

Rapport sur le manuscrit de thèse de Pierre Lanchantin, intitulé
« Chaînes de Markov triplets et segmentation non supervisée de signaux »

Patrick Pérez
Directeur de Recherche Inria

Les travaux de recherche de Pierre Lanchantin portent sur la définition et l'utilisation de modèles probabilistes à structure de chaîne ou d'arbre pour la résolution non supervisée de problèmes inverses à états cachés discrets, la segmentation de signaux en particulier. Ce travail comporte donc un volet méthodologique, avec la proposition de modèles et d'algorithmes d'inférence associés, et un volet expérimental de validation de certains des outils proposés, avec la segmentation d'images fixes comme application privilégiée. L'ensemble de ces travaux est présenté dans un court manuscrit composé de six chapitres précédés d'une brève introduction exposant les motivations.

Les modèles probabilistes markoviens (champs, arbres et chaînes de Markov cachés) sont depuis plus de vingt ans des outils très appréciés, et partant très étudiés, pour la modélisation et l'analyse des signaux et des images. Adossés à la théorie bayésienne de la décision, ils permettent en particulier la résolution de nombreux problèmes inverses, tels que la segmentation, possiblement avec estimation conjointe des paramètres inconnus. Ils imposent cependant des restrictions importantes et généralement peu réalistes sur la structure des modèles d'observation pour que le caractère markovien (local) choisi pour la loi *a priori* de l'état caché recherché persiste dans la loi *a posteriori* sur laquelle tous les outils d'inférence reposent. Partant de ce constat, deux approches alternatives, apparentées en cela qu'elles abandonnent toutes les deux le caractère markovien de la loi *a priori*, ont été récemment proposées : soit la spécification uniquement d'une loi *a posteriori* markovienne (champs de Markov conditionnels), soit la spécification d'une loi jointe permettant de conclure à la markovianité de la loi *a posteriori* (champs couples de Markov ou partiellement de Markov). Rappelant ce contexte en introduction, c'est cette seconde voie, initiée par W. Pieczynski., que Pierre Lanchantin entreprend d'explorer plus avant dans le cas de structures sans cycles (chaînes et arbres) et d'états cachés discrets.

Au préalable, Pierre Lanchantin rappelle dans le premier chapitre les bases de l'estimation bayésienne optimale (avec les estimateurs du MAP et du MPM comme outils fondamentaux de résolution de problèmes inverses à états discrets) et de l'estimation de paramètres en présence de variables cachées, à l'aide des algorithmes EM (et variantes) et ECI. S'il est bien clair, ce chapitre aurait cependant gagné à également comporter des rappels, tout aussi importants, sur les champs de Markov avec, en particulier, les notions de factorisation de lois, d'indépendance conditionnelle locale et de graphe d'indépendance, orienté ou non.

Le chapitre 2 permet de rentrer dans le vif du sujet avec la définition et la manipulation de la loi jointe des états cachés et des observations. Sans faire d'abord d'hypothèses d'indépendance conditionnelle, Pierre Lanchantin exprime, pour un ordonnancement donné des composantes du couple, les récurrences permettant théoriquement de calculer en deux passes aller et retour les marginales *a posteriori* en chaque composante (ce qui

donne en particulier accès à l'estimée au sens du MPM) ou l'estimée au sens du MAP. La mise en œuvre effective de ces algorithmes nécessite des hypothèses simplificatrices sur la structure statistique du couple. Les hypothèses les plus restrictives conduisent à la classe des chaînes de Markov cachées avec bruit indépendant ou non. Cette classe bien connue peut d'abord être généralisée grâce aux chaînes de Markov couples, à bruit indépendant ou non (la loi jointe est une chaîne de Markov). Cette seconde classe peut à son tour être généralisée, soit au travers des chaînes couples partiellement Markov (la loi jointe n'est plus une chaîne de Markov, mais la loi *a posteriori* l'est encore), soit via les chaînes triplets évoquées dans la suite (la loi jointe du couple est la marginale d'une loi markovienne impliquant un processus discret auxiliaire). Concernant les chaînes de Markov couples, Pierre Lanchantin établit les algorithmes EM (et variantes) et ECI permettant un apprentissage itératif et non supervisé des paramètres, ce qui constitue la première contribution de la thèse. Il montre par ailleurs, avec illustration sur images synthétiques appropriées vectorisées sur parcourt de Peano, comment les chaînes cachées partiellement Markov permettent la segmentation, supervisée ou non, de signaux avec bruit à corrélation longue. Il s'agit là d'un algorithme sophistiqué intéressant, mais qui repose pour l'heure sur l'hypothèse de bruit centré qui en limite l'application réelle.

Outre les dépendances conditionnelles entre mesures, une autre source de difficulté classique est l'éventuelle non-stationnarité du processus caché. Pierre Lanchantin propose d'attaquer certaines formes de non-stationnarité avec une classe particulière de chaînes de Markov triplets, celles pour lesquelles les observations sont conditionnellement indépendantes. Après avoir présenté les chaînes de Markov triplets dans leur généralité, il introduit ladite sous-classe pour laquelle le processus caché étudié peut être *a priori* associé à un processus discret auxiliaire avec lequel il forme une chaîne de Markov stationnaire. En un sens, cela pourrait également être vu comme une extension des chaînes de Markov cachées à bruit indépendant classiques. Les équations de l'algorithme EM sont simplement établies pour ce modèle qui est ensuite validé en détail sur des problèmes synthétiques ou jouets de segmentation d'images texturées. Son application à une image aérienne réelle est ensuite présentée. Bien qu'il ne soit pas possible d'en tirer de réelles conclusions, cette dernière expérience est intéressante à double titre. D'abord, Pierre Lanchantin propose l'utilisation d'un critère BIC pour l'évaluation de résultats de segmentation en l'absence de vérité terrain. Par ailleurs, il étudie avec pertinence l'influence du nombre de classes (nombre de valeurs possibles pour chacun des états cachés et chacune des variables auxiliaires), qui est pour l'heure fixé manuellement. Par ailleurs, il est intéressant de noter que, dans le cadre de la segmentation non supervisée d'images texturées, les variables auxiliaires sont finalement celles qui captent les classes de texture tandis que le processus caché original, plus « microscopique », donne accès à image discrète simplifiée.

Le quatrième chapitre traite d'une autre application tout à fait intéressante des modèles markoviens triplets en connexion avec la fusion de Dempster Shafer en théorie de l'évidence. Les principes de cette théorie, qui généralise la théorie classique des probabilités, et de la fusion de Dempster Shafer sont d'abord rappelés avec clarté et pédagogie. Le cas particulier de l'« affaiblissement », permettant la prise en compte d'incertitude sur le processus d'observation dans la définition de la loi *a posteriori* est détaillé plus avant. C'est l'introduction d'un tel affaiblissement qui est permise par le

recours aux chaînes de Markov triplets avec un processus auxiliaire prenant ses valeurs dans l'ensemble des parties de l'ensemble de configurations de l'état caché. Les outils d'inférence disponibles pour les chaînes de Markov triplets génériques peuvent ainsi être repris. C'est ce qui est fait dans le cadre de la segmentation non supervisée d'images non-stationnaires. Comme au chapitre précédent, les expérimentations sont menées sur des images synthétiques ou jouets avec vérité terrain, avant que l'approche ne soit illustrée sur une image réelle de télédétection. Là encore, même s'il est trop tôt pour tirer des conclusions très nettes sur l'apport en segmentation, en particulier sur le type de non-stationnarités réelles qui peuvent être appréhendées, les variables auxiliaires conjointement estimées (qui donnent accès à une estimation des coefficients d'affaiblissement) semblent fournir des informations intéressantes sur la structure locale des images traitées.

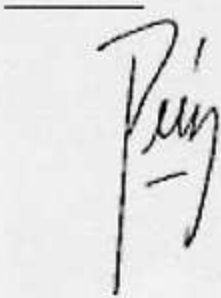
Avec en ligne de mire applicative l'analyse d'images astronomiques multispectrales-multirésolutions, Pierre Lanchantin aborde dans la dernière partie l'emploi de modèles couples markoviens ou partiellement markoviens dans le cas où la structure sous-jacente n'est plus une chaîne mais un arbre. De même qu'il est classiquement possible d'étendre aux arbres les outils originellement mis en place pour l'inférence dans les chaînes de Markov cachées à bruit indépendant, Pierre Lanchantin étend aux arbres les algorithmes génériques sur chaînes couples. Il restreint ensuite son propos aux arbres de Markov cachés à bruit indépendant et modèle d'observation gaussien multivarié, déjà introduits dans la littérature, pour y adjoindre une composante floue, pertinente semble-t-il en imagerie astronomique : dans le cas d'une segmentation en deux classes, les états peuvent être soit purs (0 ou 1) soit mixtes avec une valeur intermédiaire reflétant le degré d'appartenance à chacune des deux classes. La loi *a priori* devient un arbre de Markov à états continus et le modèle d'observation est un mélange entre les modèles de chacune des deux classes en des proportions dictées par l'état conditionnant. Ceci étant posé, les outils classiques d'inférence sur arbre de Markov cachés peuvent être employés. La validation expérimentale, encore préliminaire, est menée sur une image tri-bande synthétique, puis sur une image astronomique tri-bande réelle. L'exploitation de données multirésolutions que doit permettre la structure en arbre n'est pas contre pas illustrée.

Les contributions de ce travail sont de différents ordres. À un niveau algorithmique générique, Pierre Lanchantin propose d'abord des outils d'inférence (estimation des paramètres et des états cachés) pour les chaînes de Markov couples et leurs extensions (chaînes couples partiellement Markov et chaînes de Markov triplets). Des instances plus particulières de ces classes de modèles sont ensuite proposées, avec les outils nécessaires à leur emploi et des pistes d'utilisation pratique dans le cadre de la segmentation non supervisée d'images. En particulier les chaînes couples partiellement Markov avec observations gaussiennes corrélées à longue distance, les chaînes de Markov triplets pour la prise en compte de certaines non-stationnarités, les chaînes de Markov triplets pour la mise en œuvre de l'affaiblissement en fusion de Dempster Shafer, et enfin les arbres de Markov cachés flous sont tour à tour introduits, étudiés et illustrés expérimentalement. L'intérêt de ces différents sous-modèles encourage la poursuite de leur validation expérimentale ainsi que la poursuite de l'exploration des modèles couples et triplets markoviens ou partiellement markoviens dans le but de faire reculer toujours davantage

les restrictions imposées par les outils markoviens classiques de modélisation et d'analyse de signaux et d'images.

En conclusion, au vu de la variété et de la portée des contributions de Pierre Lanchantin au domaine de la résolution bayésienne de problèmes inverses en général et à celui de la segmentation non supervisée de signaux en particulier, je suis tout à fait favorable à ce que Pierre Lanchantin soit autorisé à soutenir ses travaux de thèse en vue de l'obtention du grade de docteur de l'Institut National des Télécommunications.

Fait à Rennes, le 27 novembre 2006.

A handwritten signature in black ink, appearing to read 'Pérez', written over a horizontal line.

Patrick Pérez