzzy Logic*, New York, Éd. Hypérion, 1993.

[8] SMITHSON, M., « Fuzzy Set Inclusion », *Sociological Methods & Research*, 33, 431-461, 2005.