

ارائه رویکردی مبتنی بر تبدیل قیچک برای پردازش تصاویر پزشکی

فاطمه عزیزی فروتنه^۱، رجبعلی کامیابی گل^{۲*}، زهرا امیری هفشجانی^۳

^۱ دانشکده علوم ریاضی، دانشگاه فردوسی، مشهد، ایران

^۲ دانشکده علوم ریاضی، دانشگاه فردوسی، مشهد، ایران

^۳ دانشکده علوم ریاضی، دانشگاه فردوسی، مشهد، ایران

kamyabi@um.ac.ir

چکیده: امروزه روش های تصویر برداری در پزشکی پیشرفته چشمگیر داشته است و پزشکان با استفاده از اطلاعات به دست آمده از پردازش این تصاویر توانسته اند تومور های سرطانی، غدد، شکستگی های مختلف و یا حتی بیماری های مختلف مربوط به سیستم عصبی و بینایی انسان را تشخیص داده و درمان کنند. پردازش این تصاویر همواره با چالش های مختلفی روبه رو بوده است. یکی از این زمینه ها تشخیص لبه های موجود و قطعه بندی محیط های مختلف موجود در تصاویر است. در این مقاله نخستین رویکرد الگوریتمی برای تشخیص دقیق لبه های موجود در تصاویر پزشکی را با استفاده از ضرایب تبدیل قیچک ارائه می دهیم و سپس از این ضرایب برای آموزش یک شبکه عصبی عمیق پیچشی استفاده می کنیم. در انتها نشان خواهیم داد که این روش از بسیاری از روش های مورد استفاده برای طبقه بندی و تشخیص لبه از عملکرد بسیار بهتری برخوردار می باشد.

کلید واژه ها: لبه یابی، جبهه موج، آنالیز هارمونیک، شبکه عصبی پیچشی، یادگیری ماشین، تصاویر زیست پزشکی

۱. مقدمه

امروزه پردازش تصاویر پزشکی رشد چشمگیری را تجربه کرده است و به یک زمینه پژوهشی بین رشته ای جذاب برای متخصصین زمینه های علوم ریاضی، کامپیوتر، مهندسی و پزشکی تبدیل شده است. در پردازش تصاویر پزشکی همانند پردازش تصویر در سایر زمینه ها اطلاع از مرزها و جداسازی اشیاء موجود در تصویر از اهمیت خاصی برخوردار است. لبه ها، برجستگی ها یا سطوح شیب دار، نقشی اساسی در پردازش تصویر دارند تا جایی که تشخیص لبه یکی از مشکلات اصلی این زمینه است چرا که لبه ها در تصاویر، مرزهای اشیاء را نشان می دهند و بیشتر اطلاعات مرتبط به یک صحنه فیزیکی را بازگو می کنند [۲]. در تصویر برداری پزشکی، این مرزها اغلب با کلاس های متفاوتی از بافت ها، ارگان ها، غدد و یا سایر ساختارهای مرتبط با زیست شناسی متناظر هستند و تشخیص این لبه ها در تصویر پزشکی که معمولا با تفاوت کم شدت نور و رنگ، نویز و دیگر ابهامات تصویری همراه می باشد، کار دشوار تری است و متخصصین این رشته را با چالش های متفاوتی روبه رو کرده است [۶]. برای حل این چالش ها روش ها و راهکار های مختلفی ارائه شده است. امروزه با پیشرفت چشمگیر حوزه هوش مصنوعی می توانیم از الگوریتم ها و روش

های این حوزه، به طور ویژه روش های یادگیری ماشین مانند درخت تصمیم، جنگل تصادفی، k -نزدیکترین همسایه و ماشین بردار پشتیبان استفاده کنیم. شبکه های عصبی از موفق ترین روش هایی است که در دهه های اخیر برای یادگیری سیستم ها و حل مسائل کاربردی در صنعت و پزشکی به کار می رود [۱]. باتوجه به اینکه، روش های یاد شده برای داده های تک بعدی و سری های زمانی مناسب هستند و برای داده هایی مانند تصاویر که به صورت داده های دو بعدی هستند عملکرد مطلوبی ندارند. بنابراین لازم است از الگوریتم هایی استفاده شود که شکل تصاویر را به صورت های دو بعدی حفظ کنند، شبکه های عصبی پیچشی که بر اساس یک عملگر ریاضی به نام پیچش ساخته شده اند می توانند تصاویر را به صورت دو بعدی دریافت و سپس با اعمال فیلتر های مختلف بر تصاویر، ویژگی های مورد نیاز مانند لبه های افقی، عمودی، نقاط، گوشه ها و خط ها را تشخیص دهد و عملکردی مناسب برای تشخیص لبه ها با جهت های مختلف داشته باشد. ایده اصلی این مقاله استفاده از یک تبدیل چند مقیاس جهت دار به نام قیچک و خاصیت برشی آن است که می تواند لبه ها، خطوط جهت دار و منحنی ها را به راحتی تقریب بزند در صورتی که تبدیلاتی مانند تبدیل فوریه، موجک و خمک قابلیت تقریب چنین اشکالی را ندارند [۲]. سپس با استفاده از ضرایب قیچک، الگوریتمی برای آموزش یک شبکه عصبی چند لایه به منظور تشخیص لبه های موجود در تصاویر پزشکی ارائه می دهیم. از مزایای این شبکه تعداد لایه های کمتر پیچشی نسبت به سایر الگوریتم های ارائه شده است. یکی از دلایل اصلی پیشنهاد این الگوریتم خاص توانایی بالای این تبدیل برای تقریب و تشخیص خطوط مستقیم و یا دارای انحراف با زوایای مختلف است و این ویژگی را در تصاویر پزشکی مربوط به سلول های سرطانی، غدد و قرنیه چشم مشاهده می شود. در واقع می توان با استفاده از این تبدیل به صورت بسیار دقیقی تغییرات قرنیه چشم را ثبت و احتمال بروز بسیاری از بیماری ها را در افراد بررسی کنیم. تحلیل و گسترش این موضوع می تواند باعث ایجاد زمینه ای برای انجام فعالیت های بین رشته ای ارزشمندی در جهت پیشگیری و یا درمان به موقع بسیاری از بیماری های در افراد شود. و مانع از بین رفتن سرمایه های ملی و یا خروج ارز از کشور شود.

۲. تبدیل قیچک

یک تبدیل چند مقیاس جهت دار که برای مسائل پردازش تصاویر، به طور ویژه تشخیص لبه در تصاویر به استفاده می شود تبدیل قیچک نام دارد که برای اعمال بر روی توابع موجود در $L^2(\mathbb{R}^2)$ (توابعی با انرژی متناهی) است و به صورت زیر تعریف می شود تبدیل قیچک، مبتنی بر سه عمل انتقال، اتساع نایکروند و قیچی، روی تابع مولد است. دلیل این نام گذاری، کنترل خواص جهتی تصویر، مانند لبه ها، سطوح شیبدار و پیچ ها از طریق عملگر قیچی است [۴]. برای اتساع و قیچی یک تابع، سه ماتریس زیر را تعریف می کنیم:

$$A_a := \begin{pmatrix} a & 0 \\ 0 & \sqrt{a} \end{pmatrix}, \quad \tilde{A}_a := \begin{pmatrix} \sqrt{a} & 0 \\ 0 & a \end{pmatrix}, \quad S_s := \begin{pmatrix} 1 & s \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad a > 0, s \in \mathbb{R} \quad (1)$$

بافرض اینکه $x \in \mathbb{R}^2$, $\psi \in L^2(\mathbb{R}^2)$, $(a, s, t) \in \mathbb{R}_+ \times \mathbb{R} \times \mathbb{R}^2$ و عملگرهای زیر را تعریف می کنیم.

$$\psi_{a,s,t,1}(x) := a^{-\frac{1}{4}} \psi(A_a^{-1} S_s^{-1} (x - t)) \quad \psi_{a,s,t,-1}(x) := a^{-\frac{1}{4}} \tilde{\psi}(\tilde{A}_a^{-1} S_s^{-T} (x - t)) \quad (2)$$

که در آن $\tilde{\psi}(x_1, x_2) := \psi(x_2, x_1)$ برای هر $x = (x_1, x_2) \in \mathbb{R}^2$. پیرو مرجع [۵] تبدیل قیچک پیوسته را به صورت زیر تعریف می کنیم. فرض کنید $\psi \in L^2(\mathbb{R}^2)$. خانواده توابع $\psi_{a,s,t,\iota} : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}$ که در آن $\iota \in \{-1, 1\}$ و $(a, s, t, \iota) \in \mathbb{R}^+ \times \mathbb{R} \times \mathbb{R}^2 \times \{-1, 1\}$ و در ۲ تعریف شد، یک سیستم قیچک نامیده می شود. قیچک پیوسته متناظر با سیستم قیچک فوق به صورت زیر تعریف می شود

$$\mathcal{SH}_\psi : L^2(\mathbb{R}^2) \rightarrow L^\infty(\mathbb{R}^+ \times \mathbb{R} \times \mathbb{R}^2 \times \{-1, 1\}) \quad (3)$$

$$\mathcal{SH}_\psi(f)(a, s, t, \iota) := \langle f, \psi_{a,s,t,\iota} \rangle. \quad (4)$$

اگر تابع مولد ψ دارای جهت محوشدگی باشد، آنگاه رفتار مجانبی آن هنگامی که $a \rightarrow 0$ در قیچک پیوسته تابع $f \in L^2(\mathbb{R}^2)$ می تواند ناپیوستگی ها و جهت ناپیوستگی های تابع f را مشخص سازد. به مجموعه نقاط ناپیوستگی های تابع f همراه با جهت پیوستگی ها مجموعه جبهه موج آن تابع می گوئیم و آن را بانماد $WF(f)$ نشان می دهیم [2].

۱-۲. تبدیل قیچک دیجیتال

آز انجا که معمولاً کار با توابع پیوسته در زمان برای مسائل کاربردی تقریباً ناممکن بوده و از لحاظ زمانی نیز به صرفه نمی باشد لازم است که تبدیل فوق را به صورت دیجیتال و برای توابع نمونه برداری شده ارائه دهیم. فرض کنید $M \in \mathbb{N}$ و J یک زیر مجموعه متناهی از اعداد طبیعی و برای هر $j \in J$ ، $K_j \in \mathbb{N}$ باشد و به صورت $K_j := [-k_j, \dots, 0, \dots, k_j]$ ، تبدیل قیچک دیجیتال تصویر $I \in \mathbb{R}^{M \times M}$ را به صورت زیر تعریف کنیم

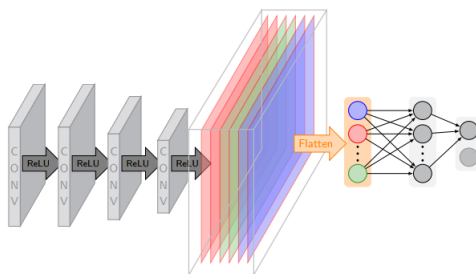
$$DSH(I)(i, k, m, \iota) := \begin{cases} \langle I, T_m \psi_{j,k,\iota}^{dig} \rangle & \text{if } \iota \in \{-1, 1\} \\ \langle I, T_m \phi^{dig} \rangle & \text{if } \iota = 0 \end{cases} \quad (5)$$

که $T_m : \mathbb{R}^{M \times M} \rightarrow \mathbb{R}^{M \times M}$ و $m \in \{1, \dots, M\}^2$ ، $k \in K_j$ ، $j \in J$ به صورت دایره ای سطر ها و ستون های ماتریس را m ، واحد انتقال می دهد. ϕ^{dig} ماتریس متناظر با فیلتر پایین گذر و $\psi_{j,k,\iota}^{dig}$ که در آن $k \in K_j$ ، $j \in J$ و $\iota \in \{-1, 1\}$ ماتریس متناظر با $\psi_{2-j, 2-j/2, k, 0, \iota}$ در [35] می باشد.

۳. پیاده سازی و مقایسه الگوریتم

با توجه به [7] می توان روشی ارائه داد که اطلاعات مربوط به جبهه موج یک تابع از طریق نرخ تباهیدگی تبدیل های چندمقیاس جهت دار بازایی و طبقه بندی شود در واقع مسئله استخراج مجموعه جبهه موج یک تابع را به مسئله طبقه بندی نرخ تباهیدگی یک تابع تبدیل کرد و یک استخراج کننده جبهه موج گسسته برای استفاده در مسائل کاربردی ایجاد کرد. در این بخش با استفاده از ضرایب قیچک گسسته می توانیم جبهه موج یک تابع گسسته مانند تصاویر دیجیتال را برای یادگیری به شبکه عصبی عمیق پیچشی مورد نظر بدهیم تا این شبکه لبه ها و مرز بندی های موجود در تصاویر در زیست پزشکی را تشخیص دهد. در این بخش هدف ما آموزش یک شبکه عصبی به وسیله بخشی از ضرایب قیچک تصویر $I \in \mathbb{R}^{M \times M}$ می باشد. معماری شبکه شامل چهار لایه پیچش، لایه ادغام 2×2 ، تابع فعالسازی ReLU، نرمال سازی دسته ای، و در آخر یک لایه کاملاً متصل با ۱۰۲۴ نورون و تابع فعال سازی softmax می باشد.

متغیر $\{\theta_i\}_{i=1}^{180}$ را برای نمایش جهت در نظر می گیریم. سپس به ازای هر θ_i یک شبکه عصبی مانند Φ_i را مطابق توضیحاتی که پیش از این یاد شد طراحی کرده و سپس ضرایب قیچک تصویر $I \in \mathbb{R}^{M \times M}$ را به صورت زیر برای آموزش به شبکه تحویل می دهیم.



شکل ۱: نمایی از شبکه عصبی طراحی شده

$$DSH(I)(j, k, m, \iota)_{j \in J, k \in K_j, \iota \in \{-1, 0, 1\}, m \in [m_1^* - 10, m_1^* + 10] \times [m_2^* - 10, m_2^* + 10]} \quad (6)$$

که در آن $m^* \in \{11, \dots, M - 10\}^2$ می باشد. اگر تصویر I در جهت θ_i در m^* دارای ناهمواری باشد، برچسب مربوط به ضرایب آن ۱ و در غیر این صورت ۰ است. در مجموع، این روش ۱۸۰ طبقه بندی کننده دیجیتال ارائه می دهد. در انتها یک شبکه دیگر نیز با داده های یکسان آموزش می دهیم با این تفاوت که اگر I در m^* هموار باشد برچسب آن دسته از ضرایب ۱ و در غیر این صورت ۰ است. آخرین شبکه در مواردی استفاده می شود که هدف تشخیص لبه های موجود در تصویر است. طبقه بندی کننده نهایی با قرار دادن تمام این ۱۸۱ شبکه به صورت موازی ساخته می شود و یک شبکه بزرگ با ۱۸۱ خروجی تولید می کند. این طبقه بندی کننده یک بردار به طول ۱۸۱ ایجاد می کند که نشان می دهد آیا تصویر مورد نظر در نقطه مرکزی هر دسته از ضرایب هموار است یا خیر و تمام جهات لبه های موجود در نقطه مرکزی را ارائه می دهد. برای آموزش این شبکه از مجموعه ای از تصاویر بهره بردیم که شامل تکه هایی از تبدیل قیچک تصاویر ساخته شده از مجموع تصادفی بیضی ها و متوازی الاضلاع باشد رنگ، اندازه ها و جهت گیری های مختلف است. برای آموزش این شبکه از ۱۰۰۰ داده برای آموزش شبکه، ۱۰۰۰ داده برای صحت سنجی و ۲۰۰۰ داده برای آزمودن شبکه استفاده شده است که برای میانگین دقت آزمون مقدار ۹۶/۲ درصد را به دست آوردیم.

۳-۱. بحث و نتیجه گیری

برای مقایسه عملکرد شبکه عصبی ارائه شده با سایر روش هایی که معمولاً در یادگیری ماشین به منظور تشخیص لبه در تصاویر پزشکی استفاده می شوند، مانند رگرسیون لجستیک، درخت های تصمیم، نزدیک ترین-K همسایه ها، ماشین بردار پشتیبان خطی (SVM) و جنگل تصادفی، از معیار نمره-MF استفاده کرده ایم که به صورت زیر تعریف می شود. نمره-MF اغلب برای ارزیابی عملکرد طبقه بندی ها زمانی که توزیع کلاس ها نابرابر است استفاده می شود زیرا معمولاً نقاط لبه به طور قابل توجهی کمتر از نقاط صاف در یک تصویر هستند.

$$F := \frac{2PR}{P+R} \quad (7)$$

که در آن P بیانگر دقت است (تعداد مثبت های واقعی تقسیم بر مجموع مثبت های درست و غلط) ، و R یادآوری است، (یعنی تعداد مثبت های درست تقسیم بر مجموع مثبت ها و منفی های غلط) [۸]. روش های ذکر شده را با استفاده از کتابخانه Sikit-learn در نرم افزار پایتون پیاده سازی کردیم و عملکرد این طبقه بندی کننده ها را در جدول گزارش می کنیم.

جدول ۱: عنوان جدول

روش	آزمون دقت	نمره MF
رگرسیون لجستیک	۴۵/۷	۴۸/۹
درخت تصمیم	۷۵/۲	۷۵/۸
ماشین بردار پشتیبان خطی	۴۶/۵	۵۰/۳
k -نزدیکترین همسایه	۷۲/۷	۷۳/۲
جنگل تصادفی	۸۶/۰	۸۶/۷
شبکه عصبی ارائه شده	۹۶/۲	۹۷/۱

مراجع

- [1] A.K.Dombrowski, C.J. Anders, K.R.Müller, P.Kessel, "Towards robust explanations for deep neural networks", Pattern Recognition 121 (2022) 108–194
- [2] A.Loarca, G.Kutyniok, O.Oktem, and P.C.Petersen, "Extraction of digital wavefront sets using applied harmonic analysis and deep neural networks", SIAM Journal on Imaging Sciences, 12(2019), pp.1936–1966.
- [3] G. Kutyniok, W.-Q. Lim, and X. Zhuang, Digital Shearlet Transforms, in Shearlets, Springer, New York, 2012, pp. 239–282
- [4] G. Kutyniok, Shearlets: From Theory to Deep Learning. Handbook of Mathematical Models and Algorithms in Computer Vision and Imaging: Mathematical Imaging and Vision, 2021, pp.1-38.
- [5] L. Jacques, L. Duval, C. Chaux, and G. Peyré, "A panorama on multiscale geometric representations", intertwining spatial, directional, and frequency selectivity, Signal Proc., 91 (2011), pp. 2699–2730.
- [6] M. Li, Y. Chen, Z. Ji, K. Xie, S. Yuan, Q. Chen, and S. Li, "Image Projection Network: 3D to 2D image segmentation in OCTA images," IEEE Transactions on Medical Imaging, pp. 1–1, 2020
- [7] P. Grohs, "Continuous shearlet frames and resolution of the wavefront set", Monatsh. Math., 164 (2011), pp. 393–426
- [8] Y. Sasaki, "The truth of the F-measure", Teach Tutor Mater, 1 (2007), pp. 1–5

Provide an approach based on Shearlet transform to medical image processing
1st Fateme Azizi Forutaghe¹, 2nd R.A.Kamyabi-Gol², 3rd Zahra Amiri Hafshejani³

¹ Department of Mathematics, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

² Department of Mathematics, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

³ Department of Mathematics, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

kamyabi@um.ac.ir

Abstract— Doctors have now been able to diagnose and treat cancerous tumors, glands, various fractures or even various diseases related to the human nervous system and vision, using information obtained from the processing of these images. The processing of these images has always faced various challenges. One of these areas is recognizing existing edges and segmenting different environments in images. In this paper, we present the first algorithmic approach to accurately detect the edges of medical images using scissor conversion coefficients, and then use these coefficients to train a deep torsional neural network. Finally, we will show that the presentation method has a much better performance than many of the methods used to classify and identify the edge.

Keywords—edge detection, wavefront set, directional multiscale system, Shearlet transform, convolutional neural network, deep learning, biomedical image