

# آشکارسازی بهتر شریان‌های کرونری قلب با یادگیری نیمه‌نظارتی خودکار

محمود امین طوسی و فرزانه رشید آبادی \*

دانشکده ریاضی و علوم کامپیوتر، دانشگاه حکیم سبزواری.  
\*m.amintoosi@hsu.ac.ir, f.rashidabadi@sun.hsu.ac.ir

## چکیده

تخمین درست میزان گرفتگی شریان‌های کرونری اهمیت به سزایی در تشخیص و درمان بیماریهای قلبی دارد. تصاویر آنژیوگرافی مرتبط با این شریان‌ها عموماً به نحوی هستند که در برخی نواحی رگ‌ها به خوبی مشهود نیستند. در این مقاله با استفاده از رگرسیون ریج در یک فرآیند یادگیری نیمه‌نظارتی، آشکارسازی بهتر شریان‌ها انجام شده است. به این منظور ابتدا قسمتهایی از تصویر که به احتمال زیاد متعلق به شریان‌های قلب هستند و همچنین آن نواحی که به احتمال زیاد متعلق به شریان‌های قلب نیستند با یک روش خودکار شناسایی می‌شوند. تعیین تعلق نواحی باقیمانده تصویر به هر یک از دو دسته شریان یا غیر آن با استفاده از نواحی شناسایی شده مرحله قبل - به عنوان داده‌های آموزشی - به عهده یک تابع هدف است که کمینه‌سازی آن با استفاده از رگرسیون ریج انجام شده است. نتایج آزمایش‌ها نشان داده است. نتایج آزمایش‌ها انجام شده کارایی روش مورد استفاده را نشان داده است. واژگان کلیدی قطعه‌بندی تصویر؛ رگرسیون ریج؛ یادگیری نیمه‌نظارتی؛ شریان‌های کرونری قلب

## ۱. پیش‌گفتار

در یک پنجره کوچک در اطراف این پیکسل) سپس مقدار  $\alpha$  برای همه پیکسل‌ها از طریق کمینه‌سازی تابع هزینه درجه دوم، به طور همزمان برآورد می‌شود. فرض کنیم  $N_i = \{T_1, \dots, T_m\}$  مجموعه همسایگی پیکسل  $i$  و  $a_i = \{\alpha_{T_1}, \dots, \alpha_{T_j}, \dots, \alpha_{T_m}\}$  بردار مقادیر آلفای  $N_i$  باشد که  $T_j \in N_i$  اگر  $f_i = \{f_{iT_1}, \dots, f_{iT_j}, \dots, f_{iT_m}\}$  برای نمایش بردار ضرایب ترکیب خطی در نظر گرفته شود، آنگاه ترکیب خطی ضرایب برای پیکسل  $i$  را می‌توان به صورت زیر نوشت:

$$\alpha_i = f_i^T a_i \quad (1)$$

می‌توان  $\alpha_i$  در معادله (۱) را به صورت ترکیب خطی از مقادیر آلفای همه پیکسل‌ها بازنویسی کرد. اگر مقادیر آلفای همه پیکسل‌ها را با بردار  $a = [\alpha_1, \dots, \alpha_n]$  و ضرایب را با  $\xi_i = [f_{i1}, \dots, f_{in}]$  نمایش دهیم خواهیم داشت:  $\alpha_i = \xi_i^T a$ . با تعریف ماتریس جدید  $F$  به صورت  $F = [\xi_1, \dots, \xi_n]$  معادله (۱) را می‌توان به صورت  $\alpha = F^T a$  بازنویسی نمود. اگر  $F$  معلوم باشد،  $\alpha$  از طریق کمینه‌سازی تابع درجه دوم زیر برآورد می‌شود:

$$\arg \min_{\alpha} \|\alpha - F^T a\|^2 + c \|\alpha - \alpha^*\|^2 \quad (2)$$

که در آن  $\alpha^*$  برچسب از قبل مشخص برای داده‌های آموزشی است (نواحی سیاه و سفید در تصویر آموزشی) و  $\alpha$  تخمین همین نقاط در  $\alpha$  کمینه است.  $C$  را ماتریس قطری  $n \times n$  در نظر گرفته که  $j$  امین عنصر قطری مقدار ثابت  $c$  را اختیار می‌کند اگر  $j \in \Omega_l$  باشد و بقیه عناصر قطری صفر می‌باشند. اگر بردار  $\alpha^*$  به طول  $n$  در نظر گرفته شود، که  $j$  امین عنصر آن مقدار معلوم  $\alpha_j$  باشد (اگر  $j \in \Omega_l$ )، می‌توان معادله (۲) را به صورت زیر فرمول‌بندی نمود:

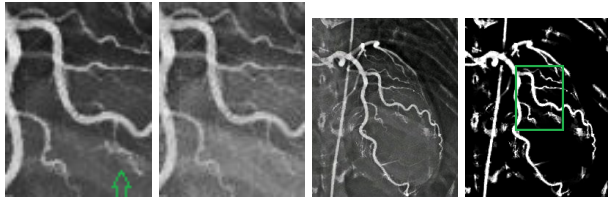
$$\arg \min_{\alpha \in \mathbb{R}^n} \alpha^T (I_n - F)(I_n - F)^T \alpha + (\alpha - \alpha^*)^T C (\alpha - \alpha^*) \quad (3)$$

که  $I$  ماتریس همانی می‌باشد. با مشتق‌گیری نسبت به  $\alpha$  و برابر صفر قراردادن آن داریم:  $\alpha = ((I_n - F)(I_n - F)^T + C)^{-1} C \alpha^*$ . اگر ضرایب ترکیب خطی در معادله (۱) معلوم باشند مقدار  $\alpha$  برآورد

شناسایی اشیاء موجود در تصویر یکی از معروف‌ترین مسائل در حوزه پردازش تصویر و بینایی ماشین است که کاربردهای عملی بسیاری دارد. یکی از این کاربردها شناسایی شریان‌های کرونری در تصاویر آنژیوگرافی قلب بیماران مبتلا به نارسایی قلبی است که نمایش مناسب رگ‌ها کمک مؤثری در تشخیص درست پزشک خواهد بود. [۱].

شناسایی اشیاء در تصاویر ارتباط تنگانی با قطعه بندی تصویر دارد؛ یکی از روش‌های بسیار کارا در این زمینه روش Image Matting است. در این شیوه در حالتی که قرار است تصویر به دو زیر مجموعه افراز شود، کاربر قسمت‌هایی از هر دو زیر مجموعه را مشخص می‌کند و الگوریتم مربوطه تصویر را به دو زیرمجموعه افراز می‌کند. اگر هدف جداسازی تصویر به دو قسمت شیء و زمینه باشد، کاربر از طریق ایجاد یک ماسک سه‌گانه، سیستم را آموزش می‌دهد. ماسک به نحوی ایجاد می‌شود که برای آن نواحی از تصویر که مطمئناً متعلق به شیء هستند، سفید، نواحی که متعلق به زمینه هستند سیاه و نواحی دارای عدم قطعیت با خاکستری مشخص می‌شوند. نقاط متناظر با نواحی سیاه و سفید ماسک در تصویر اصلی به عنوان داده‌های آموزشی در نظر گرفته می‌شوند و هدف این روش تخمین برچسب سایر نقاط (پیکسل‌های متناظر با نقاط خاکستری) با استفاده از این داده‌های آموزشی است.

فرض کنیم تصویر  $I$ ، ترکیب خطی از پیش‌زمینه  $F$  و پس‌زمینه  $B$  با میزان مشارکت  $\alpha$  باشد:  $I = \alpha F + (1 - \alpha)B$ . مجموعه پیکسل‌های  $I$  را با  $\Omega = \{1, \dots, n\}$  نشان داده که  $n$  تعداد کل پیکسل‌ها است. و یک مجموعه از پیکسل‌های برچسب‌گذاری شده  $\Omega_l \subset \Omega$  داده شده است که مقدار  $\alpha$  برای آنها معلوم است (نواحی سیاه و سفید در نقشه سه‌گانه). برآورد  $\alpha$  matte به عنوان محاسبه مقدار  $\alpha$  برای مجموعه ای از پیکسل‌های نامعلوم (برچسب‌گذاری نشده)  $\Omega_u = \Omega - \Omega_l$  تعریف می‌شود [۲]. دربرآورد آلفا  $matte$  با یادگیری محلی، برای هر پیکسل  $i \in \Omega$  فرض می‌شود  $\alpha_i$  می‌تواند به وسیله ترکیب خطی از مقادیر آلفای پیکسل‌های مجاورش،  $\{\alpha_i\}_{i \in N_i}$ ، پیش‌بینی شود. که  $N_i \subseteq \Omega$ ، پیکسل‌های مجاور پیکسل  $i$  می‌باشند (پیکسل‌های موجود



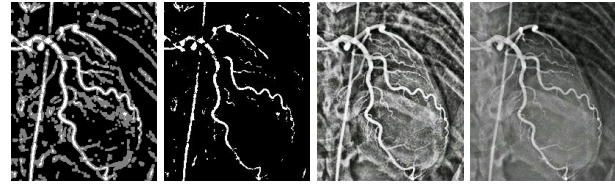
شکل ۲: (الف) آلفای بدست آمده از کمینه سازی (۳) (ب) تصویر بهبود یافته با آلفای بدست آمده، (ج) برشی از تصویر ورودی، (د) برش متناظر از تصویر بهبود یافته

هم روشن هستند (مانند استخوان های قفسه سینه و ستون فقرات)، استفاده از این شیوه و یا نسخه‌های محلی آن خروجی مناسبی را باعث نخواهد شد. به منظور استخراج بهتر این نواحی قبل از مرحله تقطیع تصویر با یک حد آستانه، ابتدا یک روش افزایش کنتراست را روی تصویر اعمال می‌کنیم تا بهبود نسبی روی تصویر اولیه داشته باشیم و تقطیع تصویر بهتری داشته باشیم. تصاویر نشان داده شده در شکل ۱ به ترتیب از راست به چپ موارد زیر را نشان می‌دهند: (الف) تصویر ورودی (ب) تصویر بهبود یافته با روش متعادل سازی هیستوگرام و فقی، (ج) خروجی تقطیع شده تصویر (ب) با حد آستانه ۱ (د) نقشه سه گانه حاصل از جمع تصویر آستانه گذاری شده با  $\theta_1$  و اتساع یافته تصویر آستانه گذاری شده با حد آستانه  $\theta_2$ .

اولین تصویر شکل ۱ را به عنوان تصویر ورودی و نقشه سه گانه تولید شده به صورت خودکار (تصویر سمت چپ شکل ۱) به عنوان  $\alpha^*$  در رابطه (۲) قرار داده می‌شود و  $\alpha$  بهینه محاسبه می‌گردد. تصویر سمت راست شکل ۲ آلفای محاسبه شده را نشان می‌دهد. ترکیب آلفای بدست آمده و تصویر ورودی، تصویر دوم شکل ۲ است که نمایش بهتر رگ‌ها در آن مشهود است. برای مقایسه بهتر قسمتی از تصویر ورودی و این تصویر بهبود یافته بزرگ تر شده و در تصاویر سوم و چهارم شکل ۲ نمایش داده شده‌اند. ناحیه متناظر با این قسمت در تصویر آلفا با یک کادر سفید در میانه تصویر نشان داده شده است. مشهود بودن بهتر رگ‌ها در برخی موارد و من جمله رگی که در آخرین تصویر با یک فلش نمایانده شده است، کاملاً واضح است. اگر به تصاویر میانی کار در شکل ۱ دقت شود مشاهده خواهید کرد که این رگ جزو داده‌های آموزشی نبوده است و آشکار سازی آن نتیجه فرآیند بهینه سازی (۲) بوده است. ادعا نمی‌شود که روش مورد استفاده در این مقاله به تنهایی برای امر آشکار سازی رگهای قلب کفایت می‌کند؛ بلکه نظر به خروجی‌های مناسب آن، می‌تواند در کنار سایر روشهای مورد استفاده در این حوزه به بهبود نتیجه کلی کمک نماید.

## مراجع

- [1] M. Taghizadeh Dehkordi, S. Sadri, and A. Doosthoseini, *A review of coronary vessel segmentation algorithms.*, J Med Signals Sens **1** (2011), no. 1, 49–54.
- [2] R.C. Gonzalez and R.E. Woods, *Digital image processing*, Prentice-Hall, 2002.
- [3] Y. Zheng and C. Kambhamettu, *Learning based digital matting.*, ICCV, IEEE, 2009, pp. 889–896.



شکل ۱: (الف) تصویر ورودی، (ب) افزایش کنتراست تصویر ورودی (ج) تقطیع شده تصویر (ب) با حد آستانه  $\theta_1$  و (د) نقشه سه گانه تولید شده به صورت خودکار

می‌شود. برای تعیین ضرایب ترکیب خطی در معادله (۱) به صورت زیر عمل می‌شود: برای بردار معلوم  $x$ ،  $\hat{x} = [x^T \ 1]$  در نظر گرفته شده سپس یک مدل خطی آلفا-رنگ به صورت زیر انتخاب می‌شود:

$$\alpha = x^T \beta + \beta_0 = \hat{x}^T \begin{bmatrix} \beta \\ \beta_0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

که  $\beta = [\beta_1, \dots, \beta_d]$  و  $\beta_0$  ضرایب مدل هستند. با فرض  $X_i = [x_{T1}, \dots, x_{Tm}]$  که یک ماتریس  $m \times (d+1)$  است، می‌توان با روش رگرسیون ریبج، برآوردی از  $\beta$  و  $\beta_0$  را توسط حل مسئله بهینه سازی درجه دوم زیر به دست آورد [۲]:

$$\arg \min_{\beta, \beta_0} \left\| \alpha_i - X_i \begin{bmatrix} \beta \\ \beta_0 \end{bmatrix} \right\|^2 + \lambda_r \begin{bmatrix} \beta \\ \beta_0 \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \beta \\ \beta_0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

جواب بهینه ی معادله (۵) به صورت زیر حاصل می‌شود:

$$\begin{bmatrix} \hat{\beta} \\ \hat{\beta}_0 \end{bmatrix} = (X_i^T X_i + \lambda_r I)^{-1} X_i^T \alpha_i \quad (6)$$

با جای گذاری معادله (۶) در معادله (۴)،  $f_i$  در معادله (۱) به صورت زیر حاصل می‌شود که مستقل از  $\{\alpha_j\}_{j \in N_i}$  بوده و فقط به  $\{X_j\}_{j \in N_i}$  وابسته می‌باشد. آلفای بدست آمده برچسب قطعه بندی پیکسلهای تصویر می‌باشد.

$$f_i = (X_i X_i^T + \lambda_r I_{(m)})^{-1} X_i \hat{x}_i \quad (7)$$

## ۲. دست آوردهای پژوهش

در روش‌های معمول مورد استفاده در Image Matting نقشه سه گانه به صورت دستی ایجاد می‌شود. از آنجا که ایجاد دستی چنین ماسکی برای تصاویر شریان‌های کرونری کار سختی می‌باشد، در این مقاله شیوه خودکاری برای تخمین آن بیان شده و کارایی آن در شناسایی شریانهای کرونری و بهبود دادن تصویر اصلی نشان داده شده است. هدف اصلی نقشه سه گانه مشخص کردن  $\alpha^*$  در رابطه (۳) است. هر چه تخمین نقاط آموزشی دقیق تر باشد، آلفای حاصل از کمینه سازی رابطه (۲) دقیق تر خواهد بود. برای مشخص کردن نواحی از تصویر اصلی که متعلق به شریان‌های کرونری هستند، با توجه به اینکه شریان‌های کرونری در تصاویر آنژیوگرافی مورد استفاده در این مقاله از شدت روشنایی بیشتری برخوردارند، کافی است یک حد آستانه مناسب که آن را  $\theta_1$  می‌نامیم در نظر بگیریم. استفاده از حد آستانه برای دوبخشی کردن تصویر روشی معمول در تقطیع تصویر است [۲]. به دلیل وجود نواحی دیگری به جز شریان‌های کرونری که آنها