



NRC Publications Archive Archives des publications du CNRC

Multicriteria Decision Analysis Methodology for Medical Diagnosis Aid Belacel, Nabil

This publication could be one of several versions: author's original, accepted manuscript or the publisher's version. /
La version de cette publication peut être l'une des suivantes : la version prépublication de l'auteur, la version
acceptée du manuscrit ou la version de l'éditeur.

NRC Publications Record / Notice d'Archives des publications de CNRC:
<https://nrc-publications.canada.ca/eng/view/object/?id=2fbcad3d-150f-4547-94e3-e00361e60e0e>
<https://publications-cnrc.canada.ca/fra/voir/objet/?id=2fbcad3d-150f-4547-94e3-e00361e60e0e>

Access and use of this website and the material on it are subject to the Terms and Conditions set forth at
<https://nrc-publications.canada.ca/eng/copyright>
READ THESE TERMS AND CONDITIONS CAREFULLY BEFORE USING THIS WEBSITE.

L'accès à ce site Web et l'utilisation de son contenu sont assujettis aux conditions présentées dans le site
<https://publications-cnrc.canada.ca/fra/droits>
LISEZ CES CONDITIONS ATTENTIVEMENT AVANT D'UTILISER CE SITE WEB.

Questions? Contact the NRC Publications Archive team at
PublicationsArchive-ArchivesPublications@nrc-cnrc.gc.ca. If you wish to email the authors directly, please see the
first page of the publication for their contact information.

Vous avez des questions? Nous pouvons vous aider. Pour communiquer directement avec un auteur, consultez la
première page de la revue dans laquelle son article a été publié afin de trouver ses coordonnées. Si vous n'arrivez
pas à les repérer, communiquez avec nous à PublicationsArchive-ArchivesPublications@nrc-cnrc.gc.ca.





National Research
Council Canada

Conseil national
de recherches Canada

Institute for
Information Technology

Institut de technologie
de l'information

NRC - CNRC

Multicriteria Decision Analysis Methodology for Medical Diagnosis Aid *

Belacel, N.
September 2003

* published in Xemes Journées Francophones d'Information Médicale, JFIM 2003, Collection Informatique et Santé (Springer Verlag). Tunis, Tunisia. September 4-5, 2003. 9 pages. NRC 46503.

Copyright 2003 by
National Research Council of Canada

Permission is granted to quote short excerpts and to reproduce figures and tables from this report, provided that the source of such material is fully acknowledged.

La méthodologie de l'aide multicritère à la décision pour les problèmes de l'aide au diagnostic médical

Belacel Nabil

Conseil National de recherches Canada

Institut de Technologie de l'information - Santé électronique, Saint John, Canada

Abstract

The aim of this paper is to present the original methodology of acute leukemia diagnosis using a new classification procedure, called PROCTN. This procedure belongs to multicriteria decision analysis area and it is based on the scoring function to determine a subset of prototypes, which represent the closest resemblance with an object to be assigned. Then it applies the majority-voting rule to assign an object to a class. The implementation of PROCTN was carried out on cytological data of 108 cases of acute leukemia, using the classification rules of French, American and British hematologists, and was then applied on an independent test set of 83 cases of acute leukemia. Each case was defined by forty-seven parameters obtained by examining patient's bone marrow smears with optical microscope. In order to determine the percentage of correct classification of each subtype of acute leukemia, we have compared the results obtained by the procedure with the results given previously by the hematologist. 90 % of the cases were correctly classified by the proposed procedure. These primary results are satisfactory and show the efficiency of the new procedure. Although still an investigative method, the preliminary results are very encouraging and demonstrate the potential performances of this procedure for solving medical classification problems.

Keywords

Computer-aided diagnosis; Classification; Multicriteria decision analysis; Acute leukemia

1 Introduction

De nombreux problèmes pratiques peuvent se ramener à l'affectation de différents objets à des classes prédéfinies. Par exemple dans le cas du diagnostic médical, il s'agit de reconnaître la pathologie d'un patient donné, les objets correspondent aux patients et les classes aux différentes pathologies. Le but d'une classification médicale de pathologies est de rassembler les cas qui ont des similitudes biologiques et qui sont susceptibles de partager certains facteurs étiopathologiques. L'identification des classes est importante car elle permet, d'une part de comprendre le processus de la maladie et d'autre part d'instaurer l'approche thérapeutique adéquate. En outre, elle permet de dégager le pronostic global de la maladie. Plusieurs méthodes de classification comprenant les statistiques, la reconnaissance des formes, l'intelligence artificielle et les réseaux de neurones ont été utilisées pour l'aide au diagnostic médical [1,2,3,4,5]. A côtés de ces méthodes, l'aide

multicritère à la décision constitue une autre approche d'aide au diagnostic médical [6,7,8]. Dans ce contexte, nous avons développé récemment une nouvelle méthode de classification multicritère appelée procédure de choix dans le cadre de la problématique du tri nominal *PROCTN*. Cette procédure utilise uniquement des comparaisons entre l'objet à affecter et les objets de référence des classes ou prototypes. Cette comparaison se fait par le biais d'un modèle relationnel de préférence [9,10]. Ainsi elle permet d'éviter les problèmes rencontrés lorsque les données sont exprimées dans des unités différentes. Le principal objectif de cet article est de présenter une nouvelle méthode de classification avec une application dans le domaine cytopathologique des leucémies aiguës (LA). Ces dernières sont des hémopathies malignes, caractérisées par une prolifération anarchique des cellules blastiques (cellules immatures) avec ou sans passage dans le sang périphérique [11,12]. Plusieurs classifications cytopathologiques de LA ont été proposées. La plus utilisée actuellement est celle proposée par le groupe d'hématologistes Franco-Américano-Britannique connue par la classification F.A.B [11]. L'implémentation de la procédure *PROCTN* a été effectuée à partir des données cytologiques constituant un ensemble d'apprentissage et des règles de décision obtenues à partir des critères de classification FAB. Ensuite le système a été testé à partir de nouveaux cas de LA et indépendamment de l'ensemble d'apprentissage.

2 Matériel et méthodes

2.1 Les données cliniques

Les données cliniques ont été recueillies au laboratoire d'hématologie (Cliniques Universitaires Saint-Luc, Bruxelles, Belgique). Ces données contiennent 191 cas de LA incluant : 129 cas de LAM et 62 cas de LAL. Chaque cas a été identifié selon son groupe cyto-pathologique comme il était établi précédemment par le diagnostic hématologique. Toutes les données ont été établies selon la classification FAB. Neuf classes de LA (LAM M1, LAM M2, LAM M3, LAM M4, LAM M5, LAM M6, LAL L1, LAL L2 et LAL L3) ont été utilisées dans cette application. Pour plus de détails concernant les données cliniques, nous renvoyons le lecteur à la référence [6].

Le tableau 1 récapitule le nombre de cas de LA utilisés dans l'apprentissage et le test. L'ensemble d'apprentissage a servi pour ajuster les performances et les paramètres des prototypes des classes. L'ensemble de test a été utilisé pour déterminer les performances de la méthode *PROCTN*.

Tableau 1 : Nombre de cas de LA dans l'ensemble d'apprentissage et de test

Classes de LA	Ensemble d'apprentissage (n=108)	Ensemble de test (n=83)
LAM M1	12	11
LAM M2	10	11
LAM M3	14	7
LAM M4	11	11
LAM M5	13	9
LAM M6	13	7
LAL L1	11	13

LAL L2	12	10
LAL L3	12	4

Chaque cas de LA est décrit par quarante-sept paramètres ou attributs. Ces paramètres sont obtenus à partir de la ponction médullaire. Ils sont regroupés en trois grands types de paramètres qui sont :

Les paramètres morphologiques du médullogramme : Ils sont au nombre de **trente-quatre** et ils sont classés en cinq groupes : (cellules blastiques, lignées granulocytaires, érythrocytaires, lymphocytaires et monocytaires). Ces paramètres sont représentés dans la figure 1.

Les paramètres cytochimiques : Ils sont représentés par **six** réactions : le noir Soudan, le myéloperoxydase, le chloracétate estérase, le butyrate estérase, le PAS « Periodic Acid Schiff » et les lysozymes. La positivité ou la négativité de chaque réaction chimique est observée sur les cellules médullaires et le pourcentage de cellules positives est déterminé. Le lysozyme est dosé dans le sérum et l'urine et est souvent élevé dans le cas de LAM M4 ou LAM M5.

Les paramètres morphologiques pour LAL : **sept** paramètres morphologiques ont été utilisés pour discriminer les différents types de LAL.

2.2 La procédure PROCTN

Le principe général de la procédure *PROCTN* est de déterminer un sous-ensemble aussi réduit que possible de prototypes qui ont le meilleur écart avec l'objet a à affecter. A partir de ce sous-ensemble de prototypes la décision concernant l'affectation d'un objet à une classe peut être prise en utilisant la règle majoritaire (comme celle utilisée dans la méthode des k plus proches voisins [13,14]). La *PROCTN* détermine une matrice de performances des prototypes des classes par rapport à l'objet a à affecter. Chaque composante de la matrice correspond à l'écart absolu (ou à la distance) entre l'objet a à affecter et le prototype de la classe donnée selon l'attribut g_j . A partir de cette matrice de performances on va choisir les prototypes qui sont les plus proches de l'objet a à affecter.

Les données et les notations utilisées dans la procédure *PROCTN* sont :

A : l'ensemble des objets (ou l'ensemble des cas de LA) à affecter aux différentes classes (ou les différents types de LA).

Ω : l'ensemble de k classes / $\Omega = \{C^1, C^2, \dots, C^k\}$.

B^h : l'ensemble des prototypes de la $h^{\text{ème}}$ classe avec $B^h = \{b_i^h / i = 1, \dots, L_h \text{ et } h = 1, \dots, k\}$ et b_i^h représente le $i^{\text{ème}}$ prototype de la $h^{\text{ème}}$ classe.

B : l'ensemble de tous les prototypes / $B = \bigcup_{h=1}^k B^h$.

\hat{A} : l'ensemble des éléments de A et de B / $\hat{A} = A \cup B$.

Chaque élément de \hat{A} est entièrement définie par ses performances évaluées sur un ensemble d'attributs $F = \{g_1, g_2, \dots, g_n\}$:

Pour $h = 1, \dots, k$ et $i = 1, \dots, L_h$ on a

$$\begin{aligned} \forall a \in A, \quad g(a) &= (g_1(a), g_2(a), \dots, g_n(a)) ; \\ \forall b_i^h \in B^h, \quad g(b_i^h) &= (g_1(b_i^h), g_2(b_i^h), \dots, g_n(b_i^h)). \end{aligned}$$

En pratique, les performances des prototypes sont généralement données sous formes d'intervalles. Par exemple, dans le diagnostic médical de LA les critères de classification sont donnés sous forme d'intervalles et non pas sous forme de valeurs précises. Ainsi pour chaque attribut g_j on associe à chaque prototype b_i^h l'intervalle $[S_j^l(b_i^h), S_j^2(b_i^h)]$ avec $S_j^l(b_i^h) \leq S_j^2(b_i^h)$, $j=1, \dots, n$, $h=1, \dots, k$ et $i=1, \dots, L_h$.

Pour affecter un objet a à la classe correspondante, *PROCTN* procède en cinq étapes :

1. Matrice de performances
2. Relations de surclassement
3. Fonction du score
4. Ensemble de choix des prototypes
5. Décision d'affectation

2.2.1. Matrice de performances

La matrice de performances a pour but d'évaluer les prototypes à partir d'un ensemble d'attributs. Les composantes de la matrice de performances sont déterminées de la manière suivante :

Pour chaque attribut comparer l'évaluation de l'objet a à affecter avec l'évaluation du prototype b_i^h .

Déterminer la valeur de $d_{jh}^i(a, b_i^h)$. Elle représente l'écart absolu entre la performance de l'objet a à affecter et la performance du prototype b_i^h selon l'attribut g_j .

Cet écart absolu $d_{jh}^i(a, b_i^h)$ est formulé à partir des trois situations suivantes :

- . Si $S_j^l(b_i^h) \leq g_j(a) \leq S_j^2(b_i^h)$, alors $d_{jh}^i(a, b_i^h) = 0$;
- . Si $g_j(a) > S_j^2(b_i^h)$, alors $d_{jh}^i(a, b_i^h) = g_j(a) - S_j^2(b_i^h)$;
- . Si $g_j(a) < S_j^l(b_i^h)$, alors $d_{jh}^i(a, b_i^h) = S_j^l(b_i^h) - g_j(a)$;

D'après ces situations, on détermine $d_{jh}^i(a, b_i^h)$ comme suit :

$$d_{jh}^i(a, b_i^h) = \max \{0; S_j^l(b_i^h) - g_j(a); g_j(a) - S_j^2(b_i^h)\} \quad (1)$$

avec :

l'indice h , variant de 1 à k et représentant la $h^{\text{ème}}$ classe ;

l'indice i , variant de 1 à L_h et représentant le $i^{\text{ème}}$ prototype de la $h^{\text{ème}}$ classe ;

l'indice j , variant de 1 à n et représentant le $j^{\text{ème}}$ attribut.

Le tableau 2 illustre la matrice de performances des prototypes. Les lignes représentent les prototypes et les colonnes représentent les attributs. L'intersection d'une ligne avec une colonne correspond à l'évaluation $d_{jh}^i(a, b_i^h)$.

Tableau 2 : Matrice de performances des prototypes

	g_1	g_2	g_j	g_n
b_1^1	$d_{11}^1(a, b_1^1)$	$d_{21}^1(a, b_1^1)$	$d_{j1}^1(a, b_1^1)$	$d_{n1}^1(a, b_1^1)$
.....
$b_{L_1}^1$	$d_{11}^{L_1}(a, b_{L_1}^1)$	$d_{21}^{L_1}(a, b_{L_1}^1)$	$d_{j1}^{L_1}(a, b_{L_1}^1)$	$d_{n1}^{L_1}(a, b_{L_1}^1)$
.....
b_i^h	$d_{1h}^i(a, b_i^h)$	$d_{2h}^i(a, b_i^h)$	$d_{jh}^i(a, b_i^h)$	$d_{nh}^i(a, b_i^h)$
.....
$b_{L_k}^k$	$d_{1k}^{L_k}(a, b_{L_k}^k)$	$d_{2k}^{L_k}(a, b_{L_k}^k)$	$d_{jk}^{L_k}(a, b_{L_k}^k)$	$d_{nk}^{L_k}(a, b_{L_k}^k)$

Afin d'élaborer un système relationnel de préférence sur l'ensemble des prototypes, la procédure *PROCTN* se base principalement sur la matrice des performances citée ci-dessus et les informations préférentielles représentées par les poids d'importance des attributs.

2.2.2 Relation de surclassement entre les prototypes

En utilisant le tableau 2, la relation de surclassement entre les différents prototypes b_i^h peut être définie de la manière suivante :

Définition 1. Le prototype b_i^h surclasse le prototype b_t^l " $b_i^h S b_t^l$ " si et seulement si l'écart entre l'objet a et le prototype b_i^h est au moins aussi bon que l'écart entre l'objet a et le prototype b_t^l sur l'ensemble des attributs, i.e., l'objet a est plus proche du prototype b_i^h que du prototype b_t^l .

La relation de surclassement est basée sur l'introduction des indices de surclassement partiels S_j [9]. Chaque indice indique si la proposition suivante selon l'attribut g_j est vraie ou fausse : "*L'écart entre l'objet 'a' à affecter et un prototype donné est au moins aussi bon que l'écart entre celui-ci et un autre prototype selon l'attribut g_j* ".

L'indice de surclassement S_j^a selon l'attribut g_j est donné comme suit :

$$S_j(b_i^h, b_t^l) = \begin{cases} 1 & \text{si } d_{jh}^i(a, b_i^h) \leq d_{jl}^t(a, b_t^l) \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2)$$

A partir de ces indices de surclassement par attribut et en tenant compte de l'importance relative de chaque attribut, on détermine pour chacune des paires des prototypes (b_i^h, b_t^l) l'indice de surclassement global $S(b_i^h, b_t^l)$ qui est déterminé comme suit :

$$S(b_i^h, b_t^l) = \sum_{j=1}^n (w_j \times S_j(b_i^h, b_t^l)), \quad h = 1, \dots, k; \quad l = 1, \dots, k \quad (3)$$

$i = 1, \dots, L_h \text{ et } t = 1, \dots, L_l$

Où :

$S(b_i^h, b_t^l)$ traduit dans quelle mesure b_i^h est au moins aussi bon que b_t^l sur l'ensemble des attributs. C'est-à-dire, dans quelle mesure le prototype b_i^h est plus proche de l'objet a que le prototype b_t^l ;

w_j : est un nombre positif qui représente l'importance intrinsèque relative que le décideur attache à l'attribut g_j . On suppose que les coefficients sont normalisés, i.e.,

$$\forall g_j \in F, w_j \in [0,1], \sum_{j=1}^n w_j = 1 \text{ et qu'ils sont évalués sur une échelle absolue } [0, 1]$$

en tenant compte des conventions suivantes :

$w_j = 0$ signifie que l'attribut g_j n'est pas pertinent pour l'affectation de l'objet a

$w_j = 1$ signifie que l'attribut g_j est le seul attribut pertinent pour l'affectation de l'objet a .

2.2.3. Graphe de surclassement valué

Les relations de surclassement valuées sont représentées par un graphe orienté, dont les sommets sont les éléments de l'ensemble $B = \{b_i^h / h = 1, \dots, k \text{ et } i = 1, \dots, L_h\}$ et les arcs reliant b_i^h avec b_t^l ont une valeur $S(b_i^h, b_t^l)$.

Le graphe de surclassement valué offre une information précieuse au décideur concernant les distances entre l'objet a à affecter et les différents prototypes. Ce graphe est utilisé pour choisir un sous-ensemble de prototypes (éventuellement réduit à un seul prototype) qui ont le meilleur écart avec l'objet a à affecter. Pour déterminer ce sous-ensemble nous avons employé la méthode de flux proposée par Brans et Vincke en 1985 [15].

2.2.4. Calcul de flux à partir du graphe de surclassement

En utilisant le graphe de surclassement on détermine pour chaque sommet du graphe les deux flux suivants :

- flux sortant $\phi^+(b_i^h) = \sum_{x \in B} (S(b_i^h, x))$
- flux rentrant $\phi^-(b_i^h) = \sum_{x \in B} (S(x, b_i^h))$,

$\phi^+(b_i^h)$ représente le nombre relatif des prototypes surclassés par le prototype b_i^h .
 $\phi^-(b_i^h)$ représente le nombre relatif des prototypes qui surclassent le prototype b_i^h .

Les deux flux déterminés ci-dessus permettent de calculer le flux net :

$$\phi(b_i^h) = \phi^+(b_i^h) - \phi^-(b_i^h) \quad (4)$$

Le flux net $\phi(b_i^h)$ est appelé aussi le *score du prototype* b_i^h par rapport à la relation S . A partir de ce flux on détermine la relation S^f comme suit :

$$\forall b_i^h \in B \text{ et } \forall b_l^t \in B : \quad b_i^h S^f b_l^t \quad \text{ssi} \quad \phi(b_i^h) > \phi(b_l^t) \quad (5)$$

La relation S^f va servir pour déterminer l'ensemble $C(B)$ qui est donné par :

$$C(B) = \{ b_i^h \in B / \neg \exists b_l^t \in B : b_l^t S^f b_i^h \} \quad (6)$$

Par conséquent le sous-ensemble $C(B)$ contient les prototypes qui ont le plus grand score et il peut être donné aussi comme suit :

$$C(B) = \{ b_i^h \in B / \phi(b_i^h) = \max[\phi(b_l^t)] \forall b_l^t \in B \} \quad (7)$$

A partir de l'ensemble $C(B)$ on dégage les propriétés suivantes :

- . $\forall b_i^h \in C(B)$ et $\forall b_l^t \in C(B)$ on a : $\phi(b_i^h) = \phi(b_l^t)$.
- . $\forall b_i^h \in C(B)$ et $\forall b_l^t \in B / C(B)$ on a : $\phi(b_i^h) > \phi(b_l^t)$.

$C(B)$ contient l'ensemble des prototypes les plus proches de l'objet a à affecter. Ainsi, la procédure *PROCTN* est une généralisation de la méthode des k plus proches voisins (k -ppv) [13,14]. Ceci peut s'expliquer par le fait que le nombre k des plus proches voisins est déterminé directement par la procédure *PROCTN*, ce qu'il n'est pas le cas dans la méthode des k -ppv où le nombre k est déterminé a priori. Dans la procédure *PROCTN* le nombre k des plus proches voisins correspond au cardinal de l'ensemble $C(B)$, i.e., le nombre de prototypes appartenant à l'ensemble $C(B)$. Ceci constitue un avantage de la procédure *PROCTN* par rapport à la méthode des k -ppv.

3 Résultats et discussion

La procédure *PROCTN* a été testée sur 83 nouveaux cas de LA (cf. tableau 3, ensemble de test) diagnostiqués au laboratoire d'hématologie. Les résultats obtenus ont été comparés à ceux obtenus précédemment par les hématologistes afin de déterminer le taux de classification correcte pour chaque type de LA. Ce taux est calculé en divisant le nombre de cas bien classés obtenu par la procédure par le nombre total des cas testés. Les résultats du *PROCTN* sont présentés par des flux nets. Chacun de ces flux représente le score du prototype d'une classe. La plus haute valeur est associée à la classe la plus favorable.

Les pourcentages de classification correcte et incorrecte de la procédure sont donnés dans le tableau 3. 90% de cas ont été bien classés par la procédure *PROCTN*.

Tableau 3 : Résultats de classification

Classes de LA	PROCTN	
	CC* (%)	CI** (%)
LAM M1	100	0
LAM M2	100	0
LAM M3	56	44
LAM M4	91	9
LAM M5	88	12
LAM M6	72	28
LAL L1	100	0
LAL L2	100	0
LAL L3	100	0
Total	90	10

CC* : classification correcte ; CI** : classification incorrecte.

Les 10 % d'erreurs obtenus par *PROCTN* correspondent à sept cas : trois cas de LAM M3, un cas de LAM M4, un cas de LAM M5 et deux cas de LAM M6. Sur les trois cas de LAM M3 on a deux cas qui ont été classés LAM M1 et un cas qui a été classé comme LAM M2. Le cas de LAM M4 a été classé comme LAM M1 et le cas de LAM M5 a été classé comme LAL L2. Sur les deux cas de LAM M6 on a un cas qui a été classé comme LAM M2 et l'autre comme LAL L3.

Par opposition à d'autres approches de classification notre procédure offre plusieurs avantages. Le premier avantage est que notre procédure peut combiner les deux types d'apprentissages à savoir l'apprentissage inductif (cas cliniques) et l'apprentissage déductif (ensemble de règles de classification, par exemple les critères de classification F.A.B). Ceci facilite la construction des prototypes et l'interprétation des résultats par l'utilisateur. Le deuxième avantage est que notre procédure est explicative dans la mesure où elle est susceptible de donner une argumentation compréhensible de ses résultats au décideur. De plus, l'avantage principal qu'on peut tirer de cette application est que la procédure développée peut être combinée avec la microscopie assistée par ordinateur pour analyse d'images cellulaires. Ceci pourrait permettre d'automatiser la lecture et l'analyse des frottis médullaires et identifier automatiquement les différents types de LA.

4 Conclusions

Nous avons présenté dans cet article une nouvelle procédure de classification, qui utilise les fonctions du score pour traiter les problèmes de classification. A notre connaissance c'est le premier travail qui utilise l'approche du choix pour résoudre le problème du diagnostic médical. Les résultats obtenus par la procédure *PROCTN* sont satisfaisants et montre la capacité de cette procédure à discriminer entre les différents types de LA. Vu les résultats obtenus dans les LA, il serait intéressant d'étendre le champ d'applications de la procédure à des situations plus complexes où les scores des paramètres des objets sont représentés par des intervalles flous et non pas par des nombres réels. Il serait aussi intéressant d'élargir le champ d'applications de la procédure à d'autres types de pathologies.

Remerciements

Je tiens à remercier le professeur Scheiff J.M. pour les données cliniques et pour ses explications médicales. Une partie de ce travail a été réalisée lorsque l'auteur était doctorant à l'Université Libre de Bruxelles.

Références

- [1] Bartels PH, Weber JE. Expert systems in histopathology. I. Introduction and overview. *Anal. Quant. Cytol. Histology* 1989; 11: 1-7.
- [2] Jelonek J, Krawiec K, Slowinski R, *et al.* Neural networks and rough sets-comparison and combination for classification of histological pictures. In: *Proc. of the first National Conference Neural Networks and their Applications, Kule, Czqstochawa, 1994*; pp.268-73.
- [3] Salamon R, Bernadet M, Samson M, *et al.* Bayesian method applied to decision making in neurology: Methodological considerations. *Methods Inf. Med.* 1975; 15:174-9.
- [4] Sharpe PK, Solberg E, Rootwelt K, Yearwoth M. Artificial Neural Networks in Diagnosis of Thyroid Function from in vitro Laboratory test. *Clinical Chemistry* 1993; 39(11): 2248-53.
- [5] Sushmita M. Fuzzy MLP based expert system for medical diagnosis. *Fuzzy Sets and Systems* 1994; 65: 285-96.
- [6] Belacel N. *Méthodes de classification multicritère : Méthodologie et application à l'aide au diagnostic médical*. Thèse de doctorat: Université libre de Bruxelles, (Service de mathématiques de la gestion). 1999.
- [7] Belacel N, Boulassel MR. Multicriteria fuzzy assignment method: a useful tool to assist medical diagnosis. *Artificial Intelligence in Medicine* 2001; 21: 201-7.
- [8] Du Bois Ph, Brans JP, Cantraine F, *et al.* MEDICIS: An expert system for computer-aided diagnosis using the PROMETHEE multicriteria method. *European Journal of Operational Research* 1989; 39:284-92
- [9] Roy B. *Multicriteria methodology for decision aiding*. Kluwer Academic, 1996.
- [10] Vincke Ph. *Multicriteria decision aid*. J. Wiley, New York, 1992.
- [11] Bain J. B. *Leukaemia Diagnosis, a guide to the F.A.B classification*. Senior Lecturer, in Haematology: Gower Medical Publishing London-New York, 1991.
- [12] Zittoun R. *Hémopathies malignes*. In : Encycloppédie des Cancers dirigée par Bernard Hoerni: Flammarion médecine sciences, 1986.
- [13] Cover T, Hart P.G. Nearest neighbour pattern classification. *IEEE Trans. Inf. theory*, 1967; IT-13: 21-7.
- [14] Dasarathy BV. *Nearest Neighbour (NN) norms: NN Pattern Classification Technique*. In: IEEE Computer Society Press: Los Alamitos, CA 1991.
- [15] Brans JP, Vincke Ph. A preference ranking organization methods. *Management science* 1985; 31:647-56.

Adresse de correspondance

Nabil Belacel, Ph.D.,
National Research Council Canada
Institute for Information and Technology
e-health group
127 Carleton Street
Saint-John, NB, Canada E2L 2Z6
Tel: 506- 636-4774
Fax: 506-636-4491
E-mail: nabil.belacel@nrc-cnrc.gc.ca