

Vers des Machines à Vecteurs de Support “Actionnables” : Une Approche Fondée sur le Classement

Ansaf Salieb-Aouissi Bert C. Huang David L. Waltz

Center for Computational Learning Systems
Columbia University, New York, NY 10115
{ansaf@ccls, bert@cs, waltz@ccls}.columbia.edu
<http://www.ccls.columbia.edu/>

Résumé. Une des principales critiques que l’on puisse faire aux Séparateurs à Vaste Marge (SVM) est le manque d’intelligibilité des résultats. En effet, il s’agit d’une technique “boite noire” qui ne fournit pas d’explications ni d’indices quant aux raisons d’une classification. Les résultats doivent être pris tels quels en faisant confiance au système qui les a produits. Pourtant selon notre expérience pratique, les experts du domaine préfèrent largement une méthode d’apprentissage avec explications et recommandation d’actions plutôt qu’une boite noire, aussi performante et prédictive soit-elle.

Dans cette thématique, nous proposons une nouvelle approche qui consiste à rendre les SVM plus “actionnables”. Ce but est atteint en couplant des modèles de classement des résultats des SVM à des méthodes d’apprentissage de concepts. Nous présentons une application de notre méthode sur diverses données dont des données médicales concernant des patients de l’athérosclérose. Nos résultats empiriques semblent très prometteurs et montrent l’utilité de notre approche quant à l’intelligibilité et l’actionnabilité des résultats produits par SVM.

Mots clés : Séparateurs à Vaste Marge (SVM), classement, apprentissage de règles, actionnabilité.

1 Introduction

Durant la dernière décade, les machines à vecteurs de support (ou Séparateurs à Vaste Marge : SVM) ont connu un immense succès, principalement comme puissants classificateurs. Cependant, une des principales limitations des SVM est le manque d’intelligibilité des résultats. En effet, les SVM ne produisent pas d’explications ni d’indices quant aux raisons d’une classification et les résultats produits doivent être pris tels quels, en faisant confiance au système. Nous proposons de rendre les SVM actionnables en classant (ordonnant) les exemples, pas seulement en les classifiant. En effet, les moyens d’action sont la plupart du temps limités, ce qui ne permet d’agir que sur une petite partie des exemples de la population. De plus, le classement peut être très utile pour “tamiser” les exemples d’apprentissage afin de ne garder que les exemples réellement importants, représentatifs des classes. L’idée sous-jacente de notre