

# CRITÈRES DE QUALITÉ D'UN CLASSIFIEUR GÉNÉRALISTE

GILLES R. DUCHARME

IMAG, Univ Montpellier, CNRS, Montpellier, France

**RÉSUMÉ.** Cet article considère le problème de choisir un bon classifieur. Pour chaque contexte spécifique, il existe un classifieur optimal selon le critère du taux d'erreur, mais aucun n'est optimal dans tous les cas. Comme il existe un grand nombre de classifieurs, un utilisateur néophyte préférera souvent choisir parmi eux un classifieur généraliste, dont l'ajustement, la compréhension et l'exploitation sont à sa portée, en espérant que celui-ci fait presque aussi bien que l'optimal pour les problèmes qu'il doit résoudre. Cet article établit une liste de critères que devrait rencontrer un bon classifieur généraliste, destiné à être ajusté et utilisé avec un minimum d'intervention humaine et offrant un socle solide pour les utilisations subséquentes. Après avoir situé le problème et introduit l'analytique des données, ces critères sont présentés et commentés. Puis un sous-ensemble de six classifieurs est choisi parmi les plus populaires et des scores leur sont attribués en regard de ces critères. Des tables permettent d'apprécier rapidement les résultats et facilitent le choix d'un bon classifieur dans un contexte donné. Le classifieur qui ressort de cet exercice avec les meilleurs scores est la forêt aléatoire (random forest) et ses variantes.

## 1. INTRODUCTION

La data-science<sup>1</sup> est devenue dans bien des sphères d'activité un incontournable facteur de développement. Elles émanent de la convergence entre les mathématiques et l'informatique, plus précisément entre la statistique et le *machine learning*, et visent à exploiter les immenses bases de données qui se constituent grâce au phénomène *big data*. C'est souvent par le biais des data-scientists que l'intelligence artificielle, dont le *machine learning* fait partie, s'introduit dans les entreprises. Un de ses outils les plus utilisés est l'analytique des données et notamment l'analytique prédictif. La prédiction du futur étant un des déterminants de la survie, l'analytique prédictif s'est répandu dans de nombreuses disciplines et champs d'activité, allant du marketing à la médecine, en passant par le management.

L'analytique prédictif utilise un même outil, le *classifieur*, pour résoudre une vaste gamme de problèmes. Un de ces problèmes est celui de déterminer, à partir de ses *caractéristiques*, l'état d'une situation cachée. On réfère à ce contexte comme étant un problème de classification. Un exemple prototype est le système de reconnaissance faciale sur certains téléphones. *A priori*, le téléphone "ignore" si

---

*Key words and phrases.* Classifier, Logistic Regression, Random Forest, Neural Network, Predictor, Supervised Learning, Support Vector Machine.

1. L'Université de Montpellier (à l'époque, Université de Montpellier 2) est le "berceau" de la data science. En effet, ce terme est apparu lors des travaux de la deuxième rencontre des sociétés françaises et japonaises de statistique, tenue à l'été 1992 à Montpellier, dont les *proceedings* ont été publiés en 1995 (Escoufier et al., 1995). Une version plus complète de la genèse du terme apparaît dans Ohsumi (2000).

un utilisateur est autorisé ou non, à accéder à son contenu. Les caractéristiques de l'image faciale (écartement des yeux, forme des oreilles, zones sombres, etc.) d'un utilisateur potentiel sont soumises à un classifieur qui doit déterminer si cet utilisateur fait partie, ou non, de la liste des usagers autorisés. Le but de l'analytique prédictif est ici de construire un classifieur qui présentera le taux d'erreur le plus faible possible. On retrouve aujourd'hui de nombreuses variantes de ce type de classifieur, en reconnaissance d'images, de caractères, de sons, etc. L'utilisation croissante de ces classifieurs dans les objets de la vie courante témoigne de l'efficacité de l'analytique prédictif dans de tels contextes de classification. Coubray (2017) fait état de deux applications récentes dans le domaine de la reconnaissance vocale en marketing.

Un autre problème traité par l'analytique prédictif est celui de la prédiction. Un exemple prototype est le *credit scoring* où, à partir de caractéristiques (salaire, nombre de personnes à charge, crédits en cours, etc.) associées à d'éventuels emprunteurs, une banque veut déterminer si un client se révélera à terme un "bon" ou un "mauvais" payeur. Ici aussi, la prédiction est faite par un classifieur (on utilise alors parfois le terme de *prédicteur*) : les caractéristiques du client potentiel sont soumises au classifieur qui détermine l'état futur, "bon" ou "mauvais", avec un taux d'erreur le plus faible possible. L'usage très répandu de ces classifieurs dans le domaine bancaire, commercial, marketing, etc., témoigne de leur efficacité dans ce contexte de prédiction. La même chronique de Coubray (2017) décrit une application pour la réduction du taux de *churn*.

Un premier axe permettant de distinguer ces deux contextes est la temporalité de la réalité que l'on cherche à découvrir. Dans l'exemple prototype du contexte de classification (le téléphone), cette réalité existe, mais est cachée. Dans celui du contexte de prédiction (le *credit scoring*), la réalité se révélera dans le futur. Un second axe est la nature des caractéristiques dont on dispose pour faire la classification ou la prédiction. Dans l'exemple prototype du téléphone, ces caractéristiques sont les éléments de l'image faciale qui, une fois enregistrés sur un support, demeurent statiques. Il y a peu ou pas de hasard (dans le sens de la théorie des probabilités) en jeu. Dans celui du contexte de prédiction, les caractéristiques se rapportent à des individus. Or les humains changent, évoluent, s'adaptent ; leurs caractéristiques feront de même. En outre, les humains diffèrent entre eux et le hasard, ou la causalité joue un rôle important dans ces changements et ces différences. On retrouve toute une gamme de problèmes de classification et de prédiction se situant quelque part sur le plan formé de ces deux axes : temporalité et causalité.

Chaque classifieur est articulé autour d'un concept mathématique et incarné par un algorithme informatique. C'est la phase d'*invention* du classifieur. À la sortie de cette phase, qui est en général hors de la portée des utilisateurs, on peut imaginer le classifieur comme étant une "boîte noire" ayant des manettes, curseurs ou boutons, bref des *hyperparamètres*<sup>2</sup> qu'il faut maintenant ajuster, ou positionner aux bons endroits, pour résoudre au mieux le problème considéré (p. ex. faire en sorte que le taux d'erreur est sous un seuil donné en *credit scoring*). Cette étape est la phase d'*ajustement* du classifieur et elle s'appuie en général sur les informations (cognitives ou empiriques) dont on dispose sur le problème considéré. Une fois ces

---

2. Pour faire simple, ce terme regroupe ici toutes les quantités (fonctions, variables d'ajustement, structures mathématiques, etc.) qui doivent être sélectionnées ou déterminées pour qu'un classifieur soit opérationnel.

hyperparamètres ajustés, on présente des caractéristiques (images, dossiers clients) à la boîte noire qui en ressort une classification ou une prédiction. C'est la phase *d'exploitation* du classifieur.

Depuis le travail fondateur de Fisher (1936), de nombreux concepts ont été imaginés et des algorithmes les matérialisant ont été mis au point. Lim, Loh & Shih (2000) en compilent 33 et plusieurs autres, à la complexité grandissante, se sont rajoutés depuis. Au moment d'écrire ces lignes, le package *caret* (Kuhn, 2008) du logiciel R peut traiter 238 classifieurs<sup>3</sup>. Ceci témoigne de l'inventivité humaine, mais comme le veut l'adage : "trop, c'est comme pas assez". Et maintenant, face à un problème de classification donné et à cette pléthore de possibilités, l'utilisateur se heurte à la difficile question : "*Quel classifieur dois-je utiliser pour mon problème ?*"

Cette question est consternante pour l'utilisateur qui, s'il fait un mauvais choix, risque d'utiliser un classifieur menant à des décisions désastreuses. Elle est surtout mal posée, car aucun critère précis, à part l'objectif flou de faire "le mieux possible", ne se dégage *a priori* pour y répondre intelligemment. Mais cette question est néanmoins fondamentale. Et c'est le but du présent travail que de construire une réponse raisonnée en développant une liste de critères et en notant, selon ceux-ci, différents classifieurs.

Un critère raisonnable est celui du taux d'erreur du classifieur, que l'on voudrait le plus faible possible. Ce taux d'erreur mesure l'écart moyen entre la sortie du classifieur et la réalité. C'est un critère *accuracy-oriented* et, de ce fait, bien adapté aux méthodes mathématiques. De nombreux résultats, certains très poussés, ont été obtenus à son sujet. En particulier, un théorème annonce que, pour certains types de problèmes, il existe un classifieur, le classifieur de Bayes, dont le taux d'erreur est minimal entre tous. C'est un joli résultat mathématique, mais inutile en pratique, car sa détermination requiert des informations qui ne sont jamais disponibles. En revanche, il crée une cible irrésistible pour des concepteurs-théoriciens : la recherche de classifieurs qui "à la limite" (et les contextes *big data* en sont proches) donneront le même taux d'erreur que le classifieur de Bayes. Ceci pousse à la création de classifieurs de plus en plus sophistiqués, comprenant de plus en plus d'hyperparamètres dont l'ajustement nécessite de plus en plus de doigté, mais dont le maniement exige une expertise s'éloignant de la portée non seulement de l'utilisateur moyen, mais aussi de celle des concepteurs de méthodologies concurrentes ! Cette dynamique est encouragée par des compétitions aux prix financièrement alléchants (Netflix) et aux résultats largement médiatisés (Kaggle). Elle répond aux impératifs des contextes de classification pointus que l'on retrouve, notamment, dans les applications du *machine learning* (reconnaissance d'images, de sons, d'anomalies, etc.) où la précision brute du classifieur est tout ce qui importe<sup>4</sup>. Dans la suite, nous ne considérons pas plus avant ces contextes pointus de classification d'images et de ces autres situations

---

3. Parmi ceux-ci, on retrouve cependant de nombreuses variantes du même classifieur, de sorte qu'on peut estimer à environ une centaine le nombre de classifieurs "différents" que ce package peut reconnaître.

4. Le choix d'une mesure de cette précision brute d'un classifieur n'est pas une entreprise aisée. Récemment, Hand & Anagnostopoulos (2013) ont trouvé une faille fondamentale dans la très populaire métrique *AUC* (pour *Area Under the Curve*), pourtant utilisée depuis plus de 40 années, qui la discrédite quasi totalement pour la comparaison de classifieurs. Le problème se répercute sur d'autres métriques associées, comme le coefficient de Gini et l'*AUCH*. Voir Hand (2012) pour une liste de telles métriques avec leurs avantages et inconvénients.

statistiques évoquées quand on entend le terme *machine learning*. Nous nous concentrons plutôt sur les applications en marketing, en santé publique et en d'autres contextes impliquant des organismes vivants. Aussi, par opposition à ces problèmes pointus traités en *machine learning* où le hasard est quasi inexistant, nous allons référer à ces contextes par le terme de *statistical learning* car les propriétés des classifieurs découlent des comportements statistiques qui contrôlent la dynamique et la causalité des données.

Pour ces derniers cas, un autre théorème, appelé le *no-free-lunch theorem* (Wolpert, 1996), annonce qu'il n'existe pas de classifieurs dominant (toujours en ce qui concerne le taux d'erreur) tous les autres pour tous les problèmes. Ce résultat crée une nouvelle cible irrésistible pour des concepteurs adeptes de compromis qui vont chercher le classifieur ayant le plus faible taux d'erreur possible pour le plus grand nombre de problèmes possibles. Toutes sortes de classifieurs ont été mis au point dans cet esprit, notamment les classifieurs d'ensembles et les méta classifieurs (Dixit, 2017). Mais cette recherche du meilleur compromis mène aussi à l'élaboration de classifieurs dont, pour la plupart, le maniement exige un doigté et une expertise de très haut niveau.

Au fil des années, ces nombreux classifieurs ont été appliqués à de nombreux problèmes de la vie courante, alors que plusieurs études comparatives en laboratoire étaient menées (voir Hand, 2001, pour une bibliographie très fournie, mais déjà surannée). Ceci a permis de jeter une certaine lumière sur les forces et les faiblesses de chacun de ces classifieurs face à un type de problème donné, un savoir nécessaire pour que l'utilisateur puisse faire un choix éclairé dans l'offre pléthorique. Mais l'accumulation de connaissances qui en est résultée est un corpus de plus en plus difficile à s'approprier. Ceci a mené Hand (2006) à écrire :

*Of what good is a tool so highly sophisticated that it can be used effectively only after years of practice and experience ?*

Gayler (2006) a atteint un seuil de clairvoyance élevé lorsqu'il a constaté (dans sa terminologie, *model* réfère à un classifieur) :

*in the limit (and the hands of a skilled modeler), every modeling technique should end up in agreement because they are all approximating the same data.*

Puis plus loin :

*... it might be more useful to look at the effort required of the modeler to achieve a given goodness of fit and other properties of the model that are of operational relevance.*

On peut extraire de ces remarques deux enseignements. Le premier, plutôt rassurant, est que pour les problèmes adaptés au *statistical learning* et dans les mains d'un expert qui sait bien ajuster les hyperparamètres, la plupart des classifieurs modernes se valent à peu près en ce qui concerne le taux d'erreur. Ainsi, la question de choisir un classifieur *accurate* peut être résolue par une pédagogie adéquate et beaucoup d'expérience. Le corollaire cependant, introduisant le deuxième enseignement, est qu'il semble souhaitable d'ajouter aux critères *accuracy-oriented* d'un

classifieur de nouveaux critères, peut-être plus importants, quantifiant leur accessibilité pédagogique et leur *operational relevance*. Tout ceci est joliment énoncé par Jamain & Hand (2008) :

*..the “performance of a method” is not a well-defined term. In general, how well a method performs is not merely a property of the method, but is the result of an interaction of the method with the type of data, the background and experience of the user, the implementation of the method and the use to which the classification method will be put.*

Cette défocalisation sur les critères *accuracy-oriented* s'exerçait depuis un certain temps déjà. En *credit scoring* par exemple, une forte concurrence peut mener une banque à accepter un taux d'erreur plus élevé si, en échange, elle rencontre les normes légales de transparence ou si elle peut augmenter ses parts de marché sur d'autres produits. Plus généralement, quand des décisions sont prises dans un climat d'incertitude, des risques apparaissent qui doivent être gérés en fonction de la gravité des conséquences. Les humains sont ainsi faits qu'en général, ils préfèrent un risque faible associé à une conséquence limitée (accident de voiture) à un risque infinitésimal, mais pouvant entraîner des conséquences catastrophiques (crash d'avion). C'est une des tâches du *statistical learning* que de fournir les supports intellectuels nécessaires à la prise de décisions dans des ambiances où la volatilité est largement le fait du hasard.

Ainsi, les remarques de Gayler (2006) et Jamain et Hand (2008) suggèrent l'établissement de critères :

- *User-oriented* : comme l'expertise nécessaire pour l'ajustement (les hyperparamètres) d'un classifieur et pour comprendre et interpréter son fonctionnement ;
- *Problem-oriented* : concernant l'usage qui sera fait des sorties du classifieur.

En ce moment, une intense activité de recherche s'exerce autour de certains critères tombant dans ces catégories. En particulier, de nombreuses recherches en cours, notamment dans le *Goodle Brain Team* (Dean, 2018), portent sur l'automatisation de l'ajustement de classifieurs. Mais ces recherches portent essentiellement sur les très populaires classifieurs de type “réseaux de neurones artificiels” (voir Section 4.6) typiques du *machine learning*. Pour les classifieurs du *statistical learning*, nous avons trouvé assez peu de travaux sérieux proposant des critères *user-* et *problem-oriented*, à l'exception notable de Hand (2012) qui donne une courte liste de quelques critères de type *problem-based* (selon sa terminologie) dont certains se retrouvent d'ailleurs plus loin dans ce travail.

Ainsi, le but du présent travail est de développer une liste plus complète de critères *user-* et *problem-oriented* permettant à l'utilisateur de faire le choix éclairé d'un classifieur parmi ceux qui sont utilisés en *statistical learning*. Pour montrer l'utilité de cette liste, nous appliquons ces critères à six classifieurs parmi les plus populaires en *statistical learning*. Des scores sont donnés, ce qui permet de noter ces classifieurs afin de dégager les meilleurs. Cette liste de critères n'a pas la prétention de l'exhaustivité. Elle vise à aider un utilisateur voulant répondre à la question

“*Quel classifieur dois-je utiliser pour mon problème ?*”. Elle reflète les connaissances et l’expérience professionnelle de l’auteur qui s’est construite au cours de plus de 35 années dans ses rôles de professeur et de chercheur universitaire en data science, mais aussi de consultant et d’expert dans de nombreux domaines d’application allant du marketing à la biostatistique en passant, entre autres, par la gestion et sécurité numérique. L’auteur espère aussi qu’elle peut être utile à des utilisateurs tentant de discerner la part de vérité dans les discours ambiants tentant d’exploiter la médiatisation à outrance des vertus de l’intelligence artificielle. Il espère enfin qu’elle favorise l’émergence d’un écosystème de concepts et d’algorithmes, s’arrimant aux sorties d’un classifieur et offrant des fonctionnalités permettant d’atteindre des objectifs au-delà de l’analytique prédictif, comme ceux que l’on voit émerger dans le domaine de l’analytique prescriptif dont nous discutons brièvement à la Section 2.1.

La Section 2 présente sommairement les types d’analytique et le contexte dans lequel se déroule en général un analytique prédictif. La Section 3 développe la liste de critères et les répartit en trois sous-listes à l’importance différente. La Section 4 présente brièvement les six classifieurs qui seront par la suite notés. La Section 5 donne les tableaux des scores, ce qui permet de dégager les forces et les faiblesses de chacun. La forêt aléatoire de Breiman (2001, 2004) se dégage nettement selon ces critères. La Section 6 présente les conclusions finales.

## 2. ANALYTIQUE DES DONNÉES ET CLASSIFIEURS

On retrouve des applications de l’analytique des données dans virtuellement toutes les sphères d’activité. Outre la santé et les sciences, l’analytique des données est très utilisé dans le domaine industriel et commercial, comme les services de vente, de marketing, d’approvisionnement, de gestion, de finance, de risque, de la réglementation, etc. Le phénomène *big data* a mené à l’accumulation massive de données facilement accessibles. Celles-ci, couplées à l’exploitation de concepts statistiques et d’algorithmes informatiques qui en dégagent les structures fines et cachées, sont un des atouts importants de la compétitivité des entreprises modernes. La problématique consistant à mettre ces éléments en oeuvre pour piloter des stratégies favorisant le développement est un des enjeux capitaux du monde contemporain.

**2.1. Les types d’analytique.** On distingue généralement trois types d’analytique. L’analytique *descriptif* se concentre sur le passé. Il utilise les données disponibles (données historiques) pour fournir des réponses à la question “*Que s’est-il passé ?*” Il produit des graphiques et statistiques (moyenne, écart-type, etc.) pour comprendre les raisons d’un comportement, d’une évolution, d’une situation. Il permet l’élaboration d’un *storytelling*.

L’analytique *prédictif* vise à répondre à la question “*Que va-t-il se passer ?*” Comme il a été dit dans l’Introduction, il exploite les données au travers de classifieurs. Il donne des prévisions de ce qu’est la réalité ou des prédictions de cette réalité.

Enfin, l’analytique *prescriptif* (le terme est dû, semble-t-il, à Lustig et al., 2010) est la dernière frontière de l’analytique. Il vise à répondre à la question “*Comment améliorer ce qui devrait se passer ?*”. En utilisant des éléments de recherche opérationnelle et de statistique, il cherche à définir les actions à entreprendre, les comportements à modifier, les incitatifs à mettre en place, etc. dans le but de mieux

monétiser la sortie des classifieurs. Ainsi, le passage du prédictif au prescriptif s'accompagne d'une montée en puissance des interventions de data scientists.

La frontière entre l'analytique prédictif et prescriptif est floue : de façon un peu réductrice, on dit parfois que l'analytique prescriptif est la continuité de l'analytique prédictif dans une optique opérationnelle. Gayler (2006), avec le terme *operational relevance*, avait déjà pressenti son importance.

**2.2. L'analytique prédictif.** La phase d'*invention* des classifieurs de l'analytique prédictif relève du *statistical* et du *machine learning*. Avec le temps, une fertilisation croisée de principes, de notions et de terminologies s'est produite, confondant la frontière entre les deux *learning*. En particulier, il s'est installé une dualité de termes et jargons utilisés selon qu'on est venu à la data science depuis les mathématiques ou l'informatique. La confusion semble parfois entretenue pour exploiter l'effervescence médiatique entourant l'intelligence artificielle. Dans la suite de ce travail, on a plutôt utilisé la terminologie statisticienne, d'une part parce que l'auteur en est issu et d'autre part, parce qu'elle a été polie et durcie par l'usure du temps. Elle n'est pas aussi imagée que le jargon informatique, mais issue des mathématiques, elle en a hérité la rigueur, la précision et la cohérence.

**2.3. Ajustement de classifieur.** Après avoir été *inventé* et avant d'être *exploité* en production, un classifieur doit être *ajusté* au problème considéré. Il est commode d'imaginer que cet ajustement nécessite une quantité d'information spécifique au problème, que l'on note  $\mathcal{I}$ . Cette information provient essentiellement de deux sources. La première est l'ensemble des éléments cognitifs (théories, considérations heuristiques, connaissances du domaine applicatif, expérience empirique ou de terrain concernant le comportement du classifieur, etc.) accumulés, que l'on note  $\mathcal{C}$ . Elle est matérialisée entre autres par la valeur de constantes, de variables, de fonctions et par des modèles mathématiques qui décrivent les grandes lignes du comportement du phénomène étudié. La deuxième source est un ensemble de données  $\mathcal{D}$ . Pour faire simple, on peut imaginer que l'information nécessaire à l'ajustement d'un classifieur doit satisfaire la relation :

$$\mathcal{I} \leq \mathcal{C} + \mathcal{D}.$$

Si  $\mathcal{C}$  est riche, on a besoin de peu de  $\mathcal{D}$  (dans certains cas, aucune donnée n'est nécessaire) pour atteindre le niveau  $\mathcal{I}$  nécessaire à l'ajustement du classifieur. Sinon, il faut compenser par de grandes quantités de  $\mathcal{D}$ . Signalons l'asymétrie d'importance entre  $\mathcal{C}$  et  $\mathcal{D}$  :  $\mathcal{C}$  est beaucoup plus informatif que  $\mathcal{D}$ . Par exemple, une formule comme  $E = mc^2$  vaut incommensurablement plus que n'importe quel amas de données. Ainsi, avant d'ajuster un classifieur, il importe de recenser les éléments cognitifs dont on dispose. Il faut discréditer un discours ambiant en data science qui suggère que l'on puisse faire l'économie de cet effort intellectuel en le remplaçant par la magie d'algorithmes automatisant cet ajustement. Dans bien des cas, ceux-ci ne donnent que de premières approximations, qui demandent à être affinées à la lumière de  $\mathcal{C}$ .

Lorsque  $\mathcal{C}$  est riche, le modèle mathématique du classifieur, issu de sa conceptualisation, s'écrit sous la forme des fonctions, ou de règles, mathématiques où tout

est connu sauf la valeur d'un *paramètre* noté  $\theta$ <sup>5</sup>, une quantité conceptuellement différente d'un hyperparamètre car elle ne doit pas être choisie, ou sélectionnée, mais plutôt *estimée* à partir de  $\mathcal{D}$ . Le classifieur est alors dit *paramétrique* et en général on a besoin d'un  $\mathcal{D}$  relativement petit pour connaître la valeur approximative de  $\theta$ . Les classifieurs paramétriques sont utiles quand  $\mathcal{D}$  est pauvre et leur phase d'ajustement est facile, car ils ne comportent en général que peu ou pas d'hyperparamètres. La biostatistique et le *credit scoring* sont des domaines où les données coûtent cher ; les succès incontestables des classifieurs paramétriques dans ces domaines attestent de leur utilité quand les données sont rares<sup>6</sup>. Un avantage supplémentaire est que le paramètre “parle” : la valeur de  $\theta$  permet de comprendre comment opère le classifieur (c.f. celui de la Section 4.2) et d'interpréter son fonctionnement, lequel est garant de la confiance qu'on peut lui accorder.

Il existe de nombreux cas, notamment dans les applications industrielles et commerciales, où  $\mathcal{C}$  est pauvre. Il faut alors compenser en exploitant des données abondantes (*big data*) pour atteindre le niveau  $\mathcal{I}$ . Ces classifieurs sont appelés (par opposition) *non paramétriques* et font intervenir de façon plus critique des hyperparamètres.

**2.4. Les données.** Les données nécessaires à l'ajustement d'un classifieur doivent être structurées dans ce qu'on appelle un data-frame, que l'on note aussi  $\mathcal{D}$ . Un data-drame est un tableau rectangulaire ( $n$  lignes et  $(p + 1)$  colonnes) comme celui de la Figure 2.1. Chaque ligne de  $\mathcal{D}$  regroupe l'ensemble des  $(p + 1)$  valeurs observées sur un des  $(n)$  individus faisant partie de  $\mathcal{D}$ . Une ligne est à son tour structurée sous la forme :

$$(x_1, \dots, x_p | y) = (\mathbf{x} | y) ,$$

où  $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_p)$  regroupe les quantités  $x_i$  appelées les caractéristiques, *features*, *insights*, variables de procuration, etc., qui permettent la classification. La quantité  $y$  est la cible, l'outcome ou la variable à classifier. Le processus de construction d'un classifieur consiste à découvrir les relations mathématiques entre les  $\mathbf{x}$  et  $y$  de  $\mathcal{D}$ . Cet objet mathématique est ici noté  $\mathcal{P}$  (pour prédicteur, qui est souvent synonyme de classifieur).

Quant à la nature de  $(\mathbf{x} | y)$ , les caractéristiques  $x_i$  peuvent être de type *continu* (pouvant prendre en principe n'importe quelle valeur, comme la pression sanguine, le taux de cholestérol, etc.), de type *discret* (des entiers 0, 1, 2, ..., correspondant par exemple au nombre d'occurrences d'un mot dans un spam), *booléen* ou *binnaire* (vrai/faux, homme/femme), *catégorique multiclasse* (A, B, AB et O pour les groupes sanguins) ou *catégorique ordinale* (S, M, L et XL pour des tailles de vêtement). Lorsque  $\mathbf{x}$  est constitué de caractéristiques de types différents, on dit qu'elles sont *mixtes*.

---

5. En réalité, il existe toujours de plusieurs paramètres. Mais ici, pour fluidifier le discours, on fait comme s'il n'en existe qu'un seul.

6. Il convient toutefois de noter qu'un problème de classification ne “marche pas” toujours. Un échec de classification veut dire que le classifieur ne fait guère mieux qu'un choix au hasard. Ces échecs sont parfois le fait d'un ajustement incorrect, ce qu'un expert arrive facilement à détecter et à corriger, mais plus souvent d'une pauvreté d'information discriminante dans  $\mathcal{D}$ . On peut alors tenter “d'enrichir” les données, mais ceci est un exercice qui dépasse le cadre du présent travail.



Subject #	$x_1$	$x_2$	...	$x_p$	$y$
# 1	5.1	3.5	...	0.2	Setosa
# 51	7.	3.2	...	1.4	Versicolor
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
# 150	5.9	3.0	...	1.8	Virginica

FIGURE 2.1. Un exemple de data-frame  $\mathcal{D}$ 

La cible  $y$  est souvent de type binaire ou catégorique et les valeurs possibles de  $y$  sont alors appelées des *labels*. Quand  $y$  est de type continu, le classifieur s'appelle un *régresseur*.

**2.5. Prétraitement de  $\mathcal{D}$ .** La première partie de la phase d'ajustement d'un classifieur  $\mathcal{P}$  consiste à effectuer un prétraitement de  $\mathcal{D}$ . Au-delà du besoin évident de valider les données et de corriger les erreurs, ce prétraitement peut affecter  $y$  (on peut décider de regrouper quelques labels d'un  $y$  catégorique ou de catégoriser un  $y$  continu), mais il concerne surtout  $\mathbf{x}$ . On peut estimer souhaitable de catégoriser un  $x_i$  continu, ou de le standardiser (ramener sur une échelle centrée sur 0 par exemple), ou de combiner plusieurs caractéristiques (p. ex.  $x_i \times x_j$ ), bref d'effectuer des opérations de toutes sortes ayant pour but de mettre en valeur l'information discriminante des  $\mathbf{x}$  de  $\mathcal{D}$  pour préparer la suite de la phase d'ajustement du classifieur  $\mathcal{P}$ . Ces opérations découlent des éléments cognitifs de  $\mathcal{C}$  mais aussi des particularités du classifieur (par exemple, paramétrique vs non paramétrique) que l'on entend utiliser. Ce prétraitement requiert une intervention humaine et nécessite une expertise qui peut être lourde. Un classifieur peu exigeant qui "tout seul" sait se débrouiller avec les  $\mathbf{x}$  qui lui sont donnés est donc avantageux. Cette propriété, appelée invariance (aux transformations des données) dans le jargon statistique, facilite considérablement l'ajustement et l'interprétation des résultats du classifieur.

Signalons que dans la suite, on suppose que les données  $\mathcal{D}$  sont de bonne qualité. En particulier, on suppose que les mesures des  $\mathbf{x}$  ne contiennent pas de valeurs atypiques, de saisies erronées, etc. On suppose aussi que la détermination du label de la cible  $y$  est correcte. Dans de nombreuses applications, les données ont été recueillies dans un but autre que celui de faire de la classification. De ce fait, le niveau de rigueur dans la mesure et l'enregistrement des données, que l'on retrouve dans les études expérimentales en sciences, peut être déficient ; par exemple  $\mathcal{D}$  peut contenir des individus atypiques ne "rentrant pas dans les cases" auxquels on a néanmoins attribué un label fantaisiste, etc. La qualité d'un classifieur, particulièrement ceux de la variété non paramétrique, dépend de la qualité des données selon le principe GI-GO (= *garbage in/garbage out*). Aussi abondant soit-il, si  $\mathcal{D}$  est erroné, mais néanmoins utilisé, le classifieur peut mener à de fausses conclusions et à des décisions préjudiciables. On peut retenir que la qualité des données vaut bien plus de celle du classifieur.

**2.6. Le compromis biais/variance.** Un prétraitement particulièrement important est la sélection des caractéristiques  $x_i$  à utiliser autant lors de l'ajustement

du classifieur que de son exploitation. En effet, il n'existe pas de "grand livre de la nature" listant, pour chaque problème, les caractéristiques  $x_i$  nécessaires à l'obtention de bonnes prédictions de la cible  $y$ . Par ailleurs, certaines caractéristiques ont un lien causal avec la cible, et donc un impact direct sur celle-ci, alors que d'autres ont plutôt un lien corrélational avec la cible (impact plus diffus) ou par d'autres caractéristiques qui, elles, ont un lien causal (impact indirect). La théorie statistique montre qu'en général omettre des  $x_i$  liés d'une façon ou d'une autre à la cible peut créer un *biais* : le classifieur "vise" en moyenne à côté de la réalité. Mais la théorie montre aussi qu'ajouter des caractéristiques inutiles augmente la *variance*, ou la variabilité, du classifieur. C'est le fameux *compromis biais/variance* qu'il faut, d'une façon ou d'une autre, arbitrer. La Figure 2.2 explique le problème : un biais important rend le classifieur peu utile, une variance importante le rend peu fiable.

Lorsqu'une caractéristique importante a été "oubliée" au moment de la constitution de  $\mathcal{D}$ , il est en général difficile de rattraper après coup cette omission. C'est pourquoi en pratique on tente d'éviter le problème en incluant dans  $\mathcal{D}$  toutes les caractéristiques imaginables qui pourraient impacter la cible, à la manière d'un chalut, quitte à ajouter à la phase de prétraitement une étape de filtration des  $x_i$  inutiles. Mais cette nouvelle phase, encore là, demande une supervision experte qui dépasse le niveau du présent travail et fera l'objet d'une communication ultérieure.

**2.7. Ajustement et exploitation du classifieur.** Une fois le prétraitement effectué, on peut passer à la phase *d'ajustement* du classifieur. Cet ajustement, qui consiste à sélectionner la valeur des hyperparamètres adaptés au problème considéré, fait intervenir  $\mathcal{C}$  et  $\mathcal{D}$  (maintenant prétraité) d'une façon complexe et spécifique à chacun des classifieurs et demande une solide expérience de la part de l'utilisateur. La Section 4 présente une courte description des hyperparamètres devant être ajustés pour certains classifieurs parmi les plus populaires et des problèmes associés à leur détermination. Évidemment, un classifieur qui est facile à ajuster est préférable. Une fois l'ajustement complété, on dispose d'un classifieur, que l'on note  $\hat{\mathcal{P}}$ , et qui est prêt à être utilisé en mode *exploitation* : une valeur  $\mathbf{x}^*$  devient accessible pour un individu appelé *prospect* et pour lequel on veut savoir la valeur inconnue  $y^*$  de son label. La valeur prédite  $\hat{y}^*$  de  $y^*$  est obtenue en injectant  $\mathbf{x}^*$  dans le classifieur  $\hat{\mathcal{P}}$  (qui, on le rappelle, est une fonction mathématique) :

$$\hat{y}^* = \hat{\mathcal{P}}(\mathbf{x}^*).$$

On poursuit l'exploitation tant qu'il y a des prospects à prédire. En pratique, il se produit souvent avec les données mesurées sur des humains un phénomène appelé la *dérive des populations*. Cette dérive fait qu'après un certain temps, les prospects ne sont plus comme les individus de  $\mathcal{D}$  (dans un contexte marketing, les clients s'adaptent à une réalité économique qui fluctue) et la valeur réelle  $y^*$  de la cible dérive de la valeur prédite  $\hat{y}^*$ . Ce phénomène apparaît notamment, mais pas seulement, dans les cas où  $\mathcal{C}$  est pauvre et  $\hat{\mathcal{P}}$  s'appuie lourdement sur  $\mathcal{D}$ . Un classifieur doit donc être périodiquement révisé ;  $\mathcal{C}$  est réactualisé, des données fraîches  $\mathcal{D}$  sont obtenues et le cycle *ajustement/exploitation* reprend. On signale à la Section 3.2 une méthodologie statistique permettant de retarder le moment de la révision. Mais éventuellement, cette révision s'impose et il importe d'avoir en

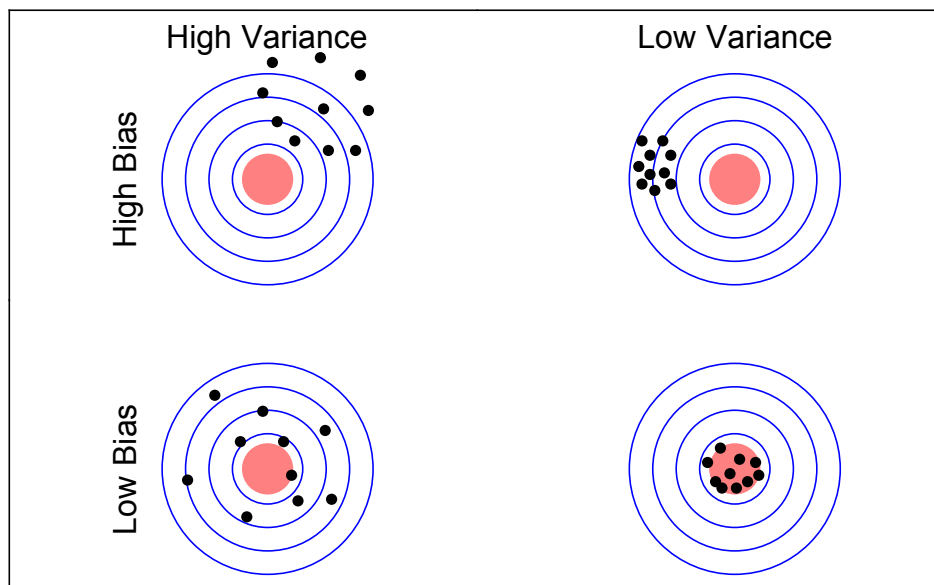


FIGURE 2.2. Le compromis entre le biais et la variance

place un processus de monitoring pour la déclencher. Ce dernier problème dépasse cependant le cadre du présent travail.

### 3. CRITÈRES DE QUALITÉ D'UN CLASSIFIEUR

Les sections précédentes ont montré quelques-unes des difficultés liées à l'ajustement et à l'exploitation de classifieurs. Ayant en tête les objectifs du présent travail, il en ressort qu'à moins d'être un spécialiste de l'utilisation d'un classifieur, il est raisonnable de rechercher, pour un usage généraliste, un classifieur qui :

- *demande un minimum d'intervention humaine* (en phase d'ajustement) : l'absence de feuille de route dans la phase de prétraitement des données est inconfortable pour un utilisateur qui se trouve face à de nombreux choix, sans véritable protocole pour les piloter. De même, la sélection des hyperparamètres et l'arbitrage du compromis biais/variance sont souvent consternants. Le classifieur idéal devrait être peu exigeant ou présenter une certaine insensibilité à ces choix, ou incorporer des stratégies automatisant ces choix de façon fiable.
- *ait un faible taux d'erreur* : comme le fait remarquer Gayler (2006), la plupart des classifieurs, lorsque bien ajustés, donnent des taux d'erreur comparables, selon l'une ou l'autre des métriques de l'*accuracy* d'un classifieur (Hand, 2012). Encore faut-il savoir choisir les hyperparamètres avec doigté, ce qui peut demander une intervention humaine experte.
- *ait une "operational relevance"* (en phase d'exploitation) : il est rare que la seule classification de prospects suffise à l'utilisateur. Dans un contexte où l'analytique prédictif est généralement suivi d'analytique prescriptif, il importe que les sorties du classifieur puissent s'insérer facilement dans un

écosystème de méthodes et d’algorithmes permettant la prise de décisions complexes. Ceci impose des contraintes supplémentaires au classifieur.

La synthèse de ces trois points fait ressortir des concordances, mais aussi des antagonismes, et dans un tel contexte seul un compromis peut être dégagé. Pour procéder de façon méthodique à la recherche de ce compromis, nous allons constituer une liste des critères que devrait rencontrer un classifieur généraliste “idéal”. Plus loin, nous attribuerons des scores selon ces critères à un certain nombre de classifieurs populaires afin de dégager le meilleur compromis parmi eux.

La constitution de cette liste fait ressortir que certains critères sont *déterminants* : on peut difficilement recommander, pour un usage généraliste, un classifieur qui ne les rencontre pas. Ces critères sont listés à la Section 3.1. D’autres critères sont *souhaitables* (Section 3.2). Enfin, d’autres critères relèvent de considérations plus légères. Ils n’ont pas acquis pour le moment suffisamment d’importance pour justifier un score. Ils sont listés à la Section 3.3.

Notons que cette liste de critères n’a pas la prétention de l’exhaustivité et s’appuie largement sur des considérations subjectives tirées de l’expérience de l’auteur. Par ailleurs, le souci que nous avons d’inscrire notre démarche dans une perspective où l’analytique prédictif sera suivi d’une phase analytique prescriptif, fait en sorte que cette liste englobe et généralise certaines des listes, plus sommaires, que l’on peut retrouver dans la littérature (Hans, 2002 (Sec. 2), Lantz, 2015; Elite-DataScience, 2018). Aussi, dans certaines niches d’applications, l’importance de certains de ces critères pourrait être atténuée, voire éliminée, alors que d’autres pourraient apparaître ou gagner en importance. Néanmoins, il est à espérer que, dans ces contextes particuliers, la présente liste constitue un point de départ utile pour l’évaluation des classifieurs.

Notons par ailleurs que nous n’allons pas ici présenter, discuter ou commenter les propriétés mathématiques des classifieurs, comme leur vitesse de convergence et les majorations de type “oracle”. Nous nous concentrons sur des propriétés pratiques.

**3.1. Les critères déterminants.** Les critères déterminants d’un bon classifieur généraliste concernent la phase d’ajustement du classifieur et portent sur sa précision (critère 3.1.1), sa bonne utilisation de  $\mathcal{C}$  et  $\mathcal{D}$  (3.1.2 et 3.1.3) et son automatisation (3.1.4 et 3.1.5).

- (3.1.1) *Le taux d’erreur.* La valeur  $\hat{y}^*$  donnée par un classifieur doit être proche de la vérité  $y$  (inconnue). La façon naturelle de mesurer la qualité d’un classifieur est de quantifier l’écart entre  $\hat{y}^*$  et  $y$  : plus l’écart est faible, meilleur est le classifieur. Mais, outre la difficulté de choisir une métrique du taux d’erreur pertinente (p. ex. dans la liste de Hand, 2012), cette propriété du classifieur est *problem-specific* : sa compréhension demande la synthèse de connaissances acquises concernant le contexte pratique du problème, de considérations de statistique théorique, de simulations en laboratoire et d’expériences de terrain. Il est déterminant que l’utilisateur puisse s’appuyer sur une expérience accumulée assurant que le classifieur offre généralement un faible taux d’erreur (p. ex. peu d’exemples où il s’échoue lamentablement).
- (3.1.2) *L’exploitation des caractéristiques de type mixte.* Un classifieur qui n’exploite pas toute l’information contenue dans  $\mathcal{D}$  est à proscrire. Notamment, un classifieur qui ne gère pas (ou mal, ou après des “contorsions”) des caractéristiques

ou une cible d'un type donné n'exploite pas bien une information qui peut avoir été coûteuse à obtenir.

- (3.1.3) *L'incorporation des informations de  $\mathcal{C}$ .* De la même façon, un classifieur qui ne sait pas utiliser l'information cognitive disponible est déficient. Par exemple, en marketing, on a en général une bonne idée du coût du *churn*. Incorporer cette information dans la construction du classifieur permet d'optimiser les actions et de trouver la stratégie engendrant les moindres coûts.
- (3.1.4) *Demander la sélection d'un minimum d'hyperparamètres.* On a vu l'importance du bon choix des hyperparamètres. En gros, il y a deux sortes d'hyperparamètres. Pour ceux qui sont des nombres, il existe parfois des méthodes automatisant leur sélection (voir par exemple le package *caret* de R). Mais ces méthodes ne fournissent que de premières approximations. D'autres hyperparamètres sont des fonctions et, dans ces cas, seule l'expérience de l'utilisateur peut aider à leur sélection. Il est donc fondamental qu'un classifieur minimise le nombre et la complexité des hyperparamètres nécessaires à son ajustement.
- (3.1.5) *Ne pas requérir d'optimisation problématique.* Mathématiquement, de nombreux classifieurs sont la solution d'un problème d'optimisation. Les algorithmes d'optimisation mathématique sont parfois délicats à utiliser (optimums locaux, points de selle, matrices singulières, etc.) ce qui donne des classifieurs difficiles à ajuster, instables ou carrément faux. Un audit de leur déroulement est nécessaire, mais peut demander l'intervention d'un expert. Il est important qu'un classifieur soit peu exigeant à ce chapitre.

**3.2. Les critères souhaitables.** Les critères souhaitables concernent l'*operational relevance* de Gayler (2006) et la facilité d'insertion des sorties du classifieur dans l'écosystème d'algorithmes de l'analytique prescriptif. Ils se rapportent à la simplicité d'exploitation et d'interprétation du classifieur (3.2.1, 3.2.2, 3.2.3 et 3.2.9), à l'extraction d'information *problem-specific* pour l'analytique prescriptif (3.2.4 et 3.2.5) et à la confiance que l'on peut conférer à ses sorties (3.2.6, 3.2.7 et 3.2.8).

- (3.2.1) *La capacité de gérer naturellement une cible mixte.* La version originelle de certains classifieurs concerne des cibles d'un type particulier (p. ex. binaire). La plupart ont éventuellement été adaptés aux autres types, au prix parfois de "contorsions". Un classifieur s'adaptant naturellement à tous les types de cibles est souhaitable pour l'interprétation et la prise de décision.
- (3.2.2) *Invariance.* Pour des raisons d'interprétabilité, il est souhaitable que le classifieur présente une certaine invariance (ou stabilité, ou insensibilité) aux transformations et d'opérations effectuées sur  $\mathcal{D}$  lors du prétraitement.
- (3.2.3) *Calibrage des scores.* La plupart des classifieurs retournent des scores. Ces scores sont liés aux probabilités d'appartenance d'un prospect à un label  $y^*$  de la cible si sa caractéristique est  $\mathbf{x}^*$ , ce que l'on note  $\mathbb{P}[y^* | \mathbf{x}^*]$ . L'exploitation de telles probabilités, dans un contexte marketing notamment, permet d'estimer le coût moyen de certaines opérations. Mais la conversion des scores en probabilités demande souvent un calibrage et il est souhaitable que ce calibrage puisse être effectué facilement.

- (3.2.4) *Estimation de la loi de probabilité de la cible.* Ce point est lié au précédent. Au lieu de la seule valeur  $\mathbb{P}[y^* | \mathbf{x}^*]$ , certaines opérations d'analytique prescriptive ont besoin de toute la loi de probabilité de la cible, soit les valeurs de  $\mathbb{P}[y^* | \mathbf{x}^*]$  pour toutes les valeurs  $y^*$  possibles. Cette loi de probabilité est plus informative, mais aussi plus complexe à obtenir. Il est donc souhaitable de pouvoir l'estimer avec précision. De façon similaire, certains problèmes, où l'on doit classifier  $m$  prospects dont les caractéristiques sont  $\mathbf{x}_1^*, \dots, \mathbf{x}_m^*$ , nécessitent l'estimation de l'ordre des  $m$  probabilités  $\mathbb{P}[y^* | \mathbf{x}_i^*]$ . Ce type de problème se rencontre par exemple en marketing, lorsqu'il est nécessaire de concentrer les actions sur les prospects les plus susceptibles du comportement désiré. Encore là, il est souhaitable que le classifieur puisse produire une bonne estimation de cet ordre. Mais ceci doit être tempéré à la lumière des travaux de Friedman (1997) qui a montré théoriquement l'antagonisme entre la précision de l'estimation de ces probabilités et le taux d'erreur du classifieur.
- (3.2.5) *Régularisation.* La régularisation est une opération statistique qui force le classifieur à ne pas trop coller aux données. Elle est un des outils permettant de retarder le problème de la dérive des populations (Friedman, 2006). Bien que cet outil soit délicat à manipuler et nécessite souvent une intervention experte, il est souhaitable que le classifieur puisse l'intégrer.
- (3.2.6) *Robustesse.* Malgré tous les soins mis à la constitution d'un  $\mathcal{D}$  de qualité, il peut néanmoins s'y glisser des valeurs atypiques, erronées, etc. Il est souhaitable que le classifieur soit peu sensible à de telles erreurs. Une approche consiste à rendre moins sensibles, ou plus robustes, les fonctions optimisées par l'algorithme du classifieur. Il est souhaitable que le classifieur puisse éventuellement implémenter cette approche.
- (3.2.7) *Sélection de caractéristiques.* Il a été mentionné à la Section 2.4 que  $\mathcal{D}$  provient souvent d'une "campagne de chalutage" où  $p$  est très grand. Or l'utilisation de caractéristiques inutiles augmente la variabilité des sorties du classifieur. Il importe donc de savoir identifier les caractéristiques contenant une réelle information discriminante. Plusieurs approches sont possibles. Certaines s'appuient sur des mesures d'association. D'autres opèrent à l'intérieur de l'algorithme du classifieur en produisant une mesure de l'importance de chacune des caractéristiques, additionnée ou non d'une procédure pas-à-pas de sélection. La combinaison des deux approches est corroborative. Il est souhaitable qu'un classifieur puisse produire de telles mesures d'importance.
- (3.2.8) *Traitement des caractéristiques manquantes.* Il arrive parfois que des caractéristiques soient manquantes, de façon *missing at random*, pour quelques individus de  $\mathcal{D}$  ou parmi les prospects. En phase d'ajustement, certains algorithmes éliminent ces cas (p. ex. retranchent des lignes de  $\mathcal{D}$ ), ce qui mène à une perte d'information. En phase d'exploitation, le classifieur peut ne pas produire de prédiction pour un prospect. Il est souhaitable qu'un classifieur arrive à contourner ce problème.

**3.3. Autres critères.** Les critères de cette section concernent des préoccupations émergentes qui pourraient prendre de l'importance dans le futur. D'autres sont des points qui assurent un certain confort dans l'utilisation du classifieur.

- (3.3.1) *Ne pas requérir trop de puissance informatique.* Au-delà des ressources informatiques nécessaires à la constitution, à l'entretien et au prétraitement de  $\mathcal{D}$ , il est confortable que les processus d'ajustement et d'exploitation du classifieur ne soient pas trop gourmands en temps de calcul, proportionnellement à  $n$  et à  $p$ , ou puissent exploiter des avancées informatiques architecturales, comme la parallélisation des tâches ou l'usage de GPU. Voir aussi Hand (2012).
- (3.3.2) *Résistance aux attaques malicieuses.* On a découvert récemment que certains classifieurs peuvent être "attaqués", c'est-à-dire amenés à produire la classification qu'un adversaire souhaite (Goodfellow *et al.*, 2017). La gravité de telles failles apparaît, par exemple, quand des caméras de surveillance doivent prendre les numéros d'immatriculation de véhicules pour détecter les excès de vitesse. Pour le moment, cette utilisation malicieuse est une curiosité limitée à la reconnaissance d'images, mais de telles attaques pourraient déborder à d'autres contextes.
- (3.3.3) *Transformation d'un problème de clustering en problème de classification.* Jusqu'ici, on a discuté exclusivement du cas où les valeurs des labels de la cible  $y$  sont connues précisément au moment de l'ajustement du classifieur. Or la détermination de ces labels est souvent un travail coûteux, difficile ou demandant une intervention humaine, parfois sous-traitée à des agents à la fiabilité inconnue (p. ex. via *Amazon Mechanical Turk*). Dans les cas où la cible est manquante ou trop imprécisément connue, on pourrait se contenter d'un regroupement des prospects en segments. Une méthodologie pour ce faire est le *clustering*, mais elle nécessite qu'une distance entre les prospects soit déterminée. Certains classifieurs produisent naturellement une telle distance.
- (3.3.4) *Transparence.* En phase d'analytique prescriptif, des décisions seront prises, ou des actions entreprises, en fonction des sorties du classifieur. La législation de certains pays exige, dans le cas notamment de *credit scoring*, que le fonctionnement du classifieur puisse être transparent. De façon plus générale, la transparence des principes et concepts sur lesquels s'appuie le classifieur est une source de confiance en ses résultats.
- (3.3.5) *Attrait intellectuel du classifieur.* Il n'est pas inutile d'être séduit par les concepts qui sous-tendent un classifieur. Par exemple, les réseaux de neurones artificiels (Section 4.6) sont censés imiter le comportement des neurones cérébraux. Ces liens entre les mathématiques et la biologie sont attrayants pour ceux qui sont impressionnés par les solutions que la nature a développées pour assurer la survie des espèces, et qui confèrent des vertus aux méthodes qui s'en inspirent. De façon générale, l'attrait intellectuel est un élément motivateur poussant à acquérir une expertise du classifieur, ce qui ne peut être que bénéfique.

#### 4. QUELQUES CLASSIFIEURS POPULAIRES

Armés des critères de la section précédente, nous allons maintenant comparer six classifieurs basés sur des concepts différents. Ceux-ci font partie des classifieurs les plus populaires, selon l'appréciation de l'auteur et certaines compilations que l'on rencontre dans la littérature. En particulier, en décembre 2006 s'est tenue la *IEEE*

*International Conference on Data Mining (ICDM)*. Lors de cette conférence, les dix algorithmes de *data-mining* les plus utilisés ont été identifiés. Parmi ceux-ci, on note les classifieurs C4.5, SVM, AdaBoost, kNN, Naive Bayes et CART (Wu et al., 2008). Deux autres articles similaires plus récents (Dezire, 2018 ; EliteDataScience, 2018) listent en gros les mêmes classifieurs, avec quelques ajouts reflétant les fluctuations de popularité. Dans la suite, nous nous limitons aux six classifieurs suivants :

- Bayes naïf (**Bn**), (classifieur),
- Régression logistique (**RLog**), (classifieur),
- Séparateur à Vaste Marge ou *Support Vector Machine* (**SVM**), (classifieur / régresseur),
- Forêt aléatoire (**RF-CART**), (classifieur/régresseur),
- $k$  plus proches voisins (**kNN**), (classifieur/régresseur),
- Réseau de neurones artificiels (**RNA**), (classifieur/régresseur).

Certains classifieurs, notamment les plus anciens, ont été éliminés de cette liste par l'un ou l'autre des critères déterminants (discrimination linéaire de Fisher (1936), quadratique, etc.). D'autres n'ont pas résisté à l'usure du temps, ou leur utilisation est restreinte à certaines niches ; pour la tâche de notation qui suit, il importe d'avoir une expérience du comportement des classifieurs sur une palette plutôt large de problèmes. D'autres encore, en particulier les arbres CART, CI, C4.5, etc., sont des éléments de la classe ensembliste des forêts d'arbres, de laquelle on a choisi le représentant "Forêt aléatoire **RF-CART**". Nous sommes conscients que la plupart des experts data scientists affectionnent une petite famille de classifieurs, qu'ils utilisent selon leurs besoins. Le fait qu'un de leurs classifieurs de prédilection ne se retrouve pas dans notre collection n'est pas une appréciation de notre part de sa mauvaise qualité. Au besoin, ils peuvent ajouter ce dernier aux tableaux de scores de la Section 5 et reconstruire les comparaisons.

Nous allons maintenant brièvement présenter ces six classifieurs. Chacun d'entre eux est appuyé par une énorme littérature qui explore ses propriétés, ses particularités et ses adaptations à différents problèmes. Il est impossible de rendre justice à cette littérature dans les courtes descriptions qui suivent. On peut espérer que ces résumés ne donnent pas une image trop étriquée de leurs comportements.

**4.1. Bayes naïf (Bn).** Il s'agit d'un classifieur très simple dont l'ajustement demande peu d'intervention humaine et aucune maximisation. Il suppose l'indépendance entre les caractéristiques, ce qui ne tient en réalité jamais. Mais on a découvert (Hand & Yu, 2001) que même si cette hypothèse ne tient pas, le classifieur **Bn** fonctionne étonnamment bien pour une large palette de problèmes. Il gère les valeurs manquantes sans difficulté. Il fonctionne bien avec un  $\mathcal{D}$  limité ( $n$  petit) et incorpore facilement les éléments de  $\mathcal{C}$ . Il est souvent le premier classifieur auquel on pense pour la classification de textes. Par contre, son utilisation dans la phase d'analytique prescriptif subséquente est suspecte du fait que les scores du classifieur ne sont valides que dans ce contexte d'indépendance et risquent d'être biaisés autrement. Enfin, il n'est pas bien adapté au cas de cibles ou de caractéristiques continues. Bref, un outil *quick and dirty* pour la seule tâche d'analytique prédictif.

**4.2. Régression logistique (RLog).** La régression logistique est un classifieur ancien qui a été développé pour des cibles binaires. Mais elle peut s'adapter au cas catégorique au prix de certaines contorsions (en particulier les approches *un contre tous* ou *un contre un*), ou en utilisant les modèles de régression GLM. Étant



donné sa très grande popularité, notamment dans le domaine de la biostatistique et du *credit scoring*, il est difficile de ne pas la considérer dans la présente étude comparative. C'est un classifieur paramétrique qui exige de l'utilisateur le choix d'une structure qui se détermine souvent en pratique par essai et erreur, ou par commodité lorsque  $\mathcal{C}$  est pauvre. Mais le taux d'erreur dépend de ce choix arbitraire.

En revanche, lorsque  $\mathcal{C}$  est riche et que le choix de la structure est fait de façon éclairée, comme en biostatistique ou en *credit scoring*, l'aspect paramétrique est un avantage certain qui permet de comprendre et d'interpréter les sorties de ce classifieur. Le **RLog** est facilement régularisable et certains experts arrivent même à modéliser directement la dérive de la population, de façon à prolonger la vie utile du classifieur (en *credit scoring*, cette durée est de 3 à 5 années selon Gayler, 2006). De plus, un expert peut créer, de la combinaison des caractéristiques existantes, de nouvelles caractéristiques (p. ex. par ACP) pour former des modèles qui prennent une teinte semi-paramétrique.

Les procédures d'optimisation pour l'estimation des paramètres sont classiques, mais posent parfois problème en raison de colinéarités entre des caractéristiques. La gestion des caractéristiques mixtes se fait aussi d'une façon un peu folklorique (*dummy variable*), ce qui peut poser des problèmes quand  $p$  est grand. L'incorporation d'information de  $\mathcal{C}$  est possible. Les scores ont une interprétation probabiliste directe. Bref, un bon classifieur (mais pas un régresseur) avec un fort potentiel en analytique prescriptif pour autant que la structure paramétrique ait été correctement trouvée. Heureusement, des outils diagnostiques existent, permettant de détecter ce problème et d'offrir des pistes de solution. Il vaut mieux cependant qu'un expert se tienne à proximité de l'utilisateur.

**4.3. Séparateur à vaste marge (SVM).** Les **SVM** ont été introduits par Vapnik (1995) et ont connu un développement fulgurant en raison, d'une part, de la beauté mathématique de leur concept et, d'autre part, de leurs excellentes performances en matière de taux d'erreur dans un grand nombre de problèmes comme la reconnaissance de formes, de séquences génomiques, de spams, etc. Ils ont été conçus originellement comme classifieur pour cible binaire, mais ont été étendus au cas catégorique (au prix des mêmes contorsions que la **RLog**) et au cas de régresseur au prix d'une complexité mathématique peut-être rebutante. Par ailleurs, une sélection judicieuse des hyperparamètres (il y en a plusieurs à choisir, notamment les noyaux des **SVM**) permet de traiter le cas des caractéristiques mixtes et de nombreux cas non standards, comme la classification de texte. Mais cette sélection implique, en phase d'ajustement, une ingénierie de noyaux complexe qu'il est risqué d'effectuer sans intervention experte puisque ces noyaux sont des fonctions. À ce jour, il ne semble pas exister d'outils diagnostiques indiquant si la sélection est bien ou mal adaptée. L'intégration des éléments cognitifs de  $\mathcal{C}$ , le traitement de caractéristiques manquantes et l'étude de l'importance des variables ne sont pas encore bien développés. Pour ces problèmes, des solutions *ad hoc* existent, mais elles demandent aussi une supervision humaine et leur fiabilité n'est pas encore bien établie. Il est possible (par l'algorithme de Platt) de calibrer leurs scores à des fins d'analytique prescriptif. Enfin, la construction d'un classifieur **SVM** exige une optimisation qui, sans être trop périlleuse, n'en est pas moins exigeante sur le plan informatique, dès lors que le problème devient plus complexe que la simple classification binaire.

**4.4. Forêt Aléatoire (RF, *random forest*).** Les arbres de classification CART ont été inventés par Breiman *et al.* (1984) et leur version ensembliste, la forêt aléatoire **RF-CART**, par Breiman (2001). Tous les classifieurs de cette famille sont maintenant très populaires et l’expérience accumulée sur leur comportement est vaste.

Les arbres de classification CART présentent de nombreux avantages. Leur taux d’erreur est faible, et cette appréciation s’appuie autant sur des simulations en laboratoire que sur d’innombrables applications de terrain. Ils sont non paramétriques, robustes, simples à construire et ne demandent quasiment pas de prétraitement. Ils acceptent les caractéristiques de toutes natures et les cibles de tous types. Ils procèdent automatiquement à la sélection des hyperparamètres et gèrent de façon transparente les caractéristiques manquantes. Aucune optimisation complexe n’est requise et ils incorporent naturellement des informations de  $\mathcal{C}$ . Enfin, ils produisent en sortie une structure d’arbre facile à interpréter et à communiquer. Les scores ont une interprétation probabiliste et peuvent être facilement calibrés (algorithme de Platt ou régression isotonique). Ils produisent des mesures de l’importance des variables. Ils ne demandent quasiment aucune intervention humaine. Ils ont quelques difficultés à gérer des caractéristiques catégorielles où le nombre de catégories est grand, mais ce problème n’est pas spécifique aux arbres.

Une forêt aléatoire CART (**RF-CART**) est constituée d’un ensemble d’arbres CART. De ce fait, elle possède la plupart des avantages de ces arbres et en diminue le taux d’erreur. D’ailleurs, les différentes versions des forêts aléatoires se retrouvent souvent sur le podium dans les compétitions de classifieurs. Ce gain de précision se fait principalement au détriment de l’interprétation, car une forêt aléatoire est de type “boîte noire”. Elle gère mal les données manquantes. Elle nécessite l’introduction de deux hyperparamètres scalaires, mais l’algorithme est assez insensible à leur sélection, pour autant que celui-ci soit raisonnable et proche des valeurs par défaut suggérées, qu’on peut donc en général utiliser en confiance (Liaw & Wiener, 2002). Elle est naturellement parallélisable.

Au vu des nombreux avantages des arbres et des forêts aléatoires, plusieurs variantes, corrigeant l’un ou l’autre des faiblesses de la version CART dans certaines niches d’applications, ont vu le jour (C4.5, C5.0, CI, CHAID, etc.). Nous ne développons pas ces variantes dans ce travail et nous nous contentons de considérer les **RF CART** comme représentant de cette famille.

**4.5. k plus proches voisins (kNN).** La méthode des  $k$  plus proches voisins est une méthode de prédiction simple et ancienne, remontant au moins à Cover & Hart (1967). C’est une méthode *instance-based* (c.-à-d. sans modèle) donc non paramétrique, s’adaptant à des cibles de tous types (classification et régression) et n’exigeant pas d’optimisation. Elle peut produire de bons taux d’erreur.

Un problème avec cette approche est la sélection des hyperparamètres. Un premier hyperparamètre à déterminer est la valeur  $k$  du nombre de voisins, laquelle dépend de la position locale des caractéristiques, et il existe des méthodes permettant d’automatiser ce choix. Cet hyperparamètre joue aussi un rôle en tant que régulateur du classifieur. Mais il faut de plus choisir la métrique définissant le terme “proche”, ce qui, quand les caractéristiques sont mixtes, demande une ingénierie de métriques de complexité comparable à la sélection de noyaux pour les **SVM** et requiert une supervision experte. **kNN** est beaucoup plus simple à utiliser quand toutes les caractéristiques sont du type continu, car alors une seule métrique peut

être utilisée (métrique euclidienne, choisie par commodité généralement). Elle peut s'accommoder des caractéristiques de type catégoriel, mais le travail est plus laborieux. Il en va de même des caractéristiques manquantes. Des poids aussi peuvent être associés aux voisins, mais encore là un noyau (hyperparamètre) doit être sélectionné.

**kNN** demande aussi une phase de prétraitement lourde pour éviter que les échelles des caractéristiques ne viennent confondre leur pouvoir de discrimination. De plus, la méthode se dégrade sévèrement en présence de caractéristiques inutiles, de sorte qu'il faut faire un tri important à la phase de prétraitement. En particulier, on recommande souvent une phase de réduction de dimension des caractéristiques par l'ACP. **kNN** peut produire des scores, mais il semble qu'on n'ait pas encore exploré la possibilité de les calibrer. Aussi, comme la méthode ne construit pas de modèles, elle est une boîte noire qui ne permet pas de comprendre et d'interpréter les liens entre les caractéristiques et la cible.

Bref, **kNN** peut être un bon classifieur généraliste dans les problèmes simples et dans les cas où un sérieux prétraitement a été fait. Autrement, son ajustement demande un pilotage expert de haut niveau.

**4.6. Réseaux de neurones artificiels (RNA).** Les réseaux de neurones artificiels (**RNA**) remontent aux travaux de McCulloch & Pitts (1943). Leurs principes reposent sur un modèle simplifié du comportement des véritables neurones cérébraux, dont dérive une partie de leur attrait. Cependant, le cerveau humain contient environ 85 milliards de neurones et celui d'une blatte, environ un million. Les RN modernes, n'ayant en général guère plus que quelques milliers de neurones, ne sont donc qu'une version limitée des cerveaux que l'on rencontre dans la nature.

Après quelques hauts et bas, les **RNA** ont considérablement gagné en popularité dans les années 1990 et depuis l'arrivée des méthodologies du *deep learning* (circa 2010) et les succès des algorithmes de jeux (DeepBlue pour les échecs, AlphaGo pour le jeu go, etc.), de classification d'images, de sons, de textes, etc., ils sont l'objet d'une forte médiatisation. Mais leurs indéniables succès dans certains problèmes pointus ne se transposent pas nécessairement à d'autres domaines, notamment les domaines touchant les comportements humains, où les données sont moins riches que pour les jeux (on estime que AlphaGo a dû ingurgiter un  $\mathcal{D}$  équivalent à quelques millénaires d'expériences du jeu go (Clark, 2017, p. 38) pour réussir son exploit. L'explication de cette instabilité des performances fait d'ailleurs l'objet de recherches intenses sur le plan théorique dans le but de la comprendre et de la corriger. Pour le moment, ces recherches pointent vers la complexité trop grande des réseaux qui sont utilisés. (Zhang *et al.*, 2017).

Les **RNA** les plus simples (les perceptrons) coïncident avec la **RLog** et partagent donc les forces et les faiblesses de cette méthode. Leurs extensions à des réseaux plus complexes (les réseaux à couches cachées du *deep learning* et autres raffinements) dévient des modèles statistiques et forment une nouvelle classe de classifieurs dont les informaticiens sont les indéniables champions. Ils demandent la détermination de la topologie du réseau de neurones artificiel et pour le moment, ce choix se fait par essai et erreur. Une certaine latitude est cependant autorisée, différentes topologies pouvant donner des prédictions comparables. Ils comportent de très nombreux paramètres et hyperparamètres. Ils souffrent souvent de problèmes d'optimisation importants nécessitant une supervision humaine vigilante, demandent des ressources informatiques très lourdes et un prétraitement conséquent. D'ailleurs, de

nombreuses recherches récentes du *Google Brain Team* (Dean, 2018) visent à automatiser le processus d’ajustement d’un **RNA**. Par ailleurs, les **RNA** ont tendance à surajuster les données et le contrôle du compromis biais/variance (et d’éventuelles régularisations) est délicat. Ils sont conçus pour utiliser principalement les données de  $\mathcal{D}$  et l’incorporation d’éléments de  $\mathcal{C}$  n’est pas toujours simple. Ils produisent des scores mais il ne semble pas qu’on se soit beaucoup penché sur leur calibration. Leur traitement des données manquantes et atypiques (auquel on réfère par le terme *fault tolerance*, Clark, 2017) est primitif et ils n’offrent qu’une faible possibilité d’étude de l’importance des variables. Ils constituent une boîte noire qu’il est quasiment sans espoir de déchiffrer. Leur précision peut cependant être remarquable dans certaines niches particulières. Ils fonctionnent pour des problèmes de classification et de régression. Bref des outils pouvant être très efficaces, mais demandant une grande supervision et pas encore bien adaptés à la phase subséquente d’analytique prescriptif.

## 5. TABLEAUX DES SCORES

Hand (2012) déplore l’absence de métrique pour comparer les classifieurs selon des critères *problem-specific* et il encourage la recherche sur ce problème. Dans l’intervalle, nous allons ici attribuer de façon subjective des scores aux différents classifieurs de la Section 4 selon les critères de la Section 3. L’échelle de ces scores va de 1 (note minimale) à 5 (note maximale). Dans l’absolu, aucun classifieur ne peut recevoir le score 5 car nos critères ne définissent pas de normes à rencontrer parfaitement définies. De la même façon et toujours dans l’absolu, aucun classifieur ne peut recevoir le score 1 car, étant tous très populaires, aucun n’a de déficiences graves. On a donc reporté des scores relatifs, où la note 5 est attribuée au(x) classifieur(s) satisfaisant le mieux le critère considéré, selon l’appréciation de l’auteur, et de même pour le score 1, pour ceux qui s’en éloignent le plus. Le but principal de l’exercice est de ranger les classifieurs et ces scores relatifs permettent d’accentuer les écarts entre des classifieurs qui ont tous des vertus. On a ensuite calculé la moyenne des scores, pour former les notes de chacun des six classifieurs.

Une part de subjectivité intervient forcément dans l’attribution de ces scores et nous espérons ne pas avoir été systématiquement biaisés ou injustes dans leur attribution. Néanmoins, nous pensons que l’ordre des classifieurs est assez juste et stable. Ces tableaux sont donc le reflet d’une certaine réalité et d’une expérience certaine, mais ne peuvent avoir de sens que sur une courte fenêtre de temps. Ces tableaux devront évoluer avec l’accumulation des connaissances sur les performances et les fluctuations de la popularité des divers classifieurs.

Pour les critères fondamentaux, les résultats, scores et notes, se retrouvent dans la Table 1. On voit que les **RF** obtiennent la meilleure note, suivis d’un cluster formé de **RLog**, **kNN** et enfin de **Bn**, **RNA** et **SVM**. Ces deux derniers perdent des points essentiellement en raison des difficultés associées à leur ajustement alors que pour **Bn**, c’est la trop grande simplicité du classifieur qui pose problème.

Concernant les critères souhaitables, la Table 2 présente les résultats en suivant la même démarche. Encore ici, les **RF** l’emportent, suivis de la paire formée de **RLog** et **SVM**. Enfin **RNA**, **Bn** et **kNN** ferment la marche, le caractère *instance-based* de la **kNN** la pénalisant fortement par rapport à la compétition.

Critères (3.1.x)	<b>Bn</b>	<b>RLog</b>	<b>SVM</b>	<b>RF</b>	<b>kNN</b>	<b>RNA</b>
1 - Taux d'erreur	1	4	5	5	2	5
2 - Carac. Mixte	1	3	3	5	3	3
3 - Info. de $\mathcal{C}$	2	4	3	5	1	3
4 - Hyperpara.	5	4	1	5	1	2
5 - Optimisation	5	4	1	5	5	1
Note /5	2.8	3.6	2.6	5	3.2	2.8

TABLE 1. Évaluation des classifieurs selon les critères déterminants. Les scores sont relatifs, allant de 1 à 5.

Critères (3.2.x)	<b>Bn</b>	<b>RLog</b>	<b>SVM</b>	<b>RF</b>	<b>kNN</b>	<b>RNA</b>
1 - Cible mixte	2	1	4	5	4	5
2 - Invariance	2	3	3	5	1	3
3 - Calibrage Score	2	5	4	5	1	3
4 - Loi de prob. cible	2	5	3	4	1	3
5 - Régularisation	1	5	4	5	3	4
6 - Robustesse	3	5	4	4	1	2
7- Sélec. caractéristiques	2	5	3	5	1	1
8 - Valeurs manquantes	5	2	2	3	1	1
Note /5	2.38	3.88	3.38	4.5	1.63	2.75

TABLE 2. Évaluation des classifieurs selon les critères souhaitables. Les scores sont relatifs, allant de 1 à 5.

Globalement, on peut conclure qu'en regard de nos deux listes de critères, le meilleur classifieur est la forêt aléatoire (**RF**). Le classifieur **RLog** est aussi intéressant, mais limité aux cibles catégorielles. Les autres classifieurs demandent une expertise de plus haut niveau lors de la phase d'ajustement et ne positionnent pas toujours favorablement l'utilisateur pour la phase d'analytique prescriptif. Ils peuvent être excellents dans des niches particulières, mais leur utilisation dans un contexte généraliste est plus délicate à ce stade de leur développement.

## 6. CONCLUSION

La prédiction du futur est en général un problème difficile et il est naturel de se focaliser sur la précision, ou le taux d'erreur. Ceci explique les nombreux travaux en *machine learning* qui visent à développer des classifieurs maximisant cette métrique. Ces travaux ont rencontré un grand succès : les classifieurs modernes, notamment ceux présentés à la Section 4, sont très efficaces. Si les données possèdent un pouvoir de discrimination, ces classifieurs arriveront probablement à l'exploiter au mieux.

Mais en vertu des théorèmes de l'introduction, ces prédictions ne peuvent jamais être parfaites et l'on doit se contenter de probabilités de leur réalisation. Ceci modifie complètement le paradigme de pensée : dès lors que des risques apparaissent, il devient raisonnable d'accepter de payer un prix afin de se prémunir d'éventuelles désastres. Dans ce paradigme, à la base du *statistical learning*, une stratégie légèrement sous-optimale, pouvant occasionner au pire des inconforts, pourrait être largement préférable à une stratégie optimale aux conséquences catastrophiques.

C'est dans ce contexte que nous avons présenté une liste de critères complétant le taux d'erreur en y ajoutant des points se rapportant à l'utilisation qui sera faite de ces classifieurs, soit l'*operational relevance* de Gayler (2006). Nous avons considéré l'amont comme l'aval de la phase d'analytique prédictif proprement dite. En amont, le classifieur doit demander le prétraitement le plus léger possible. En aval, il doit fournir des résultats qui serviront ensuite d'entrées dans l'écosystème d'algorithmes de l'analytique prescriptive. De façon transversale, il ne doit pas constituer une charge de travail trop lourde ou nécessiter une expertise humaine trop pointue.

La **RF-CART** et ses variantes ressortent de ce travail comme étant les meilleurs classifieurs parmi ceux que nous avons étudiés. Ces classifieurs font partie de la classe ensembliste et la recherche en ce domaine, et notamment sur les **RF**, est extrêmement active, tant sur le plan théorique (Scornet, 2015) qu'heuristique (Davies & Ghahramani, 2014). Par ailleurs, une étude informelle (Argerich, 2016) indique qu'au moment d'écrire ces lignes, les **RF** auraient la préférence dans de nombreuses entreprises américaines. Comme cette préférence est probablement le résultat du cheminement empirique de leurs data scientists, il apparaît donc que nos conclusions peuvent servir de justificatif pour soutenir ce cheminement. Ceci conforte dans l'importance et la valeur du présent travail.

Comme suite, nous discuterons dans un article à venir des différentes variétés de forêts d'arbres aléatoires, pour en dégager les avantages et inconvénients dans les mêmes perspectives que celles du présent travail.

**Remerciements** : L'auteur remercie ses collègues de l'Université de Montpellier pour des discussions qui ont contribué à l'élaboration de ce travail. L'auteur assume cependant l'entière responsabilité des recommandations et suggestions faites.

## RÉFÉRENCES

- [1] Argerich, L. (2015) : What are the most important machine learning algorithms? What are the most commonly applied algorithms when attacking a problem? <https://www.quora.com/What-are-the-most-important-machine-learning-algorithms-What-are-the-most-commonly-applied-algorithms-when-attacking-a-problem>.
- [2] Bhaowal, M. (2018) : Square off : Machine learning libraries. [https://www.oreilly.com/ideas/square-off-machine-learning-libraries?imm\\_mid=0fa832&cmp=em-data-na-na-newsltr\\_20180117](https://www.oreilly.com/ideas/square-off-machine-learning-libraries?imm_mid=0fa832&cmp=em-data-na-na-newsltr_20180117).
- [3] Boström, H. H. (2007) : Estimating class probabilities in random forests. In *Proc. of the International Conference on Machine Learning and Applications*, 211–216.
- [4] Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A., & Stone, C. J., (1984) *Classification and regression trees*. Monterey, CA, Wadsworth & Brooks/Cole Advanced Books & Software.
- [5] Breiman, L. (2001) : Random forests. *Machine Learning*, 45, 5–32.
- [6] Breiman, L. (2004) : Population theory for boosting ensembles. *Ann. Statist.*, 32, 1-11.
- [7] Briand, B., Ducharme, G.R, Parache, V., Mercat-Rommens, C. (2009) : A similarity measure to assess the stability of classification trees. *Computational Statistics and data analysis*, 53, p.1208-1217.
- [8] Clark, J. (2017) : *Artificial Intelligence : Teaching machine to think like people*. O'Reilly Media Inc., Sebastopol.
- [9] Coudray, A. (2017) : Trois applications concrètes de l'intelligence artificielle en marketing. *Journal du Net*, <http://www.journaldunet.com/ebusiness/expert/68014/3-applications-concretes-de-l-intelligence-artificielle-en-marketing.shtml>.
- [10] Cover, T.M., Hart, P.E. (1967). "Nearest neighbor pattern classification". *IEEE Transactions on Information Theory*, 13, 21–27.

- [11] Davies, A.,; Ghahramani, Z., (2014) : The Random Forest Kernel and other kernels for big data from random partitions. arXiv :1402.4293
- [12] Dean, J. (2018) : Looking back on 2017 (Part 1 of 2). [https://research.googleblog.com/2018/01/the-google-brain-team-looking-back-on.html?imm\\_mid=0fa832&cmp=em-data-na-na-newsltr\\_20180117..](https://research.googleblog.com/2018/01/the-google-brain-team-looking-back-on.html?imm_mid=0fa832&cmp=em-data-na-na-newsltr_20180117..)
- [13] Demsar J. (2006) : Statistical Comparisons of Classifiers over Multiple Data Sets. *The Journal of Machine Learning Research*, 7, 1-30.
- [14] Dezure, (2018) : Top 10 Machine Learning Algorithms. <https://www.dezyre.com/article/top-10-machine-learning-algorithms/202>.
- [15] Dietterich, T.G. (1998) : Approximate Statistical Tests for Comparing Supervised Classification Learning Algorithms. *Neural Computation*, 10, 1895-1924.
- [16] Dixit, A. (2017) : *Ensemble machine learning*. Packt Publishing Ltd., Birmingham.
- [17] EliteDataASciences (2018) : Modern Machine Learning Algorithms : Strengths and Weaknesses. [https://elitedatascience.com/machine-learning-algorithms?imm\\_mid=0fa832&cmp=em-data-na-na-newsltr\\_20180117](https://elitedatascience.com/machine-learning-algorithms?imm_mid=0fa832&cmp=em-data-na-na-newsltr_20180117)
- [18] Escoufier, Y., Fichet, B., Diday, E., Lebart, L., Hayashi, C., Ohsumi, N., Baha, Y. (1995) : Preface to “*Data science and its application - La science des données et ses applications*”. Escoufier et al. ed. , Academic Press, Tokyo.
- [19] Fisher, R. A. (1936) : The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of Eugenics*, 7, 179-188.
- [20] Friedman, J.H. (1997) : On bias, variance, 0/1-loss, and the curse of dimensionality. *Data Mining Knowledge Discovery*, 1, 55-77.
- [21] Friedman, J.H. (2006) : Comment : Classifier Technology and the Illusion of Progress. *Statistical Science*, 21, 15-18.
- [22] Gayler, R.W. (2006) : Comment : Classifier Technology and the Illusion of Progress. *Statistical Science*, 21, 19-23.
- [23] Goodfellow, I., Shlens, J., Szegedy, C. (2017) : Explaining and Harnessing Adversarial Examples. <https://research.google.com/pubs/pub43405.htm>.
- [24] Hand, D.J., Keming, Y. (2001) : Idiot’s Bayes—Not So Stupid After All? *International Statistical Review*, 69, 385-398.
- [25] Hand, D.J. (2006) : Classifier Technology and the Illusion of Progress. *Statistical Science*, 21, 1-14.
- [26] Hand, D.J. (2012) : Assessing the performance of classification methods. *International Statistical Review*, 80, 400-414.
- [27] Hand, D.J., Anagnostopoulos, C. (2013) : When is the area under the receiver operating characteristic curve an appropriate measure of classifier performance. *Pattern Recognition Letters*, 34, 492-495.
- [28] Jamain, A., Hand, D.J. (2008) : Mining supervised classification performance : A meta-analytic investigation. *Journal of Classification*, 25, 87-112.
- [29] Kuhn, M. (2008) : Building Predictive models in R using the caret package. *Journal of Statistical Software*, 28, Issue 5. <http://www.jstatsoft.org/>.
- [30] Lantz, B. (2015) : *Machine learning with R. 2nd edition*. Packt Publishing Ltd., Birmingham.
- [31] Liaw, A., Wiener, M. (2002) : Classification and regression by random forest. *R News*, vol 2/3, 18-22.
- [32] Lim, T.J., Low, W.Y & SHih, Y.S. (2000) : A comparison of prediction accuracy, complexity and training time of thirty-three old and new classification algorithms. *Machine Learning*, 40(3), 203-228.
- [33] Lustig, I., Dietrich, B., Johnson, C., Dziekan, C. (2010) : The Analytics Journey. <http://www.analytics-magazine.org/november-december-2010/54-the-analytics-journey>.
- [34] McCulloch, W.S., Pitts, W. (1943) : A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5 :115-133.

- [35] Ohsumi, N. (2000) : From data analysis to data science. In *Proceedings of the 7th conference of the International Federation of Classification Societies (IFCS-2000)*, Kiers et al. Ed. Springer. ISBN-13 :978-3-540-67521-1.
- [36] Scornet, E. (2015). Random forests and kernel methods. arXiv :1502.03836
- [37] Vapnik V., (1995) : *The nature of statistical learning theory*, Springer-Verlag, New York, NY, USA, 1995.
- [38] Wolpert DH., (1996) : The Lack of A Priori Distinctions Between Learning Algorithms. *Neural Computation*, 8, 1341-1390.
- [39] Wu, X. Kumar, V., Quinlan, J.R., Ghosh. J., Yang, Q., Motoda, H., McLachlan, G. J., Ng, A., Liu, B., Yu, P.S., Zhou, Z., Steinbach, M., Hand, D.J., Steinberg, D. (2008) : Top 10 algorithms in data mining. *Knowledge and Information System*, 14, 1.37.
- [40] Zhang, C., Bengio, A., Hardt, M., Recht, B., Vinyals, O. (2017) : Understanding deep Learning requires rethinking generalization. ICLR 2017, arXiv :1611.03530v2 [cs.LG] for this version)