

Segmentation d'images par une approche Plug&Play pour le suivi de la dynamique des cours d'eau

Pierre AUDISIO^{1,2} Barbara BELLETTI² Nelly PUSTELNIK¹

¹Ens de Lyon, CNRS, Laboratoire de Physique, F-69342, Lyon, France.

²Université Jean Monnet, CNRS, UMR 5600 Environnement Ville Société, Saint-Etienne, France.

Résumé – Le suivi de la dynamique des cours d'eau à l'échelle mondiale est un sujet d'importance majeure pour estimer l'impact de l'homme sur l'évolution des paysages naturels. Pour quantifier les effets des pressions anthropiques, nous avons choisi dans cette étude d'introduire une méthode de segmentation s'appuyant sur une approche Plug and Play pour isoler les zones d'eau à l'air libre dans des images d'indice normalisé de différence d'eau, connu sous le nom anglophone de Normalized Difference Water Index (NDWI). À partir d'une reformulation du problème de Chan-Vese, et en considérant l'algorithme minimisation de Chambolle-Pock, il a été possible de remplacer le terme de pénalisation par un réseau de neurones pré-entraîné appelé Greco, conçu pour un tout autre contexte applicatif, à savoir la reconnection des segmentations de vaisseaux sanguins. Cette démarche a permis d'obtenir des résultats précis avec un nombre de fausses classifications très faible, et une augmentation des sections en eau connectées.

Abstract – Monitoring the dynamics of watercourses on a global scale is a subject of major importance for estimating the impact of human on the evolution of natural landscapes. To quantify the effects of anthropogenic pressures, we chose in this study to introduce a segmentation method based on a Plug and Play approach to isolate areas of open water in Normalized Difference Water Index (NDWI) images. Based on a reformulation of the Chan-Vese problem, and considering the Chambolle-Pock minimisation algorithm, it was possible to replace the penalty term with a pre-trained neural network called Greco, designed for a completely different application context, namely to reconnect blood vessels segmentation. This approach enabled accurate results to be obtained with a very low number of false classifications, and an increase in connected water sections.

1 Introduction

Les plaines alluviales sont des milieux dynamiques, pouvant être partiellement, totalement ou périodiquement inondées au cours d'une année. Ces lieux abritent une grande biodiversité végétale et animale, et sont depuis l'antiquité des zones d'installations privilégiées par l'homme. Dans un contexte mondial d'urbanisation intense, celles-ci subissent de fortes pressions anthropiques qu'il est nécessaire de pouvoir quantifier pour évaluer l'impact géophysique de l'homme à différentes échelles à l'époque anthropocène [5]. Aussi, l'évolution spatio-temporelle des réseaux hydrographiques peut fournir de nombreux éléments pour la compréhension des relations de cause à effet, entre les modifications du paysage par l'homme et la dynamique des rivières.

Descripteurs considérés – Notre objectif étant de caractériser les changements longitudinaux et latéraux du cours d'eau au cours du temps, nous nous sommes intéressés à deux métriques : d'une part le périmètre du cours d'eau, d'autre part la surface d'eau à l'air libre. Ces indicateurs ont été choisis en raison de leur rôle clé dans la caractérisation géomorphologique fluviale, à la fois pour l'estimation de la sinuosité et de l'hétérogénéité d'une section [6], mais aussi pour l'évaluation des débits des eaux de surface [14].

Etat-de-l'art – En imagerie satellitaire multispectrale, différentes techniques ont été développées pour l'extraction des surfaces en eau, tirant profit de leur réflectance plus faible comparée à celle d'autres types de couverture terrestre, notamment dans les canaux infrarouges. Les méthodes d'extraction peuvent alors être regroupées en deux catégories : l'une exploitant directement les valeurs des pixels dans le domaine

infrarouge [8], l'autre utilisant des indicateurs spécifiquement développés pour la détection de l'eau comme le NDWI (*Normalised Difference Water Index*) [17], obtenus à partir d'une combinaison de bandes spectrales. Il est bien établi en télédétection [10] que l'utilisation d'indicateurs représente un outil précieux permettant de simplifier l'interprétation de données satellitaires complexes.

Contribution – Notre étude se concentre sur les données issues des satellites Sentinel-2 [9] qui, grâce à une acquisition réalisée tous les 5 jours depuis 2017 pour une même zone de la surface terrestre, permettent de combiner suivi spatial et temporel via les indicateurs cités. De plus, dans ce travail, nous proposons d'améliorer la technique standard de seuillage afin d'affiner l'extraction des descripteurs à partir des données NDWI. Plus précisément, la procédure développée repose sur une minimisation efficace de la fonction de coût de Chan-Vese [4] combinée à l'intégration efficace d'un réseau reconnecteur développé dans les travaux de thèse de Sophie Carneiro Esteves [7] (développé dans un cadre applicatif bien différent, à savoir la reconnection des vaisseaux sanguins dans des images binaires).

Plan – Dans la section 2, nous détaillerons les données considérées et rappellerons la fonction de Chan-Vese (CV) ainsi que l'algorithme rapide développé dans [2] pour sa minimisation. La section 3 présentera la méthode mise en place que nous appellerons CV-Greco. Dans la section 4, nous présenterons les résultats obtenus avec l'algorithme CV+Greco et nous les comparerons à des méthodes état-de-l'art pour l'extraction de la surface de l'eau à l'air libre et le périmètre du cours d'eau.

2 Données NDWI et segmentation

Données considérées – Dans cette étude, nous considérons les données multispectrales des satellites Sentinel-2 de l’agence spatiale européenne [9], notées $s \in \mathbb{R}^{N \times C}$ où N désigne le nombre de pixels et C le nombre de canaux spectraux. L’indice NDWI, noté $z \in \mathbb{R}^N$ est calculé à partir des bandes spectrales “green” et “NIR”. Dans le cas des données Sentinel-2 nous l’avons adapté comme suit, pour tout $n \in \{1 \dots, N\}$,

$$z_n = \frac{s_{n,3} - s_{n,8}}{s_{n,3} + s_{n,9}}$$

Dans la suite z pourra être indexé par (d, t) , i.e. $z^{(d,t)}$ qui fera référence d’une part aux entités géographiques centrées sur la rivière et d’une largeur définie par l’utilisateur, appelées Disaggregated Geographical Objects (DGO) [19] et également à l’indice temporel.

Rappel sur Chan-Vese – Nous commençons par rappeler le formalisme de Chan-Vese dans le cadre de la segmentation d’une image en un nombre Q de zones distinctes (i.e. $\Omega_1, \dots, \Omega_Q$), caractérisées par leur vraisemblance que l’on supposera gaussienne, i.e.; pour tout $x \in \Omega_q$, $-\log f_q = \frac{1}{2\sigma_q^2}(z(x) - \mu_q)^2$. La fonction objectif de Chan-Vese est de la forme :

$$\begin{aligned} \min_{\Omega_1, \dots, \Omega_Q} \sum_{q=1}^Q \int_{\Omega_q} \frac{1}{2\sigma_q^2} (z(x) - \mu_q)^2 dx + \frac{1}{2} \sum_{q=1}^Q \text{Per}(\Omega_q) \\ \text{s.t. } \bigcup_{q=1}^Q \Omega_q = \Omega \quad \text{et} \quad \forall q \neq p, \Omega_q \cap \Omega_p = \emptyset. \end{aligned} \quad (1)$$

$\text{Per}(\Omega_q)$ est la fonction de pénalisation du périmètre du domaine Ω_q . Dans ce travail nous nous concentrerons sur la reformulation du problème (1) sous forme discrète pour le cas d’une image à N pixels et sa résolution proposée par [4] qui repose sur l’estimation de vecteurs $\theta_q \in \mathbb{R}^N$ jouant le rôle d’indicatrice afin que $\theta_q - \theta_{q+1}$ soit associé à la zone Ω_q . Le problème de minimisation est de la forme :

$$\min_{\Theta=(\theta_1, \dots, \theta_{Q+1})} \sum_{q=1}^{Q+1} c_q^\top \theta_q + \|\mathbf{L}\theta_q\|_2 \quad (2)$$

$$\text{s.t. } 1 = \theta_{1,n} \geq \theta_{1,n} \geq \dots \geq \theta_{Q+1,n} = 0$$

où $c_{n,q} = \frac{1}{2\sigma_q^2}(z_n - \mu_q)^2 - \frac{1}{2\sigma_{q-1}^2}(z_n - \mu_{q-1})^2$ pour tout pixel n et où $\|\mathbf{L} \cdot\|_2$ modélise la variation totale. Il a été démontré dans [4] que ce problème de minimisation pouvait être formulé comme la minimisation d’une somme de deux fonctions

$$\hat{\Theta} \in \underset{\Theta}{\text{Argmin}} f(\Theta) + \lambda g(\Theta) \quad (3)$$

où f combine le produit scalaire et la contrainte alors que g modélise la pénalisation par variation totale (i.e., $g(\Theta) = \sum_q \|\mathbf{L}\theta_q\|_2$). L’estimation de $\hat{\Theta}$ repose ensuite sur les itérations de l’algorithme de Chambolle-Pock, dont les itérations sont de la forme :

$$\begin{aligned} \Theta_{k+1} &= \text{prox}_{\tau f}(\Theta_k - \tau \mathbf{u}_k) \\ \mathbf{u}_{k+1} &= \text{prox}_{\sigma g^*}(\mathbf{u}_k + \sigma(2\Theta_{k+1} - \Theta_k)) \end{aligned} \quad (4)$$

où l’opérateur proximal de f peut être efficacement estimé à l’aide de l’algorithme [16] appliqué sur chaque pixel, combiné à projection sur la contrainte $[0, 1]$ qui possède une forme explicite comme démontré dans [21, 1]. L’opérateur proximal de g est ici calculé à l’aide de sous-itérations dans le dual.

3 Algorithme proposé

Si cette procédure permet de résoudre le problème de segmentation efficacement, elle n’en reste pas moins limitée pour la reconstruction des zones étroites, typiques des bras secondaires des rivières. En s’inspirant des procédures PnP développées dans le cadre de la restauration d’image [20] (dans un schéma Forward-backward) et en segmentation [7] (dans un schéma Condat-Vũ), nous proposons ici d’intégrer le reconnecteur Greco dans les itérations présentées précédemment. Greco est un modèle développé dans le cadre de la thèse de Sophie Carneiro Esteves [7], qui se base sur une architecture U-Net résiduel appris pour la tâche de reconnection de vaisseaux sanguins sur des images binaires. La procédure proposée consiste alors à imposer une pénalisation de type TV sur les premières itérations puis de remplacer l’opérateur proximal de TV par l’action du réseau de neurones reconnecteur Greco [7]. Les itérations de l’algorithme sont alors :

$$\begin{aligned} \Theta_{k+1} &= \text{prox}_{\tau f}(\Theta_k - \tau \mathbf{u}_k) \\ \mathbf{v}_{k+1} &= \mathbf{u}_k + \sigma(2\Theta_{k+1} - \Theta_k) \\ \mathbf{u}_{k+1} &= \begin{cases} \mathbf{v}_{k+1} - \sigma \text{prox}_{\sigma g}(\sigma^{-1} \mathbf{v}_{k+1}) & \text{si } k \leq \bar{k} \\ \mathbf{v}_{k+1} - \text{GRECO}(\mathbf{v}_{k+1}) & \text{si } k > \bar{k}. \end{cases} \end{aligned} \quad (5)$$

L’image segmentée est alors de la forme :

$$\hat{x} = \sum_{q=1}^Q \mu_q (\hat{\theta}_q - \hat{\theta}_{q+1}) \text{ avec } (\hat{\theta}_q - \hat{\theta}_{q+1}) \in [0, 1].$$

4 Résultats expérimentaux

Données – Notre analyse est effectuée sur le DGO 19 de la rivière Lhasa visible sur la figure 1(a), se caractérisant par un indice de tressage important (voir [12, 6]). Lhasa est un site d’étude idéal au vu de l’ensemble des caractéristiques géomorphologiques qu’il englobe sur une courte distance, telles que des sections anabranchées, rectilignes et sinueuses. L’image NDWI résultante est de taille $N = 350 \times 342$. Comme mentionné précédemment, la segmentation est effectuée sur les images NDWI, pour lesquelles tout pixel $z_n > 0$ sont susceptibles d’appartenir à la classe eau, tandis que tout pixel $z_n < 0$ de sont pas dans cette classe.

Algorithme – Dans la fonction de Chan-Vese (2), nous considérons deux zones (i.e. $Q = 2$) avec $(\mu_1, \sigma_1) = (-0.5, 1)$ et $(\mu_2, \sigma_2) = (0.5, 1)$, qui correspondent d’une part à la région sans eau, d’autre part à la région avec de l’eau. Le coefficient de pénalisation a été fixé à $\lambda = 0.01$ et TV utilisé comme terme de régularisation jusqu’à un nombre d’itération $\bar{k}$ puis est remplacé par Greco. Dans nos simulations $\bar{k} = 6$ afin d’assurer une décroissance suffisante de la fonction objectif. Le réseau a été entraîné pour reconnecter des images binaires de vaisseaux sanguins. Il a été entraîné sur un échantillon de 78 images de taille 96x96 du jeu de données STARE [13] et n’a pas été ré-entraîné pour ce contexte applicatif différent.

Comparaisons – Dans ce travail, la méthode développée est comparée à deux méthodes de segmentation à savoir : (i)

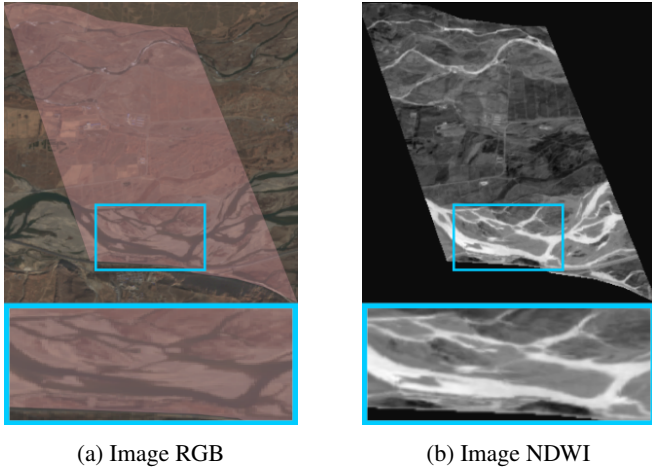


FIGURE 1 : Images en couleur RGB et indice NDWI d’une section de la rivière de Lhasa au Tibet le 2023-12-20.

Hard thresholding (méthode de référence) qui consiste en un seuillage standard où le seuil a été fixé à la valeur de 0, tel que $z_n > 0 \Rightarrow \hat{x}_n = 1$, $z_n < 0 \Rightarrow \hat{x} = 0$, et (ii) Chan-Vese dans sa formulation classique.

Résultats qualitatifs – Les résultats en sortie des différentes méthodes sont présentés sur la figure 2, avec un zoom sur une zone d’intérêt choisie pour sa complexité géomorphologique. On présente également sur la figure 2(a) une image de référence, où les zones en eau ont été annotées manuellement par photo-interprétation en se servant de QGIS qui est un logiciel SIG (système d’information géographique).

Différents éléments ressortent dans les résultats présentés Figure 2 : on peut voir sur l’image 2(b) que la méthode de référence (hard thresholding) tends à surestimer le nombre de pixels appartenant à la classe eau. Au contraire, les deux méthodes se basant sur la minimisation de Chan-Vese, ont de leur côté plus tendance à sous-estimer ces zones. La méthode CV + Greco, arrive néanmoins à conserver correctement des liaisons entre les pixels de la classe eau contrairement à la méthode CV. En terme d’application pour l’analyse géomorphologique, il est préférable d’avoir une méthode comme CV-Greco qui sous-estime la détection mais qui ne crée pas de faux-positifs.

Résultats quantitatifs sur la surface en eau et l’indice de tressage – Pour évaluer les résultats de la segmentation de chacune des méthodes, deux indicateurs ont été extraits à partir de $z^{(19,t)}$ pour 37 dates au cours de l’année 2023 : la surface en eau à l’air libre (m^2) et la longueur des contours du cour d’eau (périmètre en m). Les résultats sont présentés sur la Figure 3. On remarque que chacune des méthodologies employées suit une tendance similaire dans le temps. Comme précédemment mentionné, la méthode Hard-thresholding obtient toujours des valeurs supérieures aux deux autres approches. La méthode Chan-Vese+Greco apparait quand à elle un bon compromis entre la méthode Chan-Vese et Hard-Thresholding.

5 Conclusion

Nous avons proposé une méthode de segmentation d’image de type PnP permettant d’identifier les zones en eaux à partir de l’indicateur spectral NDWI extrait des images Sentinel-2. La méthode proposée permet d’éviter une sur-estimation

des zones en eaux (contrairement à l’approche de référence Hard-Thresholding) tout en assurant la détection de zones plus étroites telles que les chenaux secondaires (ce qui n’était pas possible avec l’approche Chan-Vese classique). Pour une analyse individuelle des DGOs, elle apparait donc comme une solution prometteuse. En ce qui concerne l’utilisation de CV-Greco pour l’analyse des DGOs au cours du temps, il apparait plus discutable d’utiliser une méthode avancée, plus exigeante en puissance de calcul, car si l’objectif est uniquement d’extraire une tendance temporelle, celle-ci est déjà obtenue grâce à la méthode de référence Hard-Thresholding bien que cela entraîne une surestimation.

6 Remerciements

Nous remercions Louis Rey du Laboratoire EVS, ENS de Lyon pour l’annotation de l’image présentée Figure 2(a). Ce travail est financé dans le cadre du projet ANR GloUrb (ANR-22-CE03-0005). Le projet est également cofinancé par le Labex IMU (ANR-10-LABEX-0088) et l’EUR H2O’Lyon (ANR-17-EURE-0018) de l’Université de Lyon, dans le cadre du programme "Investissements d’Avenir" opéré par l’ANR.

Références

- [1] M. BOGDAN, E. VAN DEN BERG, W. SU et E. CANDÈS : Statistical estimation and testing via the sorted l1 norm. *Preprint, arXiv*, arXiv :1310.1969, 2015.
- [2] A. CHAMBOLLE et T. POCK : A first-order primal-dual algorithm for convex problems with applications to imaging. *J. Math. Imaging Vis.*, 40:120–145, 2011.
- [3] T. F. CHAN et L. A. VESE : Active contours without edges. *IEEE Trans. Image Process.*, 10(2):266 – 277, 2001.
- [4] L. CONDAT et N. PUSTELNIK : Segmentation d’image par optimisation proximale. In *GRETSI*, Lyon, France, 8-11 Sept. 2015.
- [5] P. J. CRUTZEN : The “Anthropocene”. *Journal de Physique IV (Proceedings)*, 2002.
- [6] R. EGOZI et P. ASHMORE : Defining and measuring braiding intensity. *Earth Surf. Process. Landf.*, 33(14): 2121–2138, 2008.
- [7] S. C. ESTEVES : *Segmentation des vaisseaux sanguins par approche variationnelle et apprentissage profond*. Phd, Université Clermont Auvergne, 2024.
- [8] P. S. FRAZIER et K. J. PAGE : Water body detection and delineation with landsat TM data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66(12):1461–1467, 2000.
- [9] A. GATTI et A. BERTOLINI : Sentinel-2 products specification document. *Rapport Technique*, 2015.
- [10] M. González del TÁNAGO, A. M. GURNELL, B. BELLETTI *et al.* : Indicators of river system hydromorphological character and dynamics : understanding current

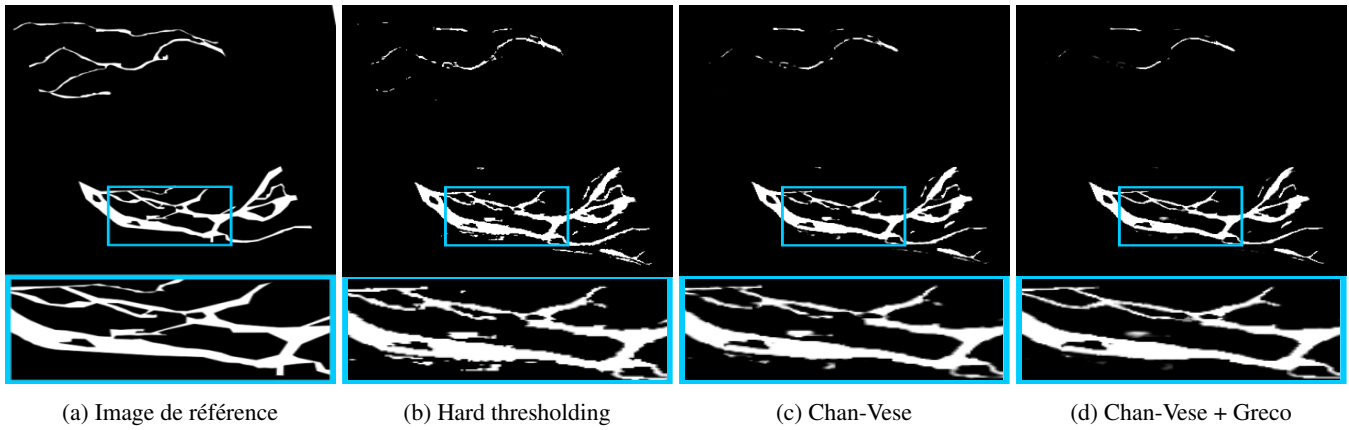


FIGURE 2 : Présentation des quatre méthodes de segmentation et image de référence sur une même section du cours d'eau de Lhasa au Tibet de taille 350x342 , le 2023-12-20.

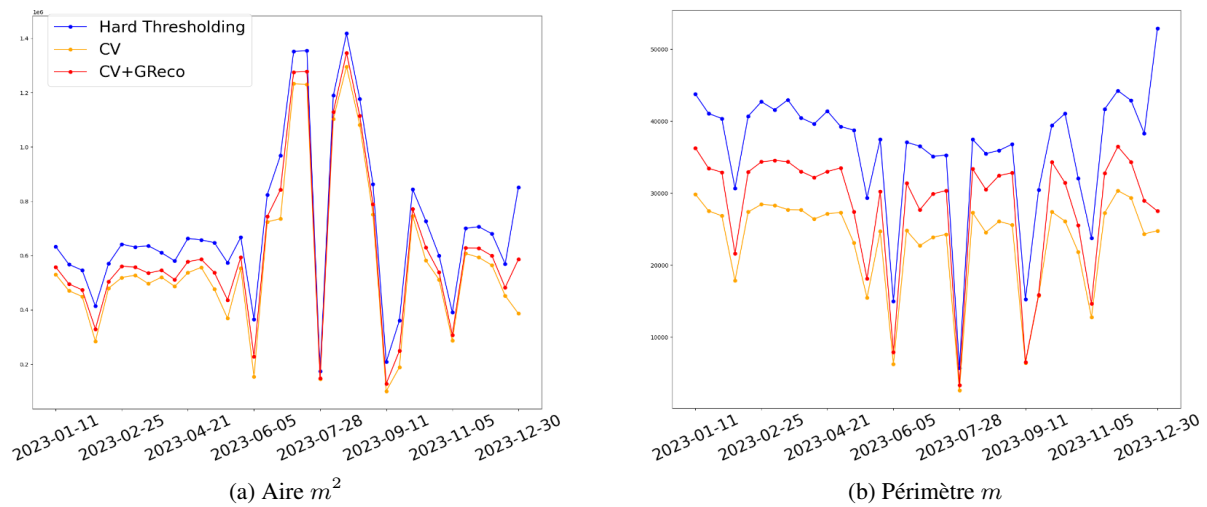


FIGURE 3 : Evolution de l'aire de la surface en eau et du périmètre au cours de l'année 2023 pour 37 dates.

conditions and guiding sustainable river management. *Aquatic Sciences*, 78:35–55, 2016.

- [11] M.A. GÜNEN et U.H. ATASEVER : Remote sensing and monitoring of water resources : A comparative study of different indices and thresholding methods. *Sci. Total Environ.*, 926:172117, 2024.
- [12] L.B. HONG et T.R.H. DAVIES : A study of stream braiding. *Geological Society of America Bulletin*, 90(Part II):1839–1859, 1979.
- [13] A. D. HOOVER, V. KOUZNETSOVA et M. GOLDBAUM : Locating blood vessels in retinal images by piecewise threshold probing of a matched filter response. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 19(3):203–210, 2000.
- [14] C. A. JAMES, J. KRESHNER, J. SAMHOURI, S. O'NEIL et P. S. LEVIN : A methodology for evaluating and ranking water quantity indicators in support of ecosystem-based management. *Environmental Management*, 49(3): 703–719, 2012.
- [15] E. KERFOOT, J. CLOUGH, I. OKSUZ, J. LEE, A. P. KING et J. A. SCHNABEL : Left-ventricle quantification using residual U-Net. In *International Workshop on Statistical Atlases and Computational Models of the Heart*, pages 371–380, Granada, Spain, 16 Sept. 2018.
- [16] T. MA et S. LIU L. MA, C. LIU : PaVa : A novel path-based valley-seeking clustering algorithm. *Information Sciences*, 665:120380, 2024.
- [17] S. K. MCFEETERS : The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *J. Remote Sens.*, 1996.
- [18] S. L. OZESMI et M. E. BAUER : Satellite remote sensing of wetlands. *Wetlands Ecology and Management*, 10(5): 381–402, 2002.
- [19] C. ROUX, A. ALBER, M. BERTRAND, L. VAUDOR et H. PIÉGAY : "FluvialCorridor" : A new ArcGIS toolbox package for multiscale riverscape exploration. *Geomorphology*, 204:465–476, 2014.
- [20] S. V. VENKATAKRISHNAN, C. A. BOUMAN et B. WOHLBERG : Plug-and-play priors for model-based reconstruction. In *IEEE Glob. Conf. Signal Inf. Process. Proc.*, pages 945–948, Austin, TX, USA, 3-5 Dec. 2013.
- [21] L. W. ZHONG et J. T. KWOK : Efficient sparse modeling with automatic feature grouping. *IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst.*, 23(9):1436–1447, 2012.