

Classification ABC multicritères des clients

Makram Ben Jeddou

Département Sciences Economiques et Gestion, Institut Supérieur des Etudes Technologiques de Radès,
Radès - Tunisie
Makram.benjeddou@iset.rnu.tn

Résumé - La segmentation ou classification ABC des clients permet de diviser les clients en trois différentes classes auxquelles on va affecter des règles de gestion et des actions spécifiques de fidélisation. La classification ABC usuelle se base sur un seul critère à savoir le chiffre d'affaires. Cependant, les responsables de la clientèle ont de plus en plus besoin de tenir compte simultanément, lors de la classification, de plus de facteurs. Plusieurs modèles dans la littérature se sont intéressés à la classification ABC multicritères. Dans le présent article on se basera sur le modèle Ng afin de l'appliquer pour la classification ABC multicritères des clients d'une entreprise dans le domaine informatique.

Mots clés- Classification ABC multicritères, suivi clients, Modèle Ng.

I. INTRODUCTION

Dans le contexte actuel très concurrentiel, l'entreprise doit déployer des efforts permanents pour conserver ses clients ou du moins ses meilleurs clients. Avec la segmentation selon le chiffre d'affaires, l'entreprise peut déterminer les ressources qu'elle est prête à consacrer pour maintenir la fidélité du client. Cette segmentation va permettre ainsi de définir un programme de fidélisation personnalisée pour chaque catégorie de clients. Dans ce cadre, la classification ABC est l'une des méthodes les plus utilisées pour la segmentation des clients. Cette hiérarchisation en trois classes se base sur le principe de Pareto avec comme seul critère de classification le chiffre d'affaires. Selon cette approche, la classe A est formée de 10 à 20% des clients qui représentent entre 70 et 80% du chiffre d'affaires global. Les clients de cette classe ont une importance capitale et doivent être suivis minutieusement. Ceci a donné lieu même à l'émergence d'une nouvelle fonction au sein des entreprises à savoir celle des key account managers. La deuxième classe B regroupe entre 30 et 40% des clients tout en représentant 15 à 20% du chiffre d'affaires global. Enfin la classe C peut contenir jusqu'à 50% des clients, mais qui ne représentent que 5 à 10% du chiffre d'affaires.

Par ailleurs, les responsables ou chargés clientèles sont souvent amenés à considérer simultanément plusieurs critères lors de la classification des clients d'où la

nécessité d'une classification ou segmentation multicritères des clients.

II. REVUE DE LA LITTERATURE

Plusieurs modèles ont été présentés dans la littérature pour la classification multicritères (CMC), on se concentrera dans la suite sur les modèles d'optimisation linéaire et non linéaire.

Ramanathan [1], a proposé en 2006 un modèle pour la CMC désigné par le modèle R. Ce dernier utilise une fonction additive pondérée pour calculer le score S_i appelé score optimale de chaque individu i , $\forall i = 1, \dots, n$, en fonction de différents critères j , $\forall j = 1, \dots, J$. Les pondérations w_{ij} des valeurs y_{ij} (évaluation de l'individu i sur le critère j) sont choisies sur la base d'une optimisation sous contraintes pour tous les individus. Le modèle est illustré ci-dessous :

$$S_i = \text{Max} \sum_{j=1}^J w_{ij} y_{ij}$$

Sous contraintes

$$\sum_{j=1}^J w_{ij} y_{nj} \leq 1, \quad n = 1, 2, \dots, N$$
$$w_{ij} \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, J$$

Pour obtenir le score optimal de chaque individu, le modèle R devrait être résolu de façon répétée en changeant à chaque fois la fonction objective. Ces scores peuvent ensuite être utilisés pour classer les individus en trois catégories A, B et C.

Zhou & Fan [2] ont proposé en 2007 un autre modèle pour la CMC noté modèle ZF. Ce dernier utilise une autre approche pour le calcul du score. En effet ce modèle utilise deux ensembles de poids qui sont les poids les plus favorables et les moins favorables pour chaque élément. On suppose que le modèle R fournit le score maximal possible pour chaque élément i noté G_i . G_i est généré en utilisant les poids les plus favorables de l'élément i car ils sont issus d'une fonction de maximisation. Par analogie le modèle ZF propose le score minimal pour chaque élément i noté B_i , basé sur les

pois les moins favorables. Ces poids sont obtenus par un modèle d'optimisation linéaire avec une fonction objective de minimisation. Le nouveau score final de l'*i*^{ème} élément, noté N_i sera un score combiné entre G_i et B_i . Les modèles sont formulés comme suit:

$$G_i = \text{Max} \sum_{j=1}^J w_{ij} y_{ij} ,$$

Sous Contrainte

$$\sum_{j=1}^J w_{ij} y_{ij} \leq 1 , \quad i = 1, 2, \dots, N$$

$$w_{ij} \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, J$$

$$B_i = \text{Min} \sum_{j=1}^J w_{ij} y_{ij} ,$$

Sous Contraintes

$$\sum_{j=1}^J w_{ij} y_{ij} \leq 1 , \quad i = 1, 2, \dots, N$$

$$w_{ij} \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, J$$

Par conséquent, le score final de chaque élément i est obtenu en combinant les deux scores extrêmes G_i et B_i . Il est formulé comme suit:

$$S_i = N_i(\lambda) = \lambda \cdot \frac{G_i - G^-}{G^* - G^-} + (1 - \lambda) \cdot \frac{B_i - B^-}{B^* - B^-}$$

Avec :

$$G^* = \text{Max} \{G_i, i = 1, 2, \dots, N\},$$

$$G^- = \text{Min} \{G_i, i = 1, 2, \dots, N\},$$

$$B^* = \text{Max} \{B_i, i = 1, 2, \dots, N\},$$

$$B^- = \text{Min} \{B_i, i = 1, 2, \dots, N\},$$

$0 \leq \lambda \leq 1$ est un paramètre de contrôle qui peut refléter la préférence du décideur pour G_i et B_i .

Les scores S_i ainsi obtenus seront exploités par la suite pour classer les éléments ou individus en trois catégories A, B et C.

Ng [3] a présenté en 2007 un nouveau modèle pour la CMC. Ce dernier conserve la fonction objective du modèle R, mais introduit d'autres contraintes. Le modèle Ng suppose que les critères sont classés dans un ordre décroissant d'importance. Ceci se reflète à travers la relation entre les poids respectifs des critères: $w_{i1} \geq w_{i2} \geq \dots \geq w_{ij}$ et ce pour tout individu i . Un modèle d'optimisation linéaire est construit pour chaque élément i comme suit :

$$\text{Max} \sum_{j=1}^J w_{ij} y_{ij} ,$$

Sous Contraintes

$$\sum_{j=1}^J w_{ij} = 1 ,$$

$$w_{ij} - w_{i(j+1)} \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, (J - 1)$$

$$w_{ij} \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, J$$

Ensuite, ce modèle a subi des transformations multiples pour donner lieu à un modèle plus simple qui peut être résolu sans recourir à des solveurs de programmes linéaires.

$$\text{Min} z_i = \text{Max} \frac{1}{j} * x_{ij}$$

Sous Contraintes

$$z_i \geq \frac{1}{j} x_{ij}, \quad j = 1, 2, \dots, J$$

$$\text{Avec } x_{ij} = \sum_{k=1}^j y_{ik}, \quad i = 1, 2, \dots, N$$

Les scores calculés serviront de base par la suite pour identifier les trois classes d'individus A, B et C.

En 2010, Hadi-Vencheh [4] a proposé une nouvelle variante du modèle Ng en considérant les poids des facteurs sous forme quadratique. Ainsi dans le modèle proposé, noté modèle H, on retrouve la même logique du modèle Ng à l'exception de la contrainte relative à la somme des poids des facteurs $\sum_{j=1}^J w_{ij} = 1$ qui a été remplacée par la somme des carrés des poids des facteurs $\sum_{j=1}^J w_{ij}^2 = 1$. Le modèle H, qui est un modèle d'optimisation non linéaire, se présente comme suit :

$$\text{Max} \sum_{j=1}^J w_{ij} y_{ij} ,$$

Sous contraintes

$$\sum_{j=1}^J w_{ij}^2 = 1 ,$$

$$w_{ij} \geq w_{i(j+1)} \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, (J - 1)$$

$$w_{ij} \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, J$$

Dans le présent article, nous allons nous intéresser à la classification ABC multicritères des clients d'une entreprise commerciale dans le secteur informatique.

III. CLASSIFICATION MULTICRITERES

L'entreprise Focus Informatique commercialise des solutions informatiques en plus du matériel, consommables et accessoires informatiques. La société opère principalement dans le B to B puisque la grande majorité de ses clients est formée de sociétés de services, commerciales ou industrielles. A cet effet elle effectue un suivi régulier de ses clients (portefeuille entreprises uniquement) en procédant à une classification ABC classique de ces derniers selon le seul paramètre du chiffre d'affaires annuels.

Cette méthode de classification devient insuffisante. En effet la société éprouve le besoin d'intégrer dans la

classification de ses clients, d'autres critères comme le nombre de salariés (NS) des entreprises clientes et la fidélité des clients (FC) en terme de nombre d'années d'ancienneté. La société veut également intégrer un effet d'importance ou de priorité. Ainsi le chiffre d'affaires serait plus important que le nombre de salariés qui est à son tour plus important que l'ancienneté ou la fidélité.

Ce double besoin d'une classification multicritères et la prise en considération d'une relation d'ordre, nous a poussé vers l'adoption du modèle Ng, évoqué précédemment, pour la classification ABC multicritères des clients.

Dans la suite nous allons appliquer le modèle Ng pour la segmentation des clients de la société Focus Informatique. Il est à noter que cette classification ABC sera menée uniquement sur le portefeuille formé uniquement des entreprises soit 70 clients.

Pour un souci de comparaison, nous allons mener en premier lieu sur ces articles, une classification ABC monocritère selon le chiffre d'affaires. Cette hiérarchisation permettra de comparer les résultats fournis par la classification multicritères des clients selon le modèle Ng. Aussi, pour éliminer le biais des unités de mesures des trois critères de segmentation, on devra procéder à une normalisation des données suivant une échelle entre 0 et 1 comme suit :

$$y_{ij}^* = \frac{y_{ij} - \min_{i=1, \dots, N} \{y_{ij}\}}{\max_{i=1, \dots, N} \{y_{ij}\} - \min_{i=1, \dots, N} \{y_{ij}\}}$$

Pour un objectif de comparaison, nous allons fixer pour les deux classifications, le pourcentage de clients de la classe A à 20% (soit 14 clients), celui de la classe B à 30% (soit 21 clients) et enfin celui de la classe C à 50% (soit 35 clients).

IV. ANALYSE DES RESULTATS

Les résultats des deux classifications sont résumés dans le tableau (1). Le pourcentage de concordance entre la classification ABC monocritère et celle multicritères est de 57%. En effet 40 clients sur 70 ont été affectés aux mêmes classes par les deux classifications. Ce taux ou pourcentage moyen cache cependant des différences entre les trois classes. En effet, le pourcentage des clients identiquement classés par les deux méthodes dans la classe A est de 64%. Ce taux se situe à 43% seulement au niveau de la classe B et il est de 63% pour les clients de la classe C.

Le taux de discordance entre les classifications monocritère et celle multicritères des clients est de 43%. Les différences entre les deux classifications doivent être analysées finement pour chaque segment de clients. En effet ce pourcentage global présente ou cache des disparités selon les classes comme l'indique le tableau (2).

TABLEAU 1 : CLASSIFICATIONS ABC MONCRITERE ET MULTICRITERES

Clients	Critères			score Ng	Classification ABC	
	CA	NS	FC		multi critères	mono critère
C01	320450	6385	12	1,000	A	A
C02	294000	1455	9	0,917	A	A
C03	206345	900	13	0,644	A	A
C05	62557	600	12	0,402	A	A
C11	4050	1400	10	0,327	A	A
C08	13952	372	10	0,284	A	A
C07	25985	400	9	0,270	A	A
C21	1200	180	10	0,261	A	B
C04	75050	280	6	0,234	A	A
C20	1390	40	9	0,226	A	B
C36	330	20	9	0,224	A	C
C43	217	9	9	0,223	A	C
C09	7945	380	8	0,222	A	A
C15	1760	180	8	0,206	A	B
C25	620	76	8	0,199	B	B
C63	30	2	8	0,195	B	C
C24	660	110	7	0,173	B	B
C34	430	45	7	0,169	B	B
C62	35	4	7	0,167	B	C
C06	47120	500	4	0,158	B	A
C19	1505	125	6	0,147	B	B
C49	170	50	6	0,142	B	C
C50	154	23	6	0,140	B	C
C45	200	19	6	0,140	B	C
C65	26	2	6	0,139	B	C
C27	600	110	5	0,117	B	B
C35	340	48	5	0,114	B	B
C28	560	24	5	0,113	B	B
C40	258	30	5	0,113	B	C
C41	250	30	5	0,113	B	C
C39	260	26	5	0,113	B	C
C53	110	3	5	0,111	B	C
C67	21	2	5	0,111	B	C
C26	610	200	4	0,094	B	B
C18	1521	129	4	0,092	B	B
C16	1680	76	4	0,089	C	B
C22	990	53	4	0,087	C	B
C17	1543	40	4	0,087	C	B
C33	450	43	4	0,086	C	B
C37	270	35	4	0,085	C	C

C51	130	32	4	0,085	C	C
C55	80	17	4	0,084	C	C
C54	107	3	4	0,084	C	C
C70	13	2	4	0,083	C	C
C14	2810	250	3	0,071	C	A
C42	230	45	3	0,058	C	C
C23	818	33	3	0,058	C	B
C30	500	19	3	0,057	C	B
C38	260	21	3	0,057	C	C
C44	200	15	3	0,056	C	C
C52	120	9	3	0,056	C	C
C58	55	5	3	0,056	C	C
C66	22	2	3	0,056	C	C
C69	20	1	3	0,056	C	C
C13	2932	300	2	0,046	C	A
C10	5430	242	2	0,046	C	A
C29	500	50	2	0,031	C	B
C31	500	19	2	0,029	C	B
C46	200	16	2	0,029	C	C
C56	60	6	2	0,028	C	C
C64	26	5	2	0,028	C	C
C61	44	2	2	0,028	C	C
C68	20	2	2	0,028	C	C
C12	2950	200	1	0,020	C	A
C32	472	38	1	0,004	C	B
C47	197	15	1	0,001	C	C
C48	170	14	1	0,001	C	C
C57	57	10	1	0,001	C	C
C60	44	8	1	0,001	C	C
C59	50	5	1	0,000	C	C

TABLEAU 2 : TAUX DE DISCORDANCE ENTRE LES DEUX CLASSIFICATIONS PAR CLASSE

Classe	A	B	C
Nb de clients	5	12	13
Taux	36%	57%	37%

Les clients C15, C20 et C21 ont grimpé de la classe B à la classe A. ce saut a été plus spectaculaire pour les clients C36 et C43 et ce principalement grâce à leur performance en terme de fidélité c'est-à-dire leur ancienneté de collaboration avec la société qui est supérieur à 8 années.

Onze clients (C39, C40, C41, C45, C49, C50, C53, C62, C63, C65 et C67) ont migré de la classe C vers la classe

B grâce à une meilleure performance relative en terme de fidélité. Le sort était contraire pour le client C06 qui a chuté de la classe A à la classe B à cause de son score d'ancienneté qui est de 4 ans uniquement et ce malgré sa très bonne performance au niveau du chiffre d'affaires.

Enfin 9 clients (C16, C17, C22, C23, C29, C30, C31, C32 et C33) ont dégringolé de la classe B à la classe C. Ce sort a été plus marquant pour les quatre clients : C10, C12, C13 et C14 qui ont chuté du segment A vers le segment C. Cette rétrogradation est due principalement au caractère nouveau de ces clients puisqu'ils ont une ancienneté comprise entre une et trois années uniquement.

V. CONCLUSION

Cette classification ABC multicritères des clients a permis de mieux appréhender la segmentation de ces derniers et ce en intégrant simultanément et en plus du critère chiffre d'affaires, d'autres paramètres de classification.

Cette approche a montré que dans 43% des cas, des clients ont été soit promus soit rétrogradés au niveau des trois catégories des clients et ce compte tenu de leur performance simultanée et multidimensionnelle au niveau des trois critères de classification.

Cette méthodologie de classification multicritères des clients, reste flexible à travers soit la modification des critères de classification, soit l'intégration de nouveaux critères permettant d'affiner d'avantage la segmentation des clients.

REFERENCES

- [1] R.Ramanathan, "ABC inventory classification with multiple-criteria using weighted linear optimization", Computers and Operations Research 33, 2006, pp 695-700.
- [2] P.Zhou & L.Fan, "A note on multi-criteria ABC inventory classification using weighted linear optimization", European Journal of Operational Research 182, 2007, pp 1488-1491.
- [3] L.W. Ng, "A simple classifier for multiple criteria ABC analysis", European Journal of Operational Research 177, 2007, pp 344-353.
- [4] A. Hadi-Vencheh, "An improvement to multiple criteria ABC inventory classification", European Journal of Operational Research 201, 2010, pp 962-965