

Règles du jeu et principes d'évaluation

Problématique

Chaque sujet commence par une description sommaire de la problématique et des références proposées.

Références

La liste des références est indicative ; vous n'êtes pas obligés de lire en détails et/ou entièrement tous les articles suggérés puisqu'il s'agit d'en tirer une synthèse. Il sera peut-être nécessaire ou utile de lire d'autres articles, notamment ceux cités par les articles que nous citons.

A cet effet, sachez que les articles récents sont généralement disponibles sur Internet (via les pages web des auteurs, ou à partir de <http://arxiv.org/>) ; une recherche Google vous permettra de les localiser. Par ailleurs, nous pourrions vous aider à trouver tout article qui ne serait pas librement disponible (qui se trouverait par exemple uniquement sur le site d'un journal) — n'hésitez pas à nous contacter.

Consignes et objectifs

Il s'agit de préparer un exposé d'environ 40 minutes et de fournir un support écrit de cet exposé (ce peut être simplement une photocopie de notes manuscrites) pour présenter notamment :

- la problématique générale, son intérêt ses applications ;
- une mise en perspective (par exemple avec le cours) ;
- un résultat précis avec sa preuve.

L'exposé sera suivi de 15 minutes de questions / discussions.

Sujet # 1 : Estimateurs de Good-Turing

Problématique

Comment estimer la probabilité d'un événement sur la base de données parmi lesquelles l'événement en question n'a pas été observé ? C'est typique d'un problème de *gros alphabet*.

L'article [1] est un cours bref introductif aux idées de Good-Turing, indiquant des références : en particulier l'article [2], qui est une présentation simple plus détaillée et illustrée, tandis que [3] est un article récent contenant des résultats de vitesses de convergence des estimateurs.

Références

- [1] G. Kochanski : Good-Turing probability estimation.
<http://kochanski.org/gpk/teaching/04010xford/syllabus.html>
- [2] W. Gale et G. Sampson : Good-Turing frequency estimation without tears.
<http://www.grsampson.net/AGtf1.html>
- [3] D. Mc Allester et R. Schapire : On the convergence rate of Good-Turing estimators. *COLT*, 2000. <http://ttic.uchicago.edu/~dmcallester/>

Sujet # 2 : Taux d'entropie de chaînes de Markov cachées

Problématique

Un processus stationnaire de chaîne de Markov cachée admet un taux d'entropie, mais qui n'a pas de formulation explicite. Comment le calculer, quel est son comportement en fonction des paramètres décrivant le processus ?

Les articles [1] et [2] cherchent à obtenir des inégalités permettant d'évaluer le taux d'entropie dans des cas simples, [3] est une présentation de méthodes de systèmes dynamiques permettant d'obtenir des algorithmes de calcul, en particulier pour les taux d'entropie, tandis que [4] cherche à obtenir des développements au voisinage d'un point ; c'est un article récent contenant des résultats de vitesses de convergence des estimateurs.

Il est hors de question de lire tous ces articles, et il faut noter que [3] et dans une moindre mesure [4] utilisent des mathématiques hors de ce cours. Il s'agit de comprendre les questions soulevées, et de choisir un point particulier à approfondir.

Références

- [1] E. Ordentlich et T. Weissmani : Approximations for the entropy rate of a hidden Markov process.
<http://www.stanford.edu/~tsachy/papers.html>
- [2] Y. Peres et A. Quas : Entropy rate for hidden Markov chains with rare transitions.
<http://arxiv.org/abs/1012.2086>
- [3] M. Pollicott : Computing entropy rates for hidden Markov processes.
<http://www.warwick.ac.uk/~masdbl/preprints.html>
- [4] G. Han et B. Marcus : Asymptotics of entropy rate in special families of hidden Markov chains.
<http://arxiv.org/abs/0810.2144>

Sujet # 3 : Modélisation par des chaînes de Markov à longueur variable

Problématique

Chaînes de Markov à longueur variable ou sources à arbre de contexte approchent les processus stationnaires ergodiques. Le choix de l'ordre du modèle ici serait la sélection de la fonction contexte.

L'article [1] étudie la consistance presque sûre de l'estimation de l'arbre de contexte par BIC ou MDL ; [3] s'intéresse à des sources qui partagent des contextes, à identifier – c'est un problème issu de la linguistique –, tandis que [2] est une étude approfondie de l'estimation universelle de la fonction longueur de contexte.

Il n'est pas question d'étudier tous ces articles, mais de comprendre les questions posées, et de choisir un point particulier à étudier en détails.

Références

- [1] I. Csiszar et Z. Talata : Context tree estimation for not necessarily finite memory processes via BIC and MDL.
<http://www.ime.unicamp.br/~veronica/ME705/leitura3.pdf>
- [2] G. Morvai et B. Weiss : On estimating the memory for finitarily Markovian processes. <http://arxiv.org/abs/0712.0105>
- [3] A. Galves, A. Garivier et E. Gassiat : Joint estimation of intersecting context tree models. <http://arxiv.org/abs/1102.0673>

Sujet # 4 : Optimisation convexe séquentielle

Problématique

On se place dans un cadre où l'on doit jouer à chaque tour un élément d'un ensemble convexe compact \mathcal{C} , qui n'est pas nécessairement, comme dans notre cours, le simplexe de \mathbb{R}^N .

L'article fondateur est [1], mais on pourra noter qu'il ne s'occupe pas du réglage du paramètre d'apprentissage η et traiter ce point ; un des articles le plus récent et le plus à la pointe du domaine est [2], qui permet notamment de traiter le cas d'ensembles convexes non compacts (tout \mathbb{R}^d , notamment, dans le cas de la régression linéaire séquentielle).

Pour mieux situer les enjeux, en plus des références citées par [2], on pourra consulter les notes de cours [3] et le début de monographie [4].

Références

- [1] M. Zinkevich : Online Convex Programming and Generalized Infinitesimal Gradient Ascent. In *ICML*, 2003.
<http://webdocs.cs.ualberta.ca/~maz/publications/ICML03.pdf>
- [2] J. Duchi, S. Shalev-Shwartz, Y. Singer et A. Tewari : Composite objective mirror descent. In *COLT*, 2010.
<http://www.colt2010.org/papers/057Duchi.pdf>
- [3] P. Bartlett et S. Rakhlin : Statistical learning theory. Notes de cours, UC Berkeley, 2008.
<http://www.cs.berkeley.edu/~bartlett/courses/281b-sp08>
(cours numéros 22 et 24)
- [4] E. Hazan : The convex optimization approach to regret minimization. Chapitre de livre en cours d'écriture, 2011.
http://ie.technion.ac.il/~ehazan/papers/opt_book.pdf

Sujet # 5 : Autres mesures de la qualité d'une stratégie séquentielle de prédiction

Problématique

Nous avons essentiellement vu en cours comment faire (presqu')aussi bien qu'une stratégie dans une classe de référence donnée, pour des pertes finales obtenues comme la somme de pertes instantanées subies à chaque échéance. Cela correspond au regret dit externe.

On peut désirer utiliser d'autres critères :

- le regret interne [1], quand il s'agit de se comparer aux modifications simples de la stratégie de prévision maître ;
- la calibration [2], une notion utile quand il n'y pas d'experts, donc pas de classe de référence ;
- un coût global [3], c'est-à-dire une perte finale non donnée par la somme de pertes instantanées.

L'article de survol [4] discute, relie et met en perspective toutes ces notions (et d'autres).

Il est évidemment impossible de lire en détails tous ces articles, on tâchera cependant de dégager un sens et un intérêt à au moins deux de ces trois autres critères de qualité.

Références

- [1] A. Rakhlin, K. Sridharan et A. Tewari : Online learning : beyond regret. Article soumis, 2011.
http://www-stat.wharton.upenn.edu/~rakhlin/papers/online_learning_beyond_regret.pdf
- [2] A. Blum et Y. Mansour : From external to internal regret. *Journal of Machine Learning Research*, 2007.
<http://jmlr.csail.mit.edu/papers/volume8/blum07a/blum07a.pdf>
- [3] D. Foster : A proof of calibration via Blackwell's approachability theorem. *Games and Economic Behavior*, 1999.
http://gosset.wharton.upenn.edu/~foster/research/calibration_via_blackwell.pdf
- [4] E. Even-Dar, R. Kleinberg, S. Mannor et Y. Mansour : Online learning for global cost functions. In *COLT*, 2009.
<http://www.seas.upenn.edu/~evendar/papers/global.pdf>