UMPA
ENS DE LYON

Comment les maths peuvent-elles aider les machines à apprendre ?

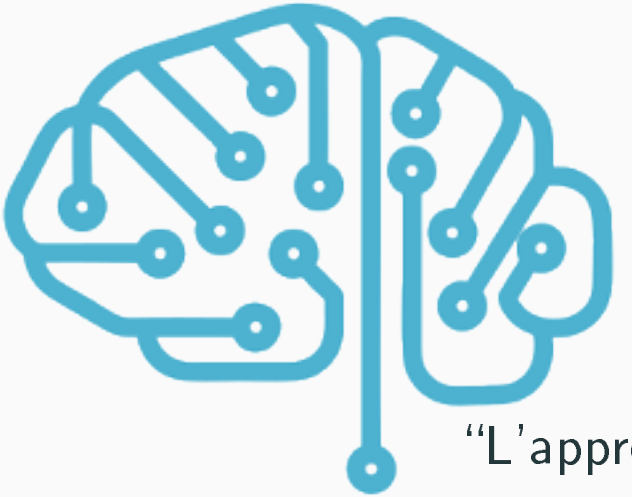
Apprentissage statistique séquentiel

Aurélien Garivier

1er octobre 2018

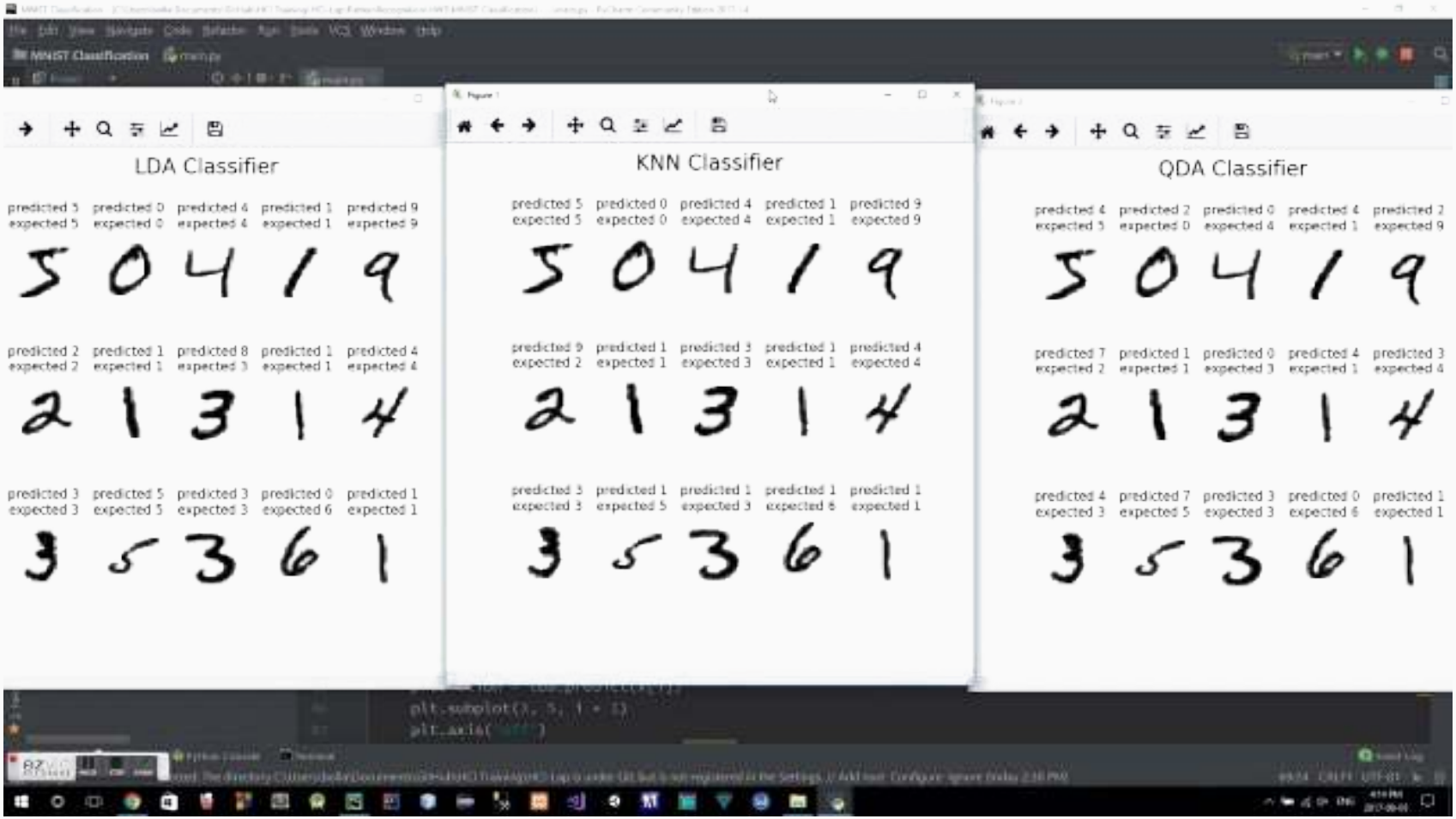
Réunion de rentrée de l'UMPA

Apprentissage Machine



"L'apprentissage automatique (en anglais machine learning, littéralement « l'apprentissage machine ») ou apprentissage statistique, champ d'étude de l'intelligence artificielle, concerne la conception, l'analyse, le développement et l'implémentation de méthodes permettant à une machine (au sens large) d'évoluer par un processus systématique, et ainsi de remplir des tâches difficiles ou problématiques par des moyens algorithmiques plus classiques."

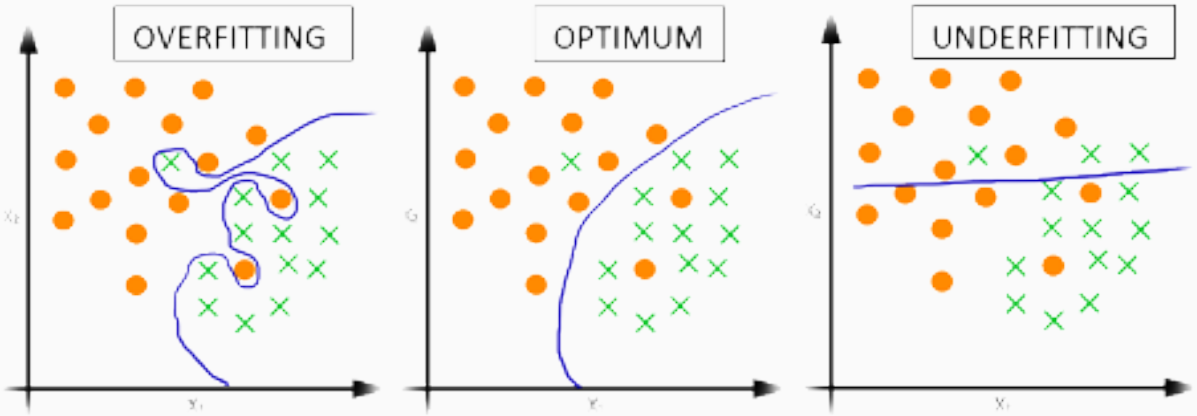
Exemple : reconnaissance de caractères



Algorithme de classification supervisée :

- entrée : un jeu d'**exemples** $(im_1, lab_1), \ldots, (im_n, lab_n)$
- sortie : règle de décision = **fonction** $im \mapsto lab$

Pourquoi des mathématiques ?



- chercher les fonctions dans les bonnes classes

  $\Longrightarrow$ **approximation** + **optimisation**

- éviter la *superstition* (=sur-apprentissage) et le *scepticisme* (=sous-apprentissage)

  $\Longrightarrow$ séparer le **signal** et le **bruit**

apprentissage **statistique** : marche sur des **modèles aléatoires** de bruit

- comprendre les **limites** de ce qui peut être fait par des algorithmes

  $\Longrightarrow$ bornes inférieures

Mon parcours

- Magistère **math-info**, agreg maths option probas-stat
- Thèse en **théorie de l'information**, avec E. Gassiat (maths) et S. Boucheron (à l'époque info)
- Travaux aussi en **statistique mathématique** (modèles markoviens)
- CR CNRS sur un poste $1 \rightarrow 7$, en poste à Telecom Paris
- Orientation progressive vers l'apprentissage statistique

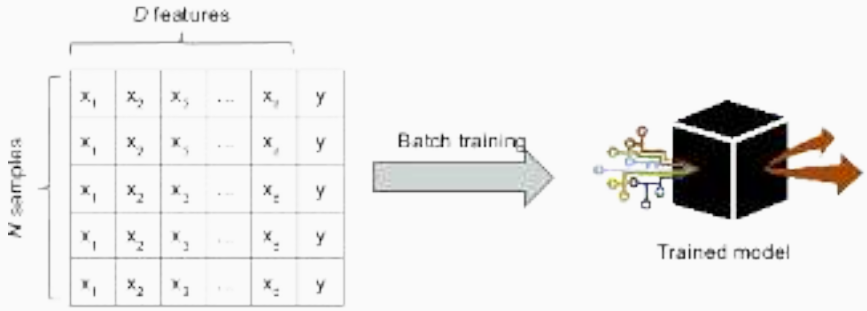
$\Longrightarrow$ **Approche "modélisation aléatoire" de l'apprentissage**

$\neq$ optimisation, théorie du signal, algorithmique, logique/symbolique, fouille de données,...

Cadre batch vs séquentiel

Cadre classique = "**batch**" :

- le jeu d'apprentissage est disponible a priori,
- on fait tourner l'algorithme d'apprentissage pour trouver la "bonne" règle de décision,
- ensuite on l'applique éternellement...

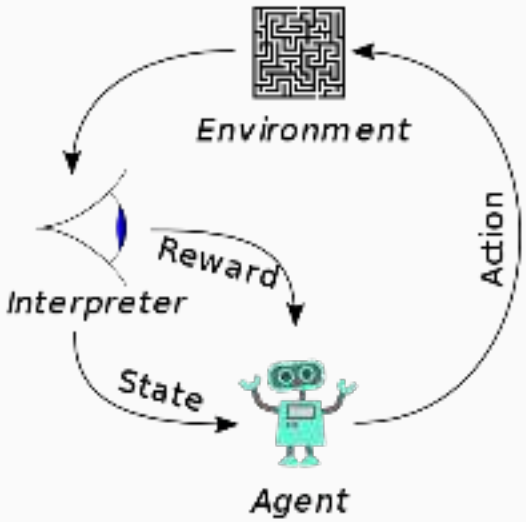


Cadre **séquentiel** :

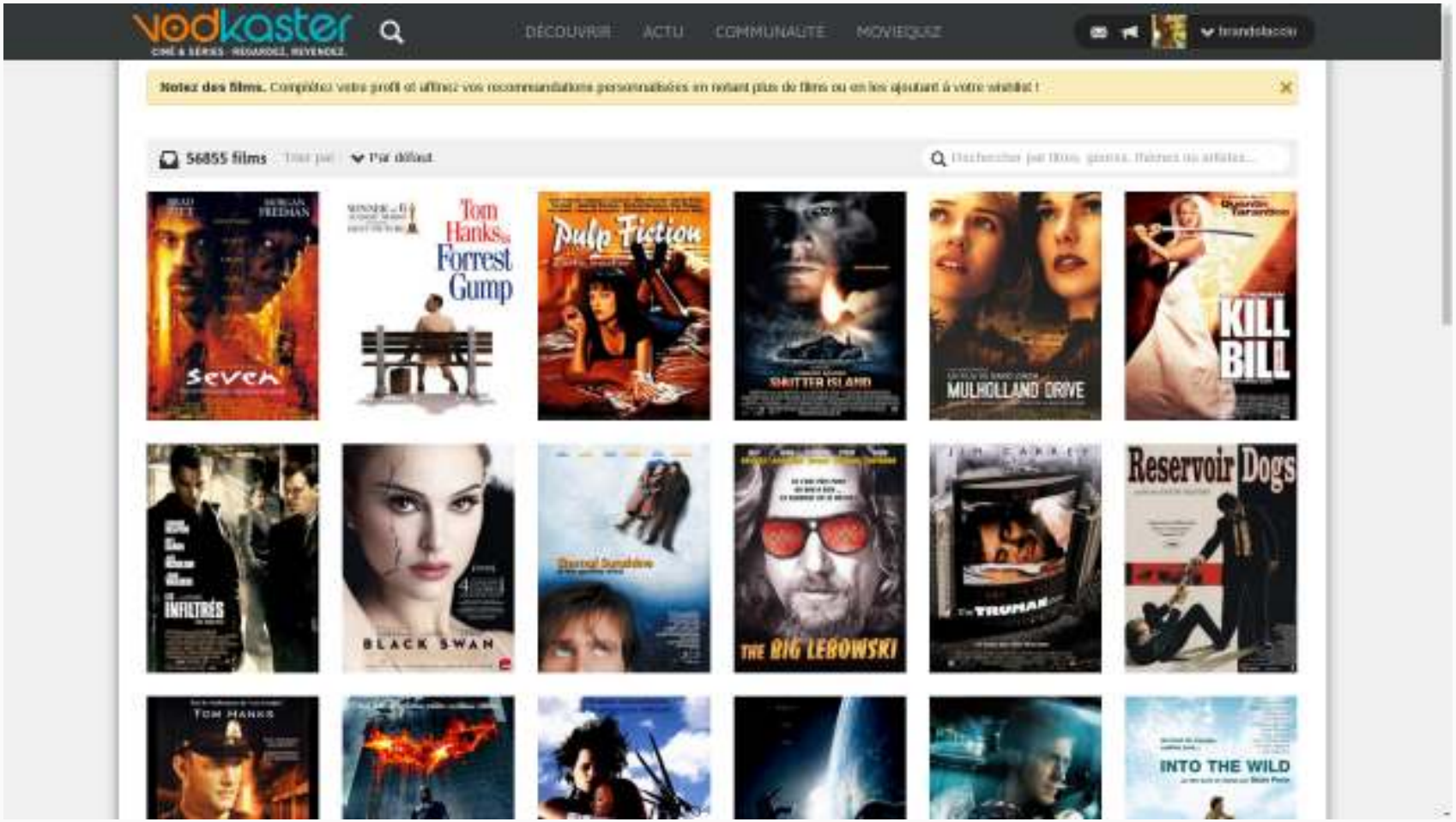
à chaque instant t

- on prend une décision,
- on observe la conséquence de cette décision,

le but étant d'être efficace en moyenne à long terme OU d'être efficace à la fin.

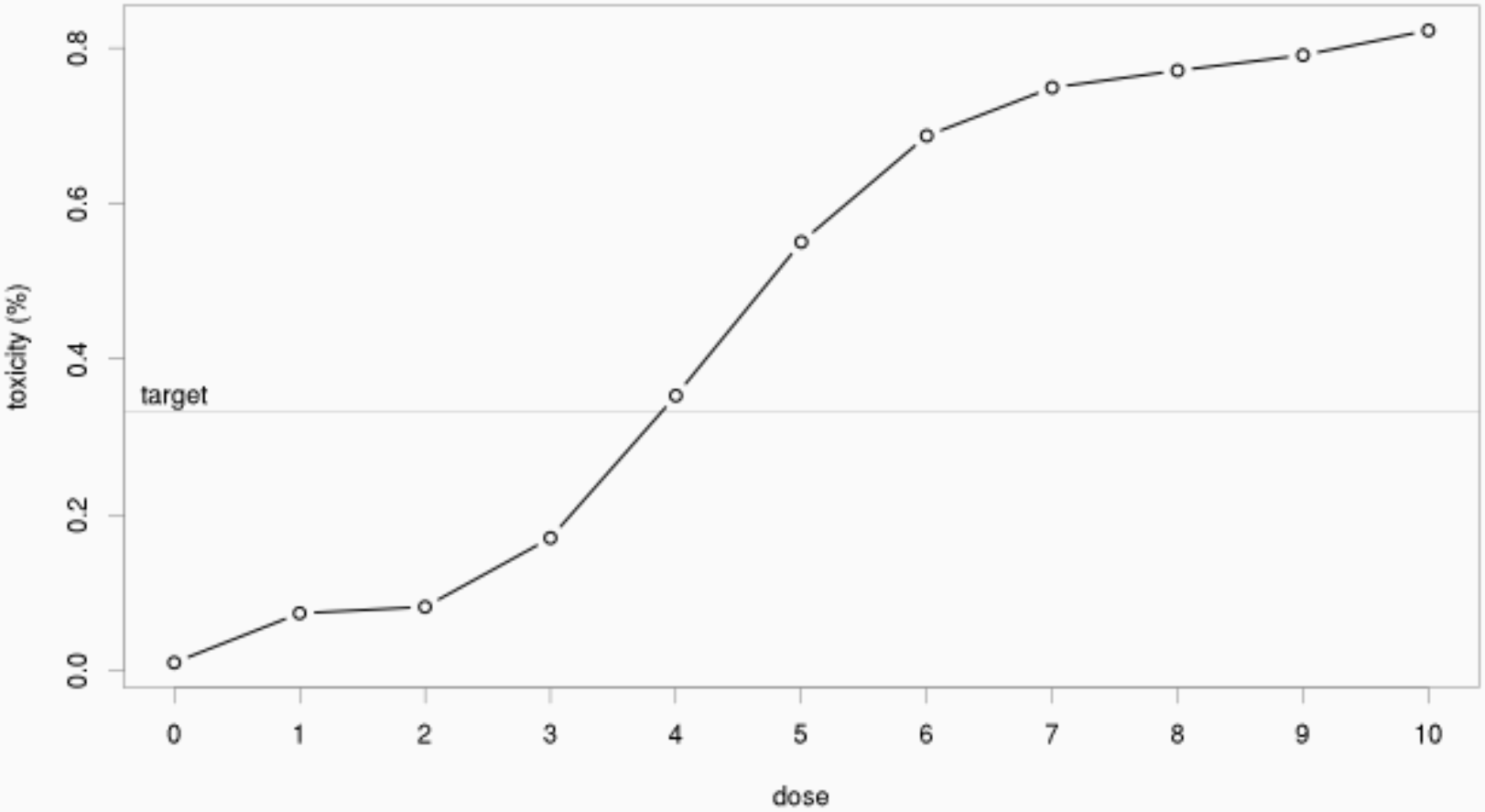


Exemple : systèmes de recommandation



Modèle : **problèmes de bandits** (simples, puis riches).

Exemple : essais cliniques (ici : phase 1)



Exemple de résultat

Borne inférieure

Pour trouver la distribution parmi $\nu_1, \ldots, \nu_k$ qui a la plus grande moyenne, n'importe quelle stratégie δ-correcte (se trompant avec probabilité au plus δ) doit utiliser un nombre d'observations au moins égal à

$$\mathbb{E}_{\boldsymbol{\mu}}[\tau_\delta] \geq T^*(\boldsymbol{\mu}) \log \frac{1}{2.4\delta} ,$$

où

$$T^*(\boldsymbol{\mu})^{-1} = \sup_{\mathbf{w} \in \Sigma_K} \inf_{\lambda \in \mathrm{Alt}(\boldsymbol{\mu})} \left(\sum_{a=1}^{K} w_a \, d(\mu_a, \lambda_a) \right) .$$

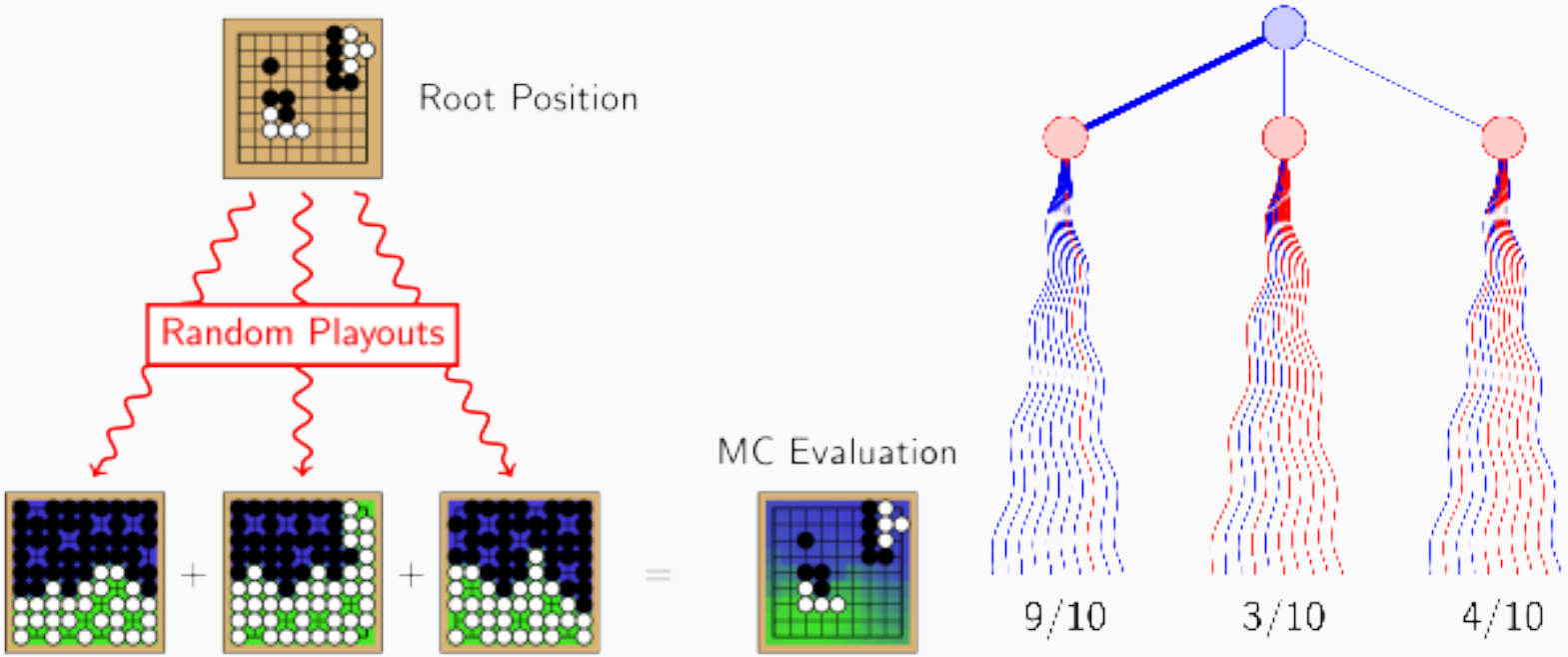
Algorithme optimal

Nous décrivons une stratégie $\delta-$correcte pour laquelle

$$\limsup_{\delta \to 0} \frac{\mathbb{E}_{\boldsymbol{\mu}}[\tau_\delta]}{\log(1/\delta)} = T^*(\boldsymbol{\mu}) .$$

Résolution de jeux - MCTS

Algorithme de recherche heuristique dans les jeux profonds, utilisant des "playouts" = fin de parties aléatoires



src : https://www.remi-coulom.fr/