

Biais dans les algorithmes d'apprentissage: police prédictive

Les algorithmes de machine learning, employés pour guider des décisions sensibles (justice, emploi, crédit, police), apprennent des données historiques et adaptent leurs choix futurs. Leur usage en police est particulièrement critique et pose de nombreuses questions éthiques, ce qui m'a interpellé quant à la fiabilité de leurs prévisions.

Je m'intéresse aux limites de ces algorithmes, spécifiquement lorsqu'ils s'enferment dans des boucles de rétroaction divergentes. La décision passée influence l'observation future, et ceci crée par conséquent un cycle vicieux où l'algorithme finit par prédire les conséquences de ses propres choix passés plutôt que la réalité du terrain.

Le candidat atteste avoir travaillé en monôme.

Positionnement thématique (ÉTAPE 1) :

- *MATHEMATIQUES (Mathématiques Appliquées)*
- *INFORMATIQUE (Informatique pratique)*

Mots-clés (ÉTAPE 1) :

Mots-clés (en français) Mots-clés (en anglais)

<i>Modélisation</i>	<i>Modelisation</i>
<i>Distribution</i>	<i>Distribution</i>
<i>Prise de décision</i>	<i>Decision-making</i>
<i>Boucles de renforcement</i>	<i>Reinforcement Loops</i>
<i>Processus stochastique</i>	<i>Stochastic Process</i>

Bibliographie commentée

Contrôler toute une ville à partir d'une salle de commandement, suivre des individus depuis un mur d'écrans, utiliser l'intelligence artificielle pour cibler les situations ou les comportements jugés « anormaux », ou encore orienter les patrouilles vers les territoires où de futurs délits sont susceptibles de se produire : telles sont les promesses véhiculées par la police prédictive. Ces algorithmes prédictifs, qui se présentent comme de véritables « devins du crime », sont nés en

Californie avec la création de PredPol [3] en 2006, développée par des chercheurs de l’UCLA, de l’Université de Santa Clara et du département de police de Los Angeles (LAPD). L’objectif affiché était d’optimiser l’allocation des ressources policières et de prévenir la criminalité avant qu’elle ne se produise, grâce à l’analyse systématique de données historiques.

Malheureusement, ces logiciels ont rapidement fait l’objet de critiques, en particulier pour leur propension à reproduire et amplifier des biais raciaux et sociaux. À Los Angeles, PredPol fonctionne en identifiant des zones « criminogènes » à partir de données historiques comme les dépôts de plaintes, eux-mêmes influencés par des contextes sociaux et raciaux particuliers. Cette approche déclenche une logique de rétroaction : une zone identifiée reçoit davantage de patrouilles, ce qui entraîne une augmentation des arrestations et des rapports policiers, et donc un enrichissement des bases de données utilisées par l’algorithme. Progressivement, un cercle vicieux se met en place : les zones identifiées comme à forte criminalité subissent une surveillance disproportionnée, renforçant leur statut de zones problématiques et augmentant la production de données qui confirment cette perception. Ce phénomène, documenté par Kristian Lum et William Isaac en 2016 [1], constitue le point de départ de notre étude, qui s’attache à comprendre et modéliser ces boucles de rétroaction dans le contexte de la police prédictive.

Historiquement, ce mécanisme trouve un écho dans les modèles stochastiques par urnes de Pólya et Eggenberger (1923) [2], conçus pour comprendre la propagation des épidémies. Le principe est simple : plus un événement se produit, plus il a de chances de se reproduire — le fameux « the rich get richer ». Mathématiquement, ils montrent que l’urne finit par se stabiliser sur une proportion fixe mais totalement aléatoire, régie par la loi Beta. Ce modèle illustre parfaitement le rôle critique du hasard initial dans le long terme, ainsi que la difficulté de prédire avec certitude l’évolution d’un système dynamique soumis à des rétroactions cumulatives.

Plus tard, ce concept a servi de base aux algorithmes d’apprentissage par renforcement : pour qu’une intelligence artificielle apprenne efficacement, elle doit « renforcer » ses bonnes décisions, comme l’ajout de boules dans l’urne. L’évolution de ces urnes, enrichie par le modèle amélioré proposé par Bernard Friedman en 1965 [5], constitue le squelette de notre miniature d’algorithme de police prédictive. Cette modélisation nous permet de simuler l’effet cumulatif des décisions algorithmiques et de mettre en évidence comment des biais initiaux peuvent se propager et se renforcer dans le temps.

En 2010, Henrik Renlund [6] décrit les propriétés asymptotiques des urnes de Pólya, montrant la convergence des proportions et les fluctuations autour de la limite. Ces résultats fournissent un cadre théorique précieux pour analyser et prédire les boucles de rétroaction dans notre étude.

Enfin, la méthode d’échantillonnage à probabilités inégales proposée par Horvitz et Thompson (1952) [4] apporte un outil complémentaire pour corriger les biais. L’idée est simple : chaque élément de la population n’a pas forcément la même probabilité d’être observé, mais en lui appliquant un poids inversement proportionnel à cette probabilité, il est possible d’obtenir des estimations exactes et non biaisées des totaux ou des moyennes. Cette approche, largement

utilisée dans des contextes réels comme les sondages électoraux pour compenser la sous-représentation de certaines catégories de votants, inspire la solution heuristique que nous proposons dans le cadre de notre TIPE. Concrètement, elle consiste à pondérer les données observées pour réduire l'effet des boucles de rétroaction et limiter l'amplification des biais historiques.

Problématique retenue

Dans quelle mesure un algorithme de police prédictive peut-il s'enfermer dans des boucles de renforcement issues de ses propres observations, et comment ces dynamiques peuvent-elles être décrites et stabilisées dans un cadre stochastique simple ?

Objectifs du TIPE du candidat

- 1) Modéliser le processus de prévision policière à l'aide d'une série de modèles d'urnes en augmentant progressivement leur complexité.
- 2) Mettre en évidence l'émergence de boucles de rétroaction positives et la création de biais.
- 3) Explorer une solution empirique.

Références bibliographiques (ÉTAPE 1)

- [1] KRISTIAN LUM AND WILLIAM ISAAC : To predict and serve? : *Significance*, pages 14 – 18, October 2016.
- [2] F. EGGENBERGER, G. PÓLYA, : Über die Statistik verketteter Vorgänge : *ZAMM - Zeitschrift für Angewandte Mathematik und Mechanik*, vol. 3, issue 4, pp. 279-289
- [3] JOSEPH JOHNSON, THEO MCKENZIE, AND TIAN AN WONG : Predictive Policing:A Mathematical Primer : *Notices of the American Mathematical Society* 71 (7)
- [4] DANIEL G HORVITZ AND DONOVAN J THOMPSON : A generalization of sampling without replacement from a finite universe : *Journal of the American statistical Association*, 47 (260):663–685, 1952.
- [5] DAVID A. FREEDMAN : Bernard Friedman's Urn : *Ann. Math. Statist.* 36(3): 956-970 (June, 1965)
- [6] HENRIK RENLUND : Generalized P´olya urns via stochastic approximation : *arXiv preprint arXiv:1002.3716*, 2010.