

Nouvelle approche basée sur les réseaux de neurones convolutifs pour la classification de l'âge et du sexe

Chaymae Ziani, Abdelalim Sadiq

Résumé— La classification automatique par âge et sexe est devenue un domaine très important qui est utilisé dans plusieurs applications (ex. réseaux sociaux, biométrie, ...). Les fonctions d'extraction de caractéristiques (FEC) et les méthodes de classifications sont les facteurs clés qui influencent clairement le taux de reconnaissance de l'âge et du sexe. La nécessité d'améliorer encore ce taux continue d'augmenter de jour en jour. Pour essayer d'améliorer davantage le taux de reconnaissance, nous proposons dans cette contribution une approche basée sur: la transformation de shearlets discrète (TSD) comme première étape d'extraction manuelle des caractéristiques, et le réseau neuronal convolutifs profond (RNCP) qui est composé d'une seconde étape d'extraction automatique et une phase de classification. La capacité des shearlets à extraire les caractéristiques significatives et des réseaux de neurones à classifier les données d'entrée nous permettra d'améliorer ce taux de reconnaissance.

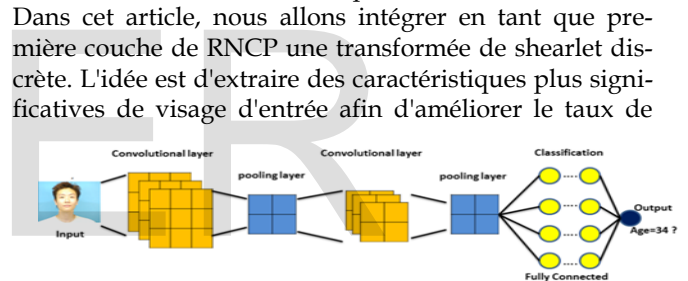
Mots-clés— Âge, sexe, taux de reconnaissance, transformation de shearlet, réseaux de neurones convolutifs profonds.

1 INTRODUCTION

La reconnaissance de l'âge et du sexe est devenue un domaine de recherche très important ces dernières années, et qui attire l'attention des chercheurs. Un exemple concret est son utilisation par les médias sociaux. Un système de reconnaissance d'âge/sexe effectuée en général quatre étapes, à travers une base de données de photos de visages. Ces étapes sont : la détection de visage, la modalité de réduction, l'extraction des caractéristiques et la classification. La partie d'extraction des caractéristiques est considérée comme l'une des étapes importantes d'un système de reconnaissance de l'âge et du sexe, car elle génère les caractéristiques importantes qui seront utilisées dans l'étape de classification. Plusieurs FEC ont été proposées dans le domaine d'extraction de caractéristiques faciales, telles que les ondelettes [1], SIFT [2] et d'autres [3], [4]. Jusqu'à aujourd'hui, le besoin d'une FEC plus efficace augmente, vu l'utilisation du système de reconnaissance d'âge/sexe dans les zones sensibles et importantes. La transformée de Shearlet comme FEC permet de générer les caractéristiques sensibles [5] [6] [7]. La transformée en shearlet discrète est utilisée dans notre proposition en tant que première couche d'extraction de caractéristiques.

Le domaine de l'apprentissage a connu une révolution avec l'apparition de RNCP. Pas besoin d'implémenter manuellement un algorithme d'extraction, car le RNCP peut extraire des caractéristiques de différentes complexités. Contrairement aux techniques d'apprentissage classiques, les réseaux de neurones convolutifs apprennent automatiquement les caractéristiques de chaque image, et c'est là que réside leur force. Aujourd'hui, les modèles de classification des images les plus réussis sont ceux basés sur RNCP. Sans oublier la grande capacité du Shearlet à extraire les caractéristiques importantes de l'image d'entrée, nous utiliserons dans cet article le TSD comme première couche d'extraction du RNCP

Fig. 1. Exemple d'architecture de réseau de neurones convolutifs profond.



reconnaissance de l'âge et du sexe.

2 TRANSFORME DE SHEARLETS

Les shearlets [8] représentent une version d'ondelettes multidimensionnelle, afin de coder efficacement des entités anisotropes et également de représenter des données multidimensionnelles. Ces transformations sont utilisées dans de nombreux domaines du traitement d'images et ont connu un grand succès en raison de leurs propriétés. La transformation de Shearlet continue (TSC) est définie comme suit:

$$f \mapsto SH_{\psi} f(a, s, t) = \langle f, \psi_{a, s, t} \rangle, \quad (1)$$

$$f \in L^2(\mathbb{R}^2), (a, s, t) \in \mathbb{R}_{>0} \times \mathbb{R} \times \mathbb{R}^2 \quad (2)$$

La matrice $M_{(a,s)}$ est factorisée comme $B_s A_s$, est la matrice de cisaillement est la matrice de mise à l'échelle parabolique. Pour calculer les shearlets discrets, trois paramètres sont échantillonnés:

$$a_j = 2^j (j \in \mathbb{Z}), \quad s_{i,k} = k a_i^2 = k 2^{2j} (k \in \mathbb{Z}),$$

$$t_{l,km} = D_{a_i, s_{i,k}} (m \in \mathbb{Z}^2)$$

la TSD de $f \in L^2(\mathbb{R}^2)$ est le mapping défini par:

$$f \mapsto SH_{\psi} f(j, k, m) = \langle f, \psi_{j, k, m} \rangle,$$

$$f \in L^2(\mathbb{R}^2), (j, k, m) \in \mathbb{Z} \times \mathbb{Z} \times \mathbb{Z}^2$$

3 APPROCHE PROPOSEE

Dans notre approche proposée, nous appliquons des cascades de haar pour la détection des visages, puis nous effectuons un prétraitement. Après cela, nous utilisons la transformée de shearlet discrète comme première couche FEC manuelle pour extraire les caractéristiques significatives des images faciales. Ensuite, nous utilisons RNCP pour effectuer d'abord la deuxième couche d'extraction automatique de caractéristiques, puis nous classons les caractéristiques extraites en utilisant le réseau de neurones.

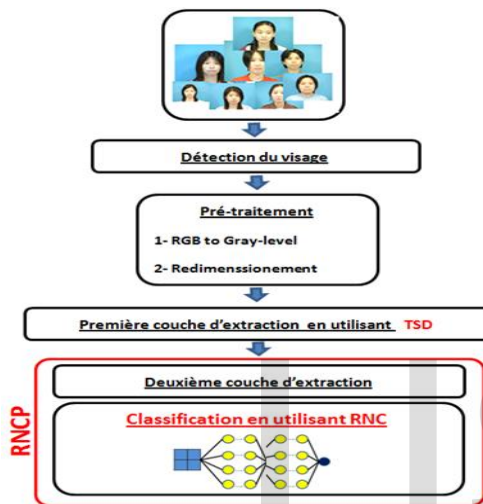


Fig. 2. L'approche proposée.

Détection de visage: les cascades de haar sont utilisées pour la détection du visage, afin d'extraire uniquement la partie importante des images faciales.

Prétraitement: nous convertissons d'abord l'image couleur RVB en niveau de gris. Deuxièmement, nous redimensionnons l'image pour réduire le temps d'extraction des caractéristiques.

Première couche d'extraction de caractéristiques: nous utilisons la transformation de shearlet pour extraire les caractéristiques, en utilisant un certain nombre de décomposition et d'orientation. Ces caractéristiques extraites constitueront l'entrée du RNCP.

Deuxième couche Extraction de caractéristiques : cette étape représente l'extraction automatique des caractéristiques implémentée par le RNCP. Les principales caractéristiques extraites de la première couche seront exploitées par cette deuxième couche. De cette manière, seules les caractéristiques les plus significatives seront exploitées par le réseau de neurones lors de l'étape de classification. En outre, les images faciales générées dans le domaine fréquences enrichiront l'étape de l'entraînement au niveau de la classification.

Classification: à cette étape, le RNCP classe les caractéristiques à l'aide de l'architecture de réseau neuronal feedforward. Nous utilisons plusieurs ensembles de poids (filtres) qui convolent dans l'espace d'entrée pour analyser la relation distance-pixel opposée aux activations de nœuds individuels. Ce RNCP apprend à l'aide de la propagation arrière pour ajuster le poids.

2 CONCLUSION

Dans cet article, nous avons proposé une approche basée sur la transformation de shearlet et les réseaux de neurones à convolution profonde pour améliorer le taux de reconnaissance de l'âge et du sexe. À notre connaissance, c'est la première fois que ces deux techniques sont combinées dans un tel système. Une telle approche est très prometteuse pour assurer un meilleur taux de reconnaissance. Dans les prochains travaux, nous mettrons en œuvre et appliquerons plusieurs séries de tests sur l'approche proposée, et calculerons son taux de reconnaissance par rapport à d'autres systèmes de reconnaissance, afin de mettre en évidence ces points forts et faibles.

REFERENCES

- [1] Ramesha K., Raja K.B. (2011) Face Recognition System Using Discrete Wavelet Transform and Fast PCA. In: Das V.V., Thomas G., Lumban Gaol F. (eds) Information Technology and Mobile Communication. Communications in Computer and Information Science, vol 147. Springer, Berlin, Heidelberg
- [2] Pushpa Gopal Ambhore , Lokesh Bijole, : Face Sketch to Photo Matching Using LFDA. International Journal of Science and Research (IJSR) ISSN (Online): 2319-7064 , pp.11-14, April 2014.
- [3] Qian J., Yang J. (2011) A Novel Feature Extraction Method for Face Recognition under Different Lighting Conditions. In: Sun Z., Lai J., Chen X., Tan T. (eds) Biometric Recognition. CCBR 2011. Lecture Notes in Computer Science, vol 7098, pp.17-24. Springer, Berlin, Heidelberg
- [4] Thanh Do T., Hoang Le T. (2009) Facial Feature Extraction Using Geometric Feature and Independent Component Analysis. In: Richards D., Kang BH. (eds) Knowledge Acquisition: Approaches, Algorithms and Applications. PKAW 2008. Lecture Notes in Computer Science, vol 5465. Springer, Berlin, Heidelberg
- [5] Zhiyong Zeng, Jianqiang Hu, "Face recognition based on shearlets transform and principle component analysis," Intelligent Networking and Collaborative Systems (INCoS), 2013, pp. 697-701.
- [6] Ajit Danti, K. M. Poornima, "Face Reconition using Shearlets," Industrial and Information Systems(ICIIS), 2012, pp. 1-6.
- [7] X. Sun, X. Wu, and Y. Wei, "Face Recognition Based on Shearlet Transform and Fast ICA," 2014 Fourth International Conference on Instrumentation and Measurement, Computer, Communication and Control (IMCCC), 2014, pp. 832-835.
- [8] Guo, Kanghui, Gitta Kutyniok, and Demetrio Labate. "Sparse multidimensional representations using anisotropic dilation and shear operators." Wavelets and Splines (Athens, GA, 2005), G. Chen and MJ Lai, eds., Nashboro Press, Nashville, TN (2006): 189-201.