



HAL
open science

Approche Filtre pour la sélection des gènes pertinents des données biopuces du Cancer du Côlon

Nesma Settouti, Amel Hafa

► **To cite this version:**

Nesma Settouti, Amel Hafa. Approche Filtre pour la sélection des gènes pertinents des données biopuces du Cancer du Côlon. 2013. hal-00843080

HAL Id: hal-00843080

<https://hal.science/hal-00843080>

Submitted on 10 Jul 2013

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Approche Filtre pour la sélection des gènes pertinents des données biopuces du Cancer du Côlon

Nesma Settouti* & Amel Hafa*

*Département Génie Électrique et Électronique,
Laboratoire Génie Biomédical
Université Abou Bekr Belkaid – Tlemcen,
B.P.230- Tlemcen 13000, Algérie

Table des matières

1	Introduction	3
2	Aide au diagnostic	3
3	Problématique	4
4	Approches de la sélection de variables	4
4.1	Approche wrapper	5
4.2	Approche filtre	5
4.3	Approche Embedded	6
5	Sélection de variables (Features Selection)	6
5.1	Principe	6
5.2	Mesure de pertinence	7
5.3	Procédure de recherche	7
5.4	Critère d'arrêt	8
6	Contribution	9
7	Base de données	10
8	Étapes de sélection	10
8.1	Information Mutuelle (MI)	11
8.2	minimum Redondance Maximum Relevance (mRMR)	12
8.3	ReliefF	13
8.4	Fisher	15
9	Étapes de classification	16

10 Résultats	17
11 Discussion	18
12 Synthèse sur les techniques de sélection	20
13 Comparaison avec les travaux de l'état de l'art	20
14 Conclusion & Perspectives	22

Table des figures

1	L'approche filtre.	6
2	Principe de l'approche wrapper et embedded.	6
3	Base de données de cancer du côlon.	10
4	La sensibilité et la spécificité des meilleurs TC obtenus par fisher et ReliefF.	17
5	L'estimation de l'erreur avec les différents classifieurs selon la méthode Fisher.	19
6	L'estimation de l'erreur avec les différents classifieurs selon la méthode MI.	19
7	L'estimation de l'erreur avec les différents classifieurs selon la méthode mRMR.	19
8	L'estimation de l'erreur avec les différents classifieurs selon la méthode ReliefF.	19

Liste des tableaux

1	Les 20 meilleurs gènes sélectionnés par la méthode MI.	12
2	Les 20 meilleurs gènes sélectionnés par la méthode mRMR.	13
3	Les 20 meilleurs gènes sélectionnés par la méthode ReliefF.	15
4	Les 20 meilleurs gènes sélectionnés par la méthode Fisher.	16
5	Résultats obtenus selon le nombre de voisinage et le nombre de variables sélectionnées pour chaque méthode.	17
6	Caractéristiques des différentes techniques de sélection.	20
7	Comparaison des résultats avec les travaux de l'état de l'art.	21

1 Introduction

Les avancées technologiques ont facilité l'acquisition et le recueil de nombreuses données, notamment dans le domaine médical lors d'examen des patients. Ces données peuvent être utilisées comme support de décision médicale, conduisant aux développements d'outils capables de les analyser et de les traiter ; dans la littérature, nous trouvons régulièrement la notion d'aide au diagnostic, ces systèmes sont même considérés comme étant essentiels dans beaucoup de disciplines, ces systèmes reposent sur des techniques issues de l'intelligence artificielle mais les problèmes les plus intéressants sont souvent basés sur des données de haute dimension. Ces problèmes désignent les situations où nous disposons peu d'observations alors que le nombre de variables explicatives est très grand. Cette situation est de plus en plus fréquente dans les applications, en particulier celles liées aux biopuces.

Une biopuce fournit une seule observation de plusieurs milliers de gènes simultanément. Cette observation correspond en générale à une seule condition expérimentale et à une seule classe (cellule saine ou cancéreuse). Les gènes jouent le rôle des variables, et le nombre d'échantillons des biopuces est très faible pour des raisons de coût.

Ce rapport de recherche se situe dans le contexte général de l' Aide au Diagnostic médical, qui a pour but de réduire le nombre de variables parmi lesquelles peu sont informatives et les autres constituent essentiellement du bruit.

2 Aide au diagnostic

Aujourd'hui, la difficulté réside non seulement dans l'obtention des données génomiques mais également dans leurs analyses, l'objectif consiste à développer des méthodes d'analyse permettant d'extraire un maximum d'informations à partir des données récoltées par les biologistes et généticiens, celles-ci a fait émerger un grand nombre de questions, il est claire qu'une bonne procédure de sélection doit en pratique être complètement explicite, simple à implémenter et rapide à calculer.

La sélection des données biologiques contribuent vers le renforcement de l'aide au diagnostic médical, le niveau et le taux de progression de bio-marqueurs mesurés de façon répétitives sur chaque sujet permettant de quantifier la sévérité de la maladie et la susceptibilité de sa progression ; ceci est usuellement intéressant, sur les plans cliniques et scientifiques, d'aider l'expert à prendre ces décisions dans un temps moins tardif que la survie d'un patient. Le domaine typique de telle situation est le domaine biomédical où nous pouvons maintenant faire énormément de mesures sur un individu donné (mesure d'expression de gènes par exemple), mais le nombre d'individus sur lequel nous faisons l'expérience est réduit (dans le cas d'étude d'une maladie, le nombre de porteurs de la maladie qui participent à une étude est souvent limité). Le domaine qui concerne le développement de méthodes qui permettent la sélection de variables pertinentes est très actif, peuvent assurer une meilleure prédiction et de sélectionner correctement ces variables est important pour l'interprétation du modèle (un clinicien sera évidemment intéressé de savoir que tel et tel gènes sont impliqués dans le développement de métastase par exemple).

Les techniques de sélection (ou réduction) de dimension consistent à rechercher des directives

informatives et d'éliminer les directives qui ne contiennent que du bruit. Ces techniques se divisent en deux groupes : les approches multi variées et les approches purement scalaires.

- Les approches multi variées comme l'optimisation combinatoire et la combinaison linéaire leurs originalité consiste à chercher non pas un seul facteurs explicatifs mais bien une ou plusieurs combinaisons (sous ensemble) parmi un très grand nombre de facteurs potentiels.
- Les approches purement scalaires détiennent principalement les méthodes statistiques et probabilistes qui s'imposent par leurs capacités à exploiter ce nouveau type de données, cette approche se focalise uniquement sur l'extraction de variables réelles et non pas sur la construction de nouvelles variables artificielles pour réduire la dimension.

3 Problématique

La sélection de variables est devenue l'objet qui attire l'attention de nombreux chercheurs durant ces dernières années, cette sélection permet d'identifier et d'éliminer les variables qui pénalisent les performances d'un modèle complexe dans la mesure où elles peuvent être bruitées, redondantes ou non pertinentes. De plus, la mise en évidence des variables pertinentes facilitent l'interprétation et la compréhension des aspects médicaux et biologiques ; ainsi, elle permet d'améliorer la performance de prédiction des méthodes de classification et de passer outre le fléau de la haute dimensionnalité de ces données (the curse of dimentionalty).

Le problème spécifique de la selection de variables nécessite une approche particulière puisque le nombre de variables est très largement supérieur vis-à-vis du nombre d'échantillons (expériences ou observations), dans la littérature du machine Learning trois approches sont envisagées relèvent des méthodes de type wrapper ou embedded ces méthodes sélectionnent de façon implicite les variables où la sélection se fait lors de processus d'apprentissage, ces deux approches sont caractérisées par la pertinences des attributs sélectionnées mais un temps de calcul long à l'opposé de la méthode filtre, approche couramment utilisée à ce jours pour analyser les données biologiques, cette approche consiste à parcourir la sélection des variables avant le processus de l'apprentissage et ne conserve que les caractéristiques informatives.

Le travail que nous présentons dans ce rapport de recherche s'inscrit dans la sélection de variables plus particulièrement les gènes de cancer du côlon qui permet de développer le contexte d'aide au diagnostic pour détecter l'état du patient (malade ou sain) et pourrait apporter plus de connaissance sur les caractéristiques de ce cancer. Aussi, nous mettons en évidence l'utilisation de l'approche filtre qui a été extraite de la littérature scientifique.

4 Approches de la sélection de variables

La sélection de variables est d'un intérêt particulier et crucial pour toute base de données dont le nombre de variables ou d'observations est très grand. Or, avec le développement des outils informatiques qui permettent de stocker et de traiter toujours mieux ces données, ce type de situations se rencontrent fréquemment, ceci explique l'intérêt actuellement porté au thème de la sélection de

variables qui permet d'extraire des variables pertinentes et de réduire la dimension de l'espace original.

Dans cette partie nous présentons les différentes approches de sélection de variables (features selection), et aussi les méthodes de sélection. Puis, les travaux réalisés dans la littérature scientifique d'une manière générale sur la sélection de variables et plus particulièrement sur la sélection des variables de cancer du côlon.

La sélection de variables est un dispositif crucial de l'apprentissage automatique. Nous cherchons à isoler le sous ensemble de prédicteurs qui permet d'expliquer efficacement les valeurs de la variable cible, trois approches sont généralement citées dans la littérature :

- Approche wrapper (wrapper approach),
- Approche Filtre (filter approach),
- Approche embedded (embedded approach).

4.1 Approche wrapper

Les wrappers ont été introduits par John et al. en 1994 [JKP94b]. Leur principe est de générer des sous ensembles candidats et de les évaluer grâce à un algorithme de classification. Cette évaluation est faite par un calcul d'un score, par exemple un score d'un ensemble sera un compromis entre le nombre de variables éliminées et le taux de réussite de la classification sur un fichier de test. L'appel de l'algorithme de classification est fait plusieurs fois à chaque évaluation (c'est-à-dire à chaque sélection d'une variable, nous calculons le taux de classification pour juger la pertinence d'une caractéristique) car un mécanisme de validation croisée est fréquemment utilisé. Le principe de wrappers est de générer un sous ensemble bien adaptés à l'algorithme de classification (Figure 2). Les taux de reconnaissance sont élevés car la sélection prend en compte le biais intrinsèque de l'algorithme de classification. Un autre avantage est sa simplicité conceptuelle ; nous n'avons pas besoin de comprendre comment l'induction est affectée par la sélection des variables, il suffit de générer et de tester.

Cependant, trois raisons font que les wrappers ne constituent pas une solution parfaite. D'abord, ils n'apportent pas vraiment de justification théorique à la sélection et ils ne nous permettent pas de comprendre les relations de dépendances conditionnelles qu'il peut y avoir entre les variables. D'autre part la procédure de sélection est spécifique à un algorithme de classification particulier et les sous ensembles trouvés ne sont pas forcément valides si nous changeons de méthode d'induction. Finalement, c'est l'inconvénient principale de la méthode, les calculs deviennent de plus en plus très longs, voir irréalisables lorsque le nombre de variables est très grand.

4.2 Approche filtre

L'approche filtre sélectionne un sous ensemble de variables en-prétraitement des données d'un modèle (l'étape de l'analyse des données), Le processus de sélection est indépendant du processus de classification (Figure 1) [JKP94a]. Un de ces avantages est d'être complètement indépendant du modèle de données que nous cherchons à construire. Elle propose un sous ensemble de variables satisfaisant pour expliquer la structure des données qui se cachent et que le sous ensemble est

indépendant de l'algorithme d'apprentissage choisi. Ce contexte est aussi adaptatif dans la sélection de variables non supervisées (Géurif [G08], Mitra et al.[MP02], Bennani et Géurif [BG98]). De plus les procédures filtres sont généralement moins coûteuses en temps de calcul puisqu'elles évitent les exécutions répétitives des algorithmes d'apprentissage sur différents sous ensemble de variables. En revanche, leur inconvénient majeur est qu'elles ignorent l'impact des sous ensembles choisis sur les performances de l'algorithme d'apprentissage.



FIGURE 1 – L'approche filtre.

4.3 Approche Embedded

Les méthodes Embedded intègrent directement la sélection dans le processus de l'apprentissage (Figure 2), les arbres de décision sont l'illustration la plus emblématique. Mais, en réalité, nous classons dans ce groupe toutes techniques qui évaluent l'importance d'une variable en cohérence avec le critère utilisé pour évaluer la pertinence globale du modèle.

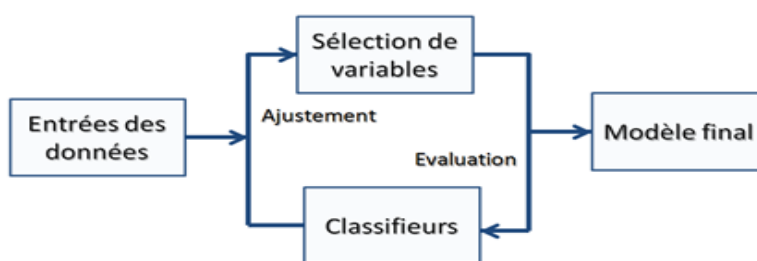


FIGURE 2 – Principe de l'approche wrapper et embedded.

5 Sélection de variables (Features Selection)

5.1 Principe

La sélection de caractéristiques (features selection) est un domaine très actif depuis ces dernières années. Sa particularité s'inscrit dans le cadre de data Mining. En effet, la « fouille de données » dans de très grande base devient un enjeu crucial pour des applications tel que le génie génétique, les processus industriels complexes... Il s'agit en fait de résumer et d'extraire intelligemment de la connaissance à partir des données brutes. L'intérêt de la sélection de variables est résumé dans les points suivants :

- Lorsque le nombre de variables est vraiment trop grand, l'algorithme d'apprentissage ne peut pas terminer l'exécution dans un temps convenable, alors la sélection peut réduire l'espace des caractéristiques.
- D'un point de vue intelligence artificielle, créer un classifieur revient à créer un modèle pour les données. Or une attente légitime pour un modèle est d'être le plus simple possible (principe du Razoied d'Occam[BEHW87]). La réduction de la dimension de l'espace de caractéristiques permet alors de réduire le nombre de paramètres nécessaires à la description de ce modèle.
- Elle améliore la performance de la classification : sa vitesse et son pouvoir de généralisation.
- Elle augmente la compréhensibilité des données.

Cette sélection des données consistent à choisir un sous-ensemble optimal de variables pertinentes, à partir d'un ensemble de variables originales, l'algorithme de sélection de variables est le suivant.

Algorithm 1 Algorithme de Sélection de Variables

Entrées : $N = x_1, \dots, x_m$: L'ensemble des variables potentielles,

$r \leq m$: Le nombre de variable sélectionnées.

W : une mesure de pertinence.

Sortie :

S C N : Ensemble des variables sélectionnées.

$S \leftarrow R$

for $a = 1 \rightarrow (m - r)$ **do**

$X_n \leftarrow W(x_n)$

$S \leftarrow \frac{S}{(x_n)}$

$N \leftarrow \frac{N}{(x_n)}$

end for

La sélection de variables comporte trois éléments essentiels : une mesure de pertinence, une procédure de recherche et un critère d'arrêt.

5.2 Mesure de pertinence

La mesure de pertinence associée aux méthodes de sélection de variables sont souvent basées sur des heuristiques calculant l'importance individuelle de chaque variable dans le modèle obtenu, ces heuristiques sont de différentes natures : statistique, probabiliste, information mutuelle ou celle qui mesure l'indépendance ou la vraisemblance entre les variables.

5.3 Procédure de recherche

Trouver une solution optimale suppose une recherche exhaustive parmi les $(2_n - 1)$ sous-ensembles de variables possibles, et bien que des méthodes de recherche efficaces comme le Branch and Bound ont été proposé, elles s'appuient sur une propriété de mono tonicité de la mesure de pertinence qui est en pratique difficile à assurer (Bennani, 2001[Ben1a]; Bennani, 2006[Ben06]). Une recherche exhaustive est dès lors inapplicable même pour un nombre de variables de l'ordre de quelques

dizaines. En pratique, nous utilisons des approches sous-optimales comme les algorithmes de recherche gloutonne ou les méthodes de recherche aléatoire.

Les stratégies gloutonnes les plus utilisées sont les méthodes séquentielles dont elle font partie de la méthode de sélection avant (forward selection) (Dy & Brodley [DJG00]; Raftery & Dean [Dea06]), la méthode d'élimination arrière (backward elimination) (Guérif & Bennani [BG07]) et les méthodes bidirectionnelles comme la méthode stepwise ou celle proposée par (Sorg-Madsen et al.[SMTJ03]) qui combine une approche filtre par sélection à une approche symbiose (wrapper ou embedded) par élimination. La méthode de sélection avant débute avec un ensemble vide et progresse en ajoutant une à une les variables les plus intéressantes.

A l'inverse, la méthode d'élimination arrière commence par l'ensemble de toutes les variables dont les moins pertinentes sont supprimées tour à tour. Les méthodes bidirectionnelles combinent ces deux modes de recherche. Les algorithmes génétiques font partie des méthodes de recherche aléatoire qui sont parfois utilisées. Nous reprochons généralement à la méthode de sélection avant de ne pas prendre en compte le problème de la pertinence mutuelle.

5.4 Critère d'arrêt

Le nombre de variables à sélectionner fait généralement partie des inconnues du problème et il doit être déterminé automatiquement à l'aide d'un critère d'arrêt de la procédure de sélection de variables. Ce problème se ramène à celui de la sélection de modèles sachant que de nombreux auteurs utilisent soit des critères de maximum de vraisemblance ([DJG00];[Dea06]) soit des critères de séparabilité des classes (refya3 ; [BG07]). Il convient de noter que les critères de séparabilité utilisés dans [DJG00],[BG07]) ne sont plus utilisables lorsque le nombre de variables est important car leur évaluation fait intervenir soit l'inversion soit le calcul du déterminant des matrices de covariance.

D'autres auteurs utilisent une combinaison de la mesure de pertinence et de la procédure de recherche. Ainsi, dans ([SMTJ03]) les auteurs utilisent pour leur approche filtre un critère d'information mutuelle et stoppe la procédure de sélection avant lorsqu'aucune variable ne peut plus être ajoutée. La procédure d'élimination arrière de leur approche symbiose est stoppée à l'aide d'un seuil sur les performances du classificateur bayésien naïf qu'ils utilisent.

Pour la sélection d'un sous ensemble de variables nous attribuons un score pour chaque variable, plusieurs solutions ont été proposées dans la littérature. Une première solution est de donner un score à chaque variable indépendamment des autres et de faire la somme de ces scores. Pour évaluer une variable, l'idée est de déterminer la corrélation de la variable et la classe, mais André Elisseeff & Isabelle Guyon [EG03] proposent des exemples simples montrant que cette approche nommée feature ranking pose des problèmes dans le cas général. En effet, cette approche n'élimine pas les variables redondantes, d'autre part il est possible que des variables peu corrélées avec la classe deviennent utiles lorsque nous les considérons dans le contexte des autres variables. L'autre solution est d'évaluer un sous ensemble dans sa globalité. Une méthode plus spécifique au problème est décrite dans Koller et Sahami y,[KS96] proposent d'éliminer une variable si elle possède une couverture markovienne, c'est-à-dire si elle est indépendante de la classe, sachant les autres variables. Il existe aussi d'autres solutions avec un principe d'intermédiaire entre feature ranking

et subset ranking basé sur une idée de Ghiselli [Ghi64] et utilisé avec de bons résultats dans le cadre de la CFS (correlation based feature selection) par M.Hall [Hal00].

La corrélation ou la dépendance entre deux variables peut être définie de plusieurs façons. Utiliser le coefficient de corrélation statistique comme dans [Hal00] est trop restrictifs car il ne capture que les dépendances linéaires, le test de Fisher à un score important indique donc que les moyennes des 2 classes sont significativement différentes. On peut, en revanche, utiliser un test d'indépendance statistique comme le test du Chi-2, t-statistic, F-statistic [KS77],[LS95],[Gau02]. Il est aussi possible d'utiliser la notion d'information mutuelle (MI) qui est fondé sur un calcul probabiliste et d'entropie de Shannon[Sha48] ainsi que la méthode mRMR (minimum redondance maximum relevance) qui vise deux objectifs en parallèle, prendre les variables pertinentes et éliminer les variables redondantes.

6 Contribution

La réduction de la dimension de grande base de données (big data) est un problème complexe qui a été largement étudié dans plusieurs domaines, bien que parfois, les deux grandes approches de réduction de l'espace de descripteurs s'opposent du point de vue de leurs objectifs : l'extraction de caractéristiques et la sélection de variables. Notamment, dans la littérature les travaux sur le domaine biologique ou génomique est encore plus récente en tentent les nouvelles méthodes pour aborder l'échelle de sélection de ce type de donnée (Chandra and Gupta[CG10], Srinivasa R et al.[SS11])

Notre contribution porte sur la sélection de variables, ce choix est justifié de façon que l'extraction de caractéristiques consiste à construire de nouvelles variables à partir de l'ensemble de variables originales (elles n'ont pas un sens biologiques), alors que la sélection de variables permet de ne conserver qu'un sous ensemble pertinent de variables. Dans le cadre de l'apprentissage supervisé, l'extraction des caractéristiques permet d'obtenir des classifieurs précis, mais la sélection de variables conduit à des règles de décision plus facile à interpréter ; dont on a besoin d'éviter les boites noires, ce qui implique la non transparence des systèmes sachant que l'objectif principal des systèmes d'aide au diagnostic médical est la lisibilité, et ce besoin est une motivation principale de se focaliser sur l'approche filtre qui se révèle meilleur dans le domaine de la bioinformatique par rapport aux autres approches qui nécessite à chaque évaluation l'ajustement du modèle, ce qui se révèle très coûteux en temps. Cette approche est beaucoup plus adaptée à la phase de modélisation qu'à la phase de prétraitement (préparation d'une analyse). Par contre, les critères des techniques filtre sont fondés uniquement sur des données, elles permettent à l'utilisateur d'accéder visuellement aux connaissances implicites représentées par un ensemble d'observations et de juger la pertinence des gènes responsables de la maladie et d'entamer une analyse plus fine de ces données en augmentant la transparence du modèle.

La littérature concernant la sélection de variables étant très vaste, nous nous intéressons dans cette partie uniquement aux méthodes de sélection des gènes du cancer du côlon, laissant de côté d'autres méthodes couramment utilisées pour réduire la dimension telles que l'Analyse en Composantes Principales [HTE⁺00], la régression Partial Least Squares (PLS, Antoniadis et al.[ALLL03]; Boulesteix [Bou04] qui traitent la classification comme de la régression). Par ailleurs, nous nous fo-

calisons uniquement sur l'extraction de variables réelles et non pas sur la construction de nouvelles variables artificielles pour réduire la dimension. De là nous justifions le choix de ces différentes méthodes de sélection, nous utilisons l'information mutuelle (MI) qui se dénote par l'entropie de Shannon, la méthode mRMR (Minimum Redondance, Maximum Relevance) qui est une extension de la méthode précédente, passant en suite à une méthode de sélection ReliefF qui prend en compte les dépendances entre les gènes et à la fin une méthode qui s'avère très intéressante qui est Fisher caractérisée par sa simplicité de calcul durant le processus de sélection. Pour la validation des gènes sélectionnés dans notre base de cancer du côlon, nous testons leurs capacités et leurs taux de classification avec le classifieurs K-NN qui est caractérisé par son principes de voisinage.

7 Base de données

Nous nous intéressons plus particulièrement à la sélection des gènes marquant le cancer du côlon par l'approche filtre vue que le cancer colorectal est une priorité de santé publique par l'OMS (Organisation Mondiale de la Santé), il touche plus d'un million de personne chaque année et tue près de la moitié, c'est le troisième cancer dans le monde chez les deux sexes confondus ; leurs chronicité et leurs fréquence ne cesse de désstabiliser le secteur de santé. Le cancer du côlon constitue de plus en plus un problème majeur de santé publique dans le monde et surtout en Algérie où 4 000 nouveaux cas sont enregistrés chaque année avec un taux de mortalité allant de 40 à 50%.

Ce jeu de données réalisé par Alon et al. [ABN⁺99], concerne le cancer du côlon. Il est constitué de 62 échantillons dont 40 sont des tissus tumoraux et 22 des tissus sains ou normaux (Figure 3). Les expériences ont été menées avec des puces ADN relevant des valeurs d'expression pour plus de 6500 gènes humains, mais seuls les 2000 gènes ayant les plus fortes intensités minimales ont été retenues.

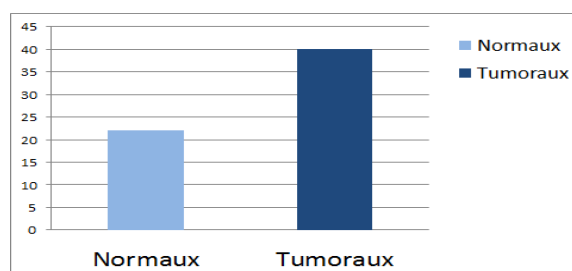


FIGURE 3 – Base de données de cancer du côlon.

8 Étapes de sélection

Les techniques de sélection étudiées reposent sur l'estimation de poids (scores) correspondant à chaque caractéristique. Ces poids sont utilisés pour ordonner puis sélectionner les K parmi D descripteurs les plus pertinents.

Pour l'implémentation de ce travail de Master, nous avons fait recours au logiciel NetBeans IDE 6.9.

8.1 Information Mutuelle (MI)

Considérons une variable aléatoire G peut prendre n valeurs après plusieurs mesures de G , on peut estimer empiriquement les probabilités $p(G_1), \dots, p(G_n)$ de chaque état G_1, \dots, G_n de la variable G . L'entropie de Shannon [Sha48] de la variable est définie par :

$$H(G) = - \sum_{i=0}^{N_G} p_G(i) \log(p_G(i))$$

L'information mutuelle mesure la dépendance entre deux variables. Plus cette valeur est élevée plus les variables sont liées, quand elle est nulle, les variables sont indépendantes. Dans le contexte de sélection des gènes, nous utilisons cette mesure pour identifier les gènes qui sont liés au paramètre bioclinique que l'on cherche à prédire (la classe). Soit C ce paramètre, l'information mutuelle entre C et un gène G se calcul par la formule suivante :

$$MI(G, C) = H(G) + H(C) - H(G, C)$$

$$H(G, C) = - \sum_{i=0}^{N_G} \sum_{j=0}^{N_C} p_{W}(i, j) \log(p_{W}(i, j))$$

L'application de l'approche MI sur le cancer du côlon a donné une liste de gènes, nous présentons ci-dessous les vingt meilleurs :

Gène	Description Biologique [gb12]
H86060	Soares retina N2b5HR Homo sapiens cDNA clone IMAGE :222326 3- similar to contains Alu repetitive element ;, mRNA sequence.
H80240	Soares fetal liver spleen 1NFLS Homo sapiens cDNA clone IMAGE :240814 3- similar to contains Alu repetitive element ;, mRNA sequence
R16255	Soares infant brain 1NIB Homo sapiens cDNA clone, mRNA sequence.
L11369	Human protocadherin 42 mRNA, 3' end of cds for alternative splicing PC42-8.
H80240	Soares fetal liver spleen 1NFLS Homo sapiens cDNA clone ;, mRNA sequence.
M96839	Homo sapiens proteinase 3 gene, partial cds.
U14973	Human ribosomal protein S29 mRNA, complete cds.
H80240	Soares fetal liver spleen 1NFLS Homo sapiens cDNA clone IMAGE :240814 3- similar to contains Alu repetitive element ;, mRNA sequence.
L34774	Human (clone pHOM) opioid-binding cell adhesion molecule mRNA, complete cds.
H55933	Soares fetal liver spleen 1NFLS Homo sapiens cDNA clone IMAGE :203417 3-, mRNA sequence.
M99626	Human Mid1 gene, partial cds.
T63508	Stratagene lung (#937210) Homo sapiens cDNA clone, mRNA sequence.
H85596	Soares retina N2b5HR Homo sapiens cDNA clone ;, mRNA sequence.
T96832	Soares fetal liver spleen 1NFLS Homo sapiens cDNA clone ; contains Alu repetitive element ;, mRNA sequence.
H70250	Soares fetal liver spleen 1NFLS Homo sapiens cDNA clone, mRNA sequence.
M64445	Human GM-CSF receptor mRNA, complete cds.
H79575	Soares fetal liver spleen 1NFLS Homo sapiens cDNA clone IMAGE :239681 3- similar to gb M87909 HUMALNE36 Human carcinoma cell-derived Alu RNA transcript, (rRNA) ;contains Alu repetitive.v
X66141	H.sapiens mRNA for cardiac ventricular myosin light chain-2.
R39465	Soares infant brain 1NIB Homo sapiens cDNA clone IMAGE :23933 3- similar to contains Alu repetitive element ;contains PTR7 repetitive element ;, mRNA sequence.
T47645	Stratagene fetal spleen (#937205) Homo sapiens cDNA clone IMAGE :71309 3-, mRNA sequence.

TABLE 1 – Les 20 meilleurs gènes sélectionnés par la méthode MI.

8.2 minimum Redondance Maximum Relevance (mRMR)

“ Min-Redundancy, Max-relevance” (mRMR) est une méthode de filtrage pour la sélection de caractéristiques proposée par Peng et al. en 2005 [PLD05]. Cette méthode est basée sur des mesures statistiques classique comme l’information mutuelle, la corrélation etc,... L’idée de base est de profiter de ces mesures pour essayer de minimiser la redondance (mR) entre les variables et de maximiser la pertinence (MR). Les auteurs utilisent l’information mutuelle pour calculer les deux facteurs mR et MR. Le calcul de la redondance et de la pertinence d’une variable est donnée par l’équation suivante :

$$Redondance(i) = \frac{1}{|F|^2} \sum_{i,j \in F} I(i, j)$$

$$Pertinence(i) = \frac{1}{|F|^2} \sum_{i,j \in F} I(i, Y)$$

– $|F|$: représente la taille de l’ensemble de variables.

- $I(i, j)$: est l'information mutuelle entre la i^{eme} et la j^{eme} variable.
- $I(i, Y)$: est l'information mutuelle entre la i^{eme} variable et l'ensemble des étiquettes de la classe Y . Le score d'une variable est la combinaison de ces deux facteurs tel que :

$$Score(i) = Pertinence(i) - Redondance(i)$$

L'application de l'approche mRMR sur le cancer du côlon a donné une liste de gènes, nous présentons ci-dessous les vingt meilleurs :

Gènes	Description Biologique [gb12]
T47377	Stratagene placenta (#937225) Homo sapiens cDNA clone IMAGE :71035 3- similar to similar to gb :X65614 S-100P PROTEIN (HUMAN), mRNA sequence.
X54942	H.sapiens ckshs2 mRNA for Cks1 protein homologue.
M19045	Human lysozyme mRNA, complete cds.
R36977	Soares infant brain 1NIB Homo sapiens cDNA clone IMAGE :26045 3- similar to SP :TF3A_XENLA P03001 TRANSCRIPTION FACTOR IIIA ;, mRNA sequence.
M22382	Human mitochondrial matrix protein P1 (nuclear encoded) mRNA, complete cds.
M26383	Human monocyte-derived neutrophil-activating protein (MONAP) mRNA, complete cds.
H40095	H40095 Soares adult brain N2b5HB55Y Homo sapiens cDNA clone IMAGE :175181 3- similar to gb :L19686_rna1 MACROPHAGE MIGRATION INHIBITORY FACTOR (HUMAN);, mRNA sequence.
X63629	H.sapiens mRNA for p cadherin.
T86473	Soares fetal liver spleen 1NFLS Homo sapiens cDNA clone IMAGE :114645 3- similar to gb :X17620 NUCLEOSIDE DIPHOSPHATE KINASE A (HUMAN);, mRNA sequence.
U26312	Human heterochromatin protein HP1Hs-gamma mRNA, complete cds.
R08183	Soares fetal liver spleen 1NFLS Homo sapiens cDNA clone, mRNA sequence.
U17899	Human chloride channel regulatory protein mRNA, complete cds.
X56597	Human humFib mRNA for fibrillarin.
H17434	Soares infant brain 1NIB Homo sapiens cDNA clone IMAGE :50609 3- similar to gb :M60858_rna1 NUCLEOLIN (HUMAN);, mRNA sequence.
X12671	Human gene for heterogeneous nuclear ribonucleoprotein (hnRNP) core protein A1.
D00596	Homo sapiens gene for thymidylate synthase, complete cds.
T86749	Soares fetal liver spleen 1NFLS Homo sapiens cDNA clone IMAGE :114310 3, mRNA sequence
R64115	Soares placenta Nb2HP Homo sapiens cDNA clone IMAGE :139618 3- similar to gb :M61832 ADENOSYLHOMOCYSTEINASE (HUMAN);, mRNA sequence.
U09564	Human serine kinase mRNA, complete cds.
R62945	Soares placenta Nb2HP Homo sapiens cDNA clone , mRNA sequence.

TABLE 2 – Les 20 meilleurs gènes sélectionnés par la méthode mRMR.

8.3 ReliefF

Cet algorithme, introduit sous le nom de Relief dans (Kira & Rendel [KR92]) puis amélioré et adapté au cas multi-classes par Kononenko sous le nom de ReliefF, il ne se contente pas d'éliminer la redondance mais définit un critère de pertinence. Ce critère mesure la capacité de chaque caractéristique à regrouper les données de même étiquette et discriminer celles ayant des étiquettes

différentes. L'algorithme est décrit ci-dessous. L'analyse approfondie de ReliefF est effectuée dans (Robnik-Sikonja & Kononenko,[RSK03]).

Algorithm 2 Algorithme de sélection ReliefF

- 1: Initialiser les poids
- 2: Tirer aléatoirement une donnée X_i
- 3: Trouver les K plus proche voisin de X_i ayant les mêmes étiquettes (hits),
- 4: Trouver les K plus proche voisin de X_i ayant une étiquette différente de la classe de X_i (misses)
- 5: Pour chaque caractéristiques mettre à jours les poids

$$W_d = w_d - \sum_{j=1}^K \frac{diff(x_i, d_i, hits_j)}{m * k}$$

$$+ \sum_{c \neq class(x_i)} \left(\frac{p(c)}{1 - p(class(x_i))} \right) \sum_{j=1}^K \frac{diff(x_i, d_i, misses_j)}{m * k}$$

- 6: La distance utilisée est définie par :

$$diff(x_i, d_i, x_j) = \frac{|x_i d - x_j d|}{max(d) - min(d)}$$

$Max(d)$ (resp. $min(d)$) désigne la valeur maximale (resp. minimale) que peut prendre la caractéristique désignée par l'index d , sur l'ensemble des données. $x_i d$ est la valeur de la dième caractéristique de la donnée x_i .

Le poids d'une caractéristique est d'autant plus grand que les données issues de la même classe ont des valeurs proches et que les données issues de classes différentes sont bien séparées. Sa technique aléatoire ne peut garantir la cohérence des résultats lorsque nous appliquons plusieurs fois la méthode sur les mêmes données, et pour un modèle d'aide au diagnostic nous ne pouvons pas laisser ces paramètres instables, pour cela nous fixons dans ce projet les paramètres aléatoires par les valeurs suivantes :

- L'exemple choisi est de sortie0, pour pouvoir extraire les valeurs des patients normaux vu a l'inéquivalence du partitionnement des échantillons de la base de données du cancer du côlon.
- La variable K pour le calcul des plus proches voisins des hits et misses est fixée à 5.

L'application de l'approche ReliefF sur le cancer du côlon a donné une liste de gènes, nous présentons ci-dessous les vingt meilleurs :

Gènes	Description Biologique [gb12]
M80815	Gene 1 H.sapiens a-L-fucosidase gene, exon 7 and 8, and complete cds.
M63239	Human tyrosinase gene, exon 5.
H71150	Soares fetal liver spleen 1NFLS Homo sapiens cDNA clone IMAGE :214726 3- similar to gb :X01388 APOLIPOPROTEIN C-III PRECURSOR (HUMAN) ;; mRNA sequence.
M76378	Gene 1 Human cysteine-rich protein (CRP) gene, exons 5 and 6.
R80427	Soares placenta Nb2HP Homo sapiens cDNA clone IMAGE :147223 3-, mRNA sequence.
M76378	Human tyrosinase gene, exon 5.
M76378	Human tyrosinase gene, exon 5.
L07648	Human MXI1 mRNA, complete cds.
T55117	Nab1, Ngfi-A binding protein 1 (MGI :107564).
M63391	Gene 1 Human desmin gene, complete cds.
R39209	Soares infant brain 1NIB Homo sapiens cDNA clone IMAGE :23464 3-, mRNA sequence.
Z50753	Gene 1 H.sapiens mRNA for GCAP-II/uroguanylin precursor.
H20543	Soares infant brain 1NIB Homo sapiens cDNA clone IMAGE :51631 3-, mRNA sequence.
M20543	Human skeletal alpha-actin gene, complete cds.
H67764	Soares fetal liver spleen 1NFLS Homo sapiens cDNA clone contains PTR5 repetitive element ;; mRNA sequence.
M34192	Human isovaleryl-coA dehydrogenase (IVD) mRNA, complete cds.
R28373	Soares placenta Nb2HP Homo sapiens cDNA clone, mRNA sequence.
X60708	Human pcHDP7 mRNA for liver dipeptidyl peptidase IV.
M27190	Homo sapiens secretory pancreatic stone protein (PSP-S) mRNA, complete cds.
D29808	Homo sapiens TALLA-1 mRNA for T-cell acute lymphoblastic leukemia associated antigen 1, complete cds.

TABLE 3 – Les 20 meilleurs gènes sélectionnés par la méthode ReliefF.

8.4 Fisher

Le test de Fisher est défini comme suit :

$$P = \frac{(\bar{x}_1 - \bar{x}_2)^2}{(s_1^2 - s_2^2)}$$

Où \bar{x}_k, s_k^2 sont la moyenne et l'écart type de l'attribut pour la classe $k = 1, 2$. Un score important indique donc que les moyennes des 2 classes sont significativement différentes.

L'application de l'approche Fisher sur le cancer du côlon a donné une liste de gènes, nous présentons ci-dessous les vingt meilleurs :

Gènes	Description Biologique [gb12]
M92843	H.sapiens zinc finger transcriptional regulator mRNA, complete cds.
R39144	Soares infant brain 1NIB Homo sapiens cDNA clone, mRNA sequence.
X89985	H.sapiens mRNA for BCL7B protein.
M92287	Homo sapiens cyclin D3 (CCND3) mRNA, complete cds.
T59406	Stratagene ovary (#937217) Homo sapiens cDNA clone, mRNA sequence.
T60155	Stratagene lung (#937210) Homo sapiens cDNA clone, mRNA sequence.
M69135	Human monoamine oxidase B (MAOB) gene, exon 15.
U14631	Human 11 beta-hydroxysteroid dehydrogenase type II mRNA, complete cds.
D42047	Homo sapiens KIAA0089 mRNA, partial cds.
X57206	H.sapiens mRNA for 1D-myo-inositol-trisphosphate 3-kinase B isoenzyme.
H64489	Weizmann Olfactory Epithelium Homo sapiens cDNA clone IMAGE :238846 3-, mRNA sequence.
T55558	Stratagene fetal spleen (#937205) Homo sapiens cDNA clone, mRNA sequence.
D26129	Homo sapiens mRNA for ribonuclease A, complete cds.
R45442	Soares infant brain 1NIB Homo sapiens cDNA clone IMAGE :35121 3-, mRNA sequence.
L05144	Homo sapiens (clone lamda-hPEC-3) phosphoenolpyruvate carboxykinase (PCK1) mRNA, complete cds.
R88740	Soares fetal liver spleen 1NFLS Homo sapiens cDNA clone, mRNA sequence.
H68239	Weizmann Olfactory Epithelium Homo sapiens cDNA clone IMAGE :239077 3-, mRNA sequence.
T61661	Stratagene liver (#937224) Homo sapiens cDNA clone, mRNA sequence.
T71025	Stratagene liver (#937224) Homo sapiens cDNA clone, mRNA sequence.
T57483	Stratagene ovary (#937217) Homo sapiens cDNA clone, mRNA sequence.

TABLE 4 – Les 20 meilleurs gènes sélectionnés par la méthode Fisher.

9 Étapes de classification

Pour tester les performances des gènes sélectionnés par les différentes méthodes de sélection qui ont été exploités précédemment, nous utilisons le classifieur K-NN ou Kppv (K plus proche voisin) afin de valider leurs efficacités et le taux de classification.

L'algorithme K-NN figure parmi les plus simples algorithmes d'apprentissage artificiel. Dans un contexte de classification d'une nouvelle observation x , l'idée fondatrice est de faire voter les plus proches voisins de cette observation. La classe de x est déterminée en fonction de la classe majoritaire parmi les k plus proches voisins de l'observation x .

1. Déterminer $N_k(x)$, l'ensemble des k plus proches voisins de x ,
2. Choisir la classe de x sur la base d'un vote majoritaire dans $N_k(x)$.

Les performances du classifieur K-NN ont été évaluées par le calcul du pourcentage de sensibilité (SE), la spécificité (SP) et taux de classification (TC), les définitions de ces derniers sont respectivement comme suit :

- Sensibilité (Se%) : $[Se = 100 * VP / (VP + FN)]$ on appelle sensibilité (Se) du test sa capacité de donner un résultat positif quand la maladie est présente. Représente ceux qui sont correctement détectés parmi tous les événements réels.

- Spécificité (Sp %) : $[Sp = 100 * VN / (VN + FP)]$ on appelle spécificité du test cette capacité de donner un résultat négatif quand la maladie est absente. Elle est représentée pour détecter les patients non diabétiques.
- Taux de classification (TC %) : $[TC = 100 * (VP + VN) / (VN + VP + FN + FP)]$ est le taux de reconnaissance.
- VP : malade classé malade ;
- FP : non malade classé malade ;
- VN : non malade classé non malade ;
- FN : malade classé non malade.

10 Résultats

Nous analysons nos résultats sur deux aspects.

- Le premier, le nombre de gènes sélectionnés par les 4 méthodes de sélections.

- Le deuxième, concerne leurs impacts sur le taux de classification par les différents classifieurs.

Sachant que le taux de classification en utilisant les 2000 gènes été de 85% mais avec un temps d'exécution assez long.

K-NN	N.V.S	Fisher	MI	mRMR	ReliefF
K=3	2000	85%			
	5	52%	76%	71%	80%
	10	90%	66%	61%	85%
	15	76%	57%	76%	85%
	20	76%	57%	85%	90%
K=5	2000	80%			
	5	47%	61%	71%	90%
	10	85%	61%	76%	90%
	15	85%	57%	80%	90%
	20	80%	66%	80%	85%

TABLE 5 – Résultats obtenus selon le nombre de voisinage et le nombre de variables sélectionnées pour chaque méthode.

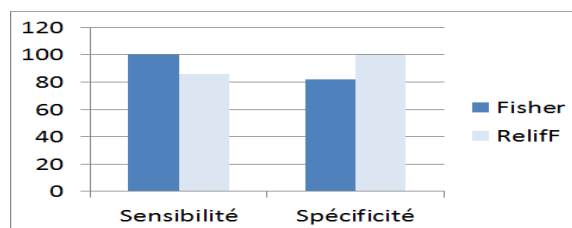


FIGURE 4 – La sensibilité et la spécificité des meilleurs TC obtenus par fisher et ReliefF.

11 Discussion

Les performances obtenues après le processus de sélection montrent clairement que la méthode MI a donné de très faible taux de classification (Table 5), qui est dû au principe basé sur le calcul probabiliste sachant que la probabilité est un rapport de nombre de cas favorables sur le nombre de cas possibles ; mais dans le domaine biologique la présence d'un gène ne se diverse pas pour chaque classes mais plutôt sa présence est évidente en portant sa propre valeur, alors que MI mesure seulement l'indépendance de gènes par rapport à la classe. Puis la méthode mRMR qui utilise le calcul de l'information mutuelle (MI) entre le gène et la classe mais aussi elle prend en considération le calcul de MI entre chaque pair de gènes. Ce dernier a mené à augmenter le taux de classification et surtout l'élimination de la redondance qui améliore la reconnaissance du cancer du côlon d'un taux de 94% avec la sélection de 10 variables.

Nous remarquons que la méthode Fisher qui est caractérisée par sa simplicité de calcul à discriminer les gènes informatifs qui se focalisent sur leurs classes ces résultats donnent un taux de classification moyen avec 10 variables.

Nous remarquons dans le Table 5 que la méthode ReliefF réalise le même taux de classification en sélectionnant un nombre limité seulement à 5 gènes. Son point fort est sa performance qui réside dans les différents traitements, comme le calcul des hits (les exemples de la même classe) et les misses (les exemples qui ont une étiquette différente) et la normalisation des valeurs de chaque gène pour éviter la dominance entre les gènes et par conséquent éviter d'éliminer les gènes à faibles valeurs.

La méthode ReliefF a obtenu les meilleurs taux de classification (avec 5, 10 et 15 gènes) puis ça décroît dès que nous dépassons les 15 gènes. Notons que la sensibilité était plus importante avec la méthode Fisher qu'avec la méthode de ReliefF (Figure 4) où la qualité de l'apprentissage dépend énormément de la sensibilité de prédiction de la maladie.

Afin de valider l'efficacité et les résultats des différentes techniques de sélection, nous avons évalué les quatre méthodes de sélection avec plusieurs classifieurs de natures différentes :

- **Perceptron multi-couches « PMC »** caractérisés par leur algorithme de retro propagation qui leur approprie une puissance d'apprentissage indéniable,
- **Radial basis function (les réseaux RBF)** réseaux de neurones à fonction radiale de base. Cette méthode utilise un algorithme de clustering de type K-means avec l'application d'une méthode de régression linéaire.
- **Linear discriminant analysis « LDA »** qui permet de prédire l'appartenance d'un individu à une classe (groupe) prédéfinie à partir de ses caractéristiques mesurées à l'aide de variables prédictives. C'est un cas particulier du classifieur bayésien qui se démarque par l'estimation du maximum de vraisemblance.
- **Classification and Regression Tree « CART » (arbre de décision)** utilisent un processus récursif de division de l'espace des données en sous régions de plus en plus pures en termes de classes. Leurs lisibilité, leurs rapidité d'exécution et le peu d'hypothèses nécessaires à priori expliquent leurs popularité.

Pour le test des performances nous avons fait appel à l’outil WEKA, en répartissant la base à 2/3 pour l’apprentissage et 1/3 pour le test. Les résultats obtenus sont représentés dans les figures suivantes :

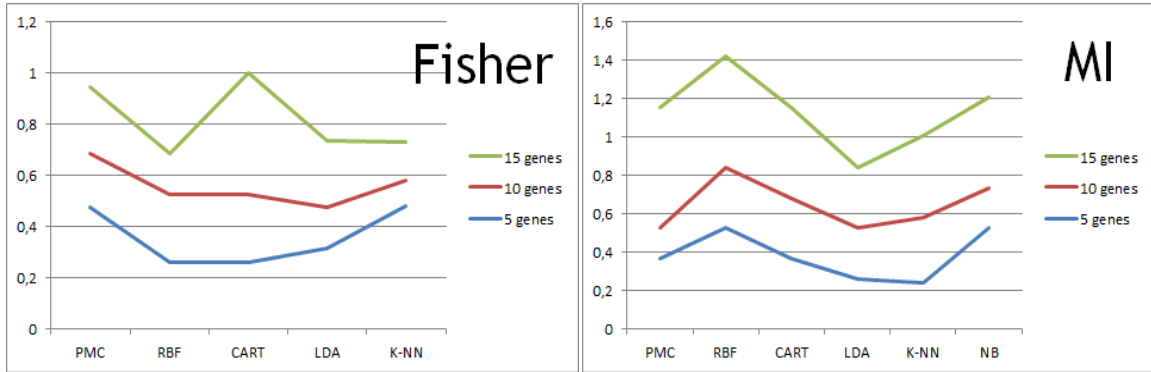


FIGURE 5 – L’estimation de l’erreur avec les différents classifieurs selon la méthode Fisher.

FIGURE 6 – L’estimation de l’erreur avec les différents classifieurs selon la méthode MI.

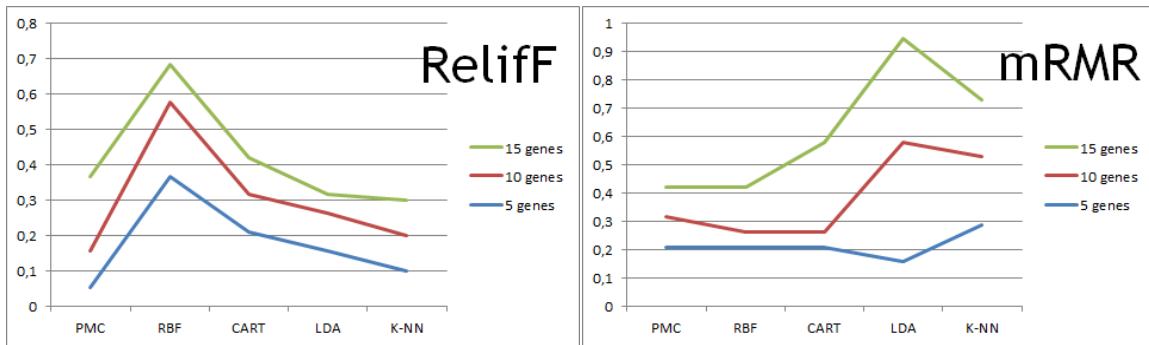


FIGURE 7 – L’estimation de l’erreur avec les différents classifieurs selon la méthode mRMR.

FIGURE 8 – L’estimation de l’erreur avec les différents classifieurs selon la méthode Relief.

Après le processus de sélection, nous remarquons que la méthode MI reste toujours avec un taux de classification trop faible malgré la diversité de la nature des classifieurs utilisés. La raison de ces résultats peut être expliquée par son principe qui se base sur la quantité d’information qui contient le modèle et non pas sur la qualité informative du modèle. Par contre nous notons une diminution de l’erreur de reconnaissance avec la méthode MRMR qui introduit le calcul de l’information mutuelle entre les gènes, nous obtenons un taux de classification de 95% avec les RBF et CART par la sélection de 10 gènes.

Dans la Figure 5 les résultats de la méthode Fisher reste meilleure qu’avec l’application de K-NN grâce à son principe du choix de voisinage ou la classe prédite a probablement de forte chance de partager son voisinage.

En dernier, la méthode ReliefF s'avère la plus représentative dans la sélection des données du cancer du côlon donc nous pouvons dire qu'elle fait l'extraction de cinq gènes les plus actifs avec une reconnaissance de 94% avec le perceptron multicouche qui utilise une méthodologie stricte qui permet de capter les relations fondamentales des données tout en évitant de modéliser les fluctuations statistiques propres à un ensemble d'entraînement particulier.

12 Synthèse sur les techniques de sélection

Nous résumons dans le Table 3.6 les différentes caractéristiques de chaque méthode lors de son fonctionnement et son traitement durant le processus de sélection.

Techniques	MI	mRMR	Fisher	ReliefF
Avantages	<ul style="list-style-type: none"> - Sa simplicité dans le calcul probabiliste. 	<ul style="list-style-type: none"> - Elimine la redondance. - Prend en compte les interactions avec les variables. 	<ul style="list-style-type: none"> - Simplicité de calcul. - Facile de mettre en évidence. 	<ul style="list-style-type: none"> - Précision sur des données bruitées. - Mesure la pertinence globale pour les caractéristiques.
Inconvénients	<ul style="list-style-type: none"> - N'élimine pas la redondance. 	<ul style="list-style-type: none"> - Calcul probabiliste ne reflète pas le poids significatif des données biologiques. 	<ul style="list-style-type: none"> - La capacité de sélection est beaucoup plus appliquée qu'avec les bases d'une sortie binaires. 	<ul style="list-style-type: none"> - Sa stratégie de recherche est aléatoire.

TABLE 6 – Caractéristiques des différentes techniques de sélection.

En examinant bien ces différentes techniques (Table 3.6), nous remarquons clairement la complémentarité des méthodes et des idées peuvent émerger comme la fusion ou l'hybridation entre les méthodes qui s'avèrent très performantes au calcul du poids significatifs et celles qui peuvent diminuer les redondances.

13 Comparaison avec les travaux de l'état de l'art

La fixation du nombre de variables à sélectionner à priori reste toujours délicat, dans la littérature, l'importance et la difficulté de retrouver un ensemble de gènes qui portent un effet biologique demeure un axe de recherche ouvert où plusieurs approches sont testées et comparées. En explorant la littérature du domaine de recherche des biopuces, nous remarquons que les travaux se focalisent beaucoup plus sur l'extraction et la sélection les gènes pertinents sans tenir compte du taux de la classification, par contre nos résultats dans Table 3.7 sont obtenus en prenant en considération deux aspects complémentaires à savoir une sélection réduite des gènes pertinents et un

taux de reconnaissance très élevé.

Nous avons obtenu aussi quelques gènes (cinq) en commun avec des travaux récents de la littérature[HLC⁺11], [Cha09].

Travaux	Méthodes	Classifieurs	N.V.S	TC
Chandra et al., 2011 [CG10]	ERGS (Effective Rang based Gene Selection)	– Naïve bayes – SVM	– 100 – 100	– 83,87% – 83,87%
Sirinivasa et al., 2011 [SS11]	– K-means – Global K-means – K-means++ – See5	Approche wrapper	60	– 60% – 60% – 60% – 90%
Han et al., 2011 [HLC ⁺ 11]	SVDMC (Singular Value Decomposition and Monte Carlo)	– SVM	– 15, 10, 20	– 84%,86%,85%
		– K-NN	– 15, 10, 20	– 85%,90%,88%
		– BF	– 15, 10, 20	– 84%,86%,88%
		– NB	– 15, 10, 20	– 88%,91%,86%
		– ANN	– 15, 10, 20	– 86%,88%,86%
BWSS	– SVM	– 15, 25	– 77%, 77%	
	– K-NN	– 15, 25	– 63%, 77%	
	– BF	– 15, 25	– 77%, 81%	
	– ANN	– 15, 25	– 81%, 77%	
MPE	SVM	15, 10, 20	85%,87%, 87%	
T-test	SVM	15,10, 20	81%,88%, 87%	
Notre Travail, 2013	Fisher	K-NN	10,15	90%, 85%
	MI	PMC	10	84%
	MRMR	– RBF	– 10	– 94%
		– CART	– 10	– 94%
	RelifF	– PMC	– 5	– 94%
– LDA		– 10	– 94%	

TABLE 7 – Comparaison des résultats avec les travaux de l'état de l'art.

Nos méthodes de sélection de variables ont permis de construire des prédicteurs efficaces pour un problème de bipartition supervisée de données d'expression de puce à ADN (biopuce) en oncologie (cancer du côlon). Les performances obtenues sont aussi bonnes, que ceux des meilleurs prédicteurs publiés à ce jour pour la même base de données. Notre principale contribution est d'obtenir ces performances avec un nombre minimal de variables. Cette caractéristique est importante pour la robustesse de nos prédicteurs avec une condition nécessaire à une possible utilisation en routine clinique.

14 Conclusion & Perspectives

La littérature abondante depuis plusieurs décennies sur le problème de sélection de variables (features selection) témoigne non seulement sur son importance mais aussi sur ces difficultés ; de choisir a priori les caractéristiques pertinentes pour une application donnée n'est pas aisé et plus spécifiquement dans le domaine biologique.

Notre démarche de sélection de gènes de cancer du côlon consiste dans un premier temps de comparer l'efficacité de plusieurs méthodes de sélection pouvant être intégrées dans un processus d'une approche filter, afin de mettre en évidence la transparence de notre système, avec un objectif d'extraire les plus pertinents et les plus informatifs. Les expérimentations réalisées ont permis d'évaluer les performances des résultats avec les différents classifieurs. .

Bien que les résultats obtenus soient intéressants et encourageants, beaucoup de points sont susceptibles d'être étudiés dans le cadre de travaux futur, tel que :

- L'utilisation d'autres mesures de sélection de variables pour mettre en valeur les différentes relations entre les gènes.
- D'après l'étude des avantages et des inconvénients des méthodes de sélection utilisées dans ce travail, une hybridation entre les techniques est envisageable ou la fusion entre les points forts de ces méthodes.
- Faire appel aux méthodes de boosting pour améliorer encore le taux de classification.

Ce domaine de recherche restera toujours actif tant qu'il est motivé par l'évolution des systèmes de collecte et de stockage des données d'une part et par les exigences d'autre part. La meilleure approche pour juger cette sélection est de collaborer avec des experts (biologistes) pour une interprétation des résultats et mettre en évidence les points suivants :

- Les gènes qui sont en prédisposition et en cause de ces cancers.
- Les gènes qui contribuent au développement tumoral des cancers colorectaux.

Cette collaboration avec les biologistes permet de nous orienter vers la manière d'utiliser ces données fondamentales en pratique clinique et leurs influences sur la prise en charge des patients car ce domaine de recherche est majeur dans le : dépistage, traitement et prédiction de l'évolution clinique de ces patients. En parallèle, nous œuvrons à mieux comprendre l'évolution de la réponse immunitaire du patient à tous les stades d'évolution du cancer colorectal.

Références

- [ABN⁺99] U. Alon, N. Barkai, D. A. Notterman, K. Gish, S. Ybarra, D. Mack, and A. J Levine. Broad patterns of gene expression revealed by clustering analysis of tumor and normal colon tissues probed by oligonucleotide arrays. *Proc Natl Acad Sci*, 12 :6745–6750, 1999.
- [ALLL03] A. Antoniadis, S. Lambert-Lacroix, and F. Leblanc. Effective dimension reduction methods for tumor classification using gene expression data. *Bioinformatics*, 19(5):563–570, 2003.
- [BEHW87] Anselm Blumer, Andrzej Ehrenfeucht, David Haussler, and Manfred K. Warmuth. Warmuth and ocam’s razor. information processing letters. *In international conference of machine learning*, 24(6) :377–380, 1987.
- [Ben1a] Y Bennani. La sélection de variables,. *Numero special de la Revue d’Intelligence Artificielle. Hermès, Paris.*, page 351–371, 2001a.
- [Ben06] Y. Bennani. Systèmes d’apprentissage connexionnistes : sélection de variables. *Numero special de la Revue d’Intelligence Artificielle. Hermès, Paris.*, (g), 2006.
- [BG07] Bennani and S. Guerif. Sélection de variable en apprentissage numérique non supervisé. *In cap 07 : conférence francophone sur l’apprentissage automatique*, 2007.
- [Bou04] A. Boulesteix. Pls dimension reduction for classification with microarray data. *Statistical Applications in Genetics and Molecular Biology*, 3(1) :1075, 2004.
- [CG10] B. Chandra and Manish Gupta. An efficient statistical feature selection approach for classification of gene expression data. *Journal of biomedical informatics*, 3 :3–7, 2010.
- [Cha09] Sounak Chakraborty. Bayesian binary kernel probit model for microarray based cancer classification and gene selection. *Computational Statistics & Data Analysis*, 53 :98–120, 2009.
- [Dea06] Raftery A Dean. Variable selection for model-based clustering. *Journal of the American Statistical Association*, 473 :169–178, 2006.
- [DJG00] BRODLEY C. E. Dy J. G. Feature subset selection and order identification for unsupervised learning. *In Proceedings of the 17th International Conference on Machine Learning (ICML-2000), Stanford University, CA*, 2000.
- [EG03] André Elisseeff and Isabelle Guyon. An introduction to variable and feature selection. *Journal of Machine learning Research*, 2003.
- [Gau02] Olivier Gaudoin. Méthodes statistiques pour l’ingénieur. *Grenoble, France*, 2002.
- [gb12] gene bank. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov>, Access June 2012.
- [Ghi64] Edwin E. Ghiselli. *Theory of psychological Measurement*. Mc Graw-Hill Book Company, 1964.
- [Hal98] M. Hall. Correlation-based feature selection for machine learning. 1998.
- [Hal00] Mark A. Hall. Correlation-based feature selection and numeric class machine learning. *17th Internatinnal conf. on machine learning*, pages 359–366, 2000.
- [HLC⁺11] Bin Han, Lihua Li, Yan Chen, Lei Zhu, and Qi Dai. A two step method to identify clinical outcome relevant genes with microarray data. *Journal of Biomedical Informatics*, 44 :229–238, 2011.

- [HTE⁺00] T. Hastie, R. Tibshirani, M. Eisen, A. Alizadeh, R. Levy, L. Staudt, W. Chan, D. Botstein, and P. Brown. Gene shaving as a method for identifying distinct sets of genes with similar expression patterns. *Genome Biol*, 1(2) :1–21, 2000.
- [JKP94a] G. John, R. Kohavi, and K. Peger. Irrelevant features and the subset selection problem. *Proceedings of the Eleventh International Conference on Machine Learning*, page 129, 1994.
- [JKP94b] George H. John, Ron Kohavi, and Karl Pfleger. feature and the subset selection problem. *In international conference on Machine learning. Journal version in IIJ*, pages 121–129, 1994.
- [KR92] K Kira and L. Rendell. A practical approach to feature selection. page 249–256, 1992.
- [KS77] Sir Maurice Kendall and Alan Stewart. The advanced theory of statistics. *4th Edition. Mcmillan Publishing, New York*, 1, 1977.
- [KS96] Daphane Koller and Mehran Sahami. To ward optimal feature selection. *In international conference of machine learning.*, pages 284–292, 1996.
- [LS95] H Liu and R Setiono. Feature selection and discretization of numeric attributes. *knowledge and data engineering*, 16 :145–153, 1995.
- [MP02] C.A Murthy Mitra and S.K. Pal. Unsupervised feature selection using feature similarity. *IEEE Trans. On patterns Analysis and machine learning*, pages 24–34, 2002.
- [PLD05] H Peng, F Long, and C Ding. Feature selection based on mutual information : criteria of max-dependency, max-relevance, and min-redundancy. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 27 :1226–1238, 2005.
- [RSK03] M. Robnik Sikojca and I. Kononenko. Theoretical and empirical analysis of relief and relief. *Mach. Learn*, 53 :23–69, 2003.
- [.S08] Guorif .S. Unsupervised feature selection : when random ranking sound are irrelevancy. *In JMCR workshop and conference proceding, New challenges for feature selection in data mining and knowledge discovery*, 4 :161–175, 2008.
- [Sha48] E. Shannon. A mathematical theory of communication. *The bell System Technical Journal*, 27 :623–654, 1948.
- [SMTJ03] N. Sorh Madsen, C. Thomsen, and Pena J. Unsupervised feature subset selection. *Proceeding of the workshop on probabilistic graphical models for classification*, pages 71–82, 2003.
- [SS11] R. Perumal Srinivasa and R Sujatha. Analysis of colon cancer dataset using k-means based algorithms & see5 algorithms. *International Journal of Computer Science and Technologie*, 2 :482–484, 2011.