**Apprentissage multi-label**

Ces récentes années, de nombreuses approches différentes ont été développées pour résoudre des problèmes d'apprentissage multi-label.

En résumé, les approches d’apprentissage multi-label peuvent être organisées en trois grandes familles:

1. ***Approches d’apprentissage par transformation:*** elles transforment le problème d’apprentissage multi-label en un ou plusieurs problèmes de classification ou de régression mono-label,

2. ***Approches d’apprentissage par adaptation:*** elles adaptent des algorithmes d’apprentissage pour des données multi-label,

3. ***Approches d’apprentissage ensemble:*** elles utilisent un ensemble de classifieurs issus de la première ou de la deuxième famille d’approches.

# Les méthodes d'adaptation d’algorithmes renferment les algorithmes d'apprentissage spécifiques pour traiter directement les données multi-label. On peut citer l'apprentissage paresseux [Zhang and Zhou, 2007], les réseaux de neurones [Crammer and Singer, 2003], le boosting (la stimulation) [Schapire and Singer, 2000], les règles de classification [Thabtah et al., 2004], les arbres de décision [Clare and King, 2001], etc.

# Les méthodes de transformation des problèmes, d’autre part, transforment le problème d'apprentissage multi-label en un ou plusieurs problèmes de classification mono-étiquette. Les problèmes de classification mono-label sont résolus avec une approche de classification uni-label parmi celles connues et couramment utilisées et la sortie est transformée en retour en une représentation multi-label. Une approche commune à la transformation de problème consiste à utiliser des méthodes de binarisation de classe, c'est-à-dire décomposer le problème en plusieurs sous-problèmes binaires qui peuvent alors être résolus en utilisant un classifieur de base binaire.

# Les stratégies les plus simples dans le cadre du multi-label sont les stratégies un contre tous et un contre un, respectivement appelées méthode de pertinence binaire (binary relevance) [Tsoumakas and Katakis, 2007] et méthode par paires (pairwise) [Fürnkranz, 2002; Wu et al., 2004]. Cette catégorisation des méthodes multi-label s’étend aussi à un troisième groupe de méthodes, à savoir les méthodes d'ensemble.

# Ce groupe de méthodes consiste en des méthodes qui utilisent des ensembles pour faire des prédictions multi-label et leurs classifieurs de base appartiennent soit à la transformation de problème, soit à des méthodes d'adaptation d'algorithme. Les méthodes appartenant à ce groupe sont RAkEL [Tsoumakas et al., 2010], ensembles de chaînes de classification (ECC) [Read et al, 2009], les forêts aléatoires d’arbres de clustering prédictif [Kocev et al., 2009; Kocev 2011] et les forêts aléatoires d’arbres C4.5 multi-label [Clare and King, 2001].

# J’ai trouvé l’essentiel des 12 méthodes connues pour l'apprentissage multi-label, comprenant trois méthodes d'adaptation d'algorithme, cinq méthodes de transformation de problème et quatre méthodes d'ensemble, ainsi que les 16 mesures d'évaluation (six mesures basées sur des exemples, six mesures basées sur l'étiquette et de quatre mesures basées sur le classement).

# Il y a 6 bases de données de référence provenant de différents domaines d’application : classification des images, prédiction de la fonction des gènes, classification des textes, classification vidéo (*yeast*, *emotion*, *scene*, *genbase*, *medical*, *tmc2007*).

# 

# 

# La figure 2.1 montre la catégorisation de ces méthodes en groupes en utilisant le schéma suivant : une méthode power-set à étiquette, deux méthodes de conversion binaire et deux méthodes de transformation par paire, deux méthodes d'adaptation d'algorithme et quatre méthodes d'ensemble. De plus, l'une des méthodes d'ensemble est basée sur le pouvoir de l'étiquette (Power-set), alors que les autres méthodes sont basées sur l'adaptation d'algorithmes.

# 

# La figure 2.2 montre la catégorisation selon les approches d'apprentissage multi-label utilisées en fonction du type d'algorithme d'apprentissage machine de base qu'elles utilisent : trois types d'algorithmes de base: *SVM*, arbres de décision et *k*-voisins les plus proches.

# 

# Une description détaillée et globale des mesures d'évaluation est donnée en fonction de la catégorisation indiquée en figure 2.3.

**Quelques liens :**

Keras for Multi-label Text Classification

<https://medium.com/towards-artificial-intelligence/keras-for-multi-label-text-classification-86d194311d0e>

Deep learning architectures for multi-label classification

<https://bmcbioinformatics.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12859-017-1898-z>

**de nombreux types de jeux de données**

<http://computer.njnu.edu.cn/Lab/LABIC/LABIC_Software.html>