

شکل گیری سه بعدی رگ های خونی

استاد راهنما : دکتر عباس کوچاری
ارائه دهنده : زهرا عبادی



معرفی مقاله

کاربردهای بالینی یادگیری ماشین در پیش بینی اشکال سه بعدی بدن انسان: یک بررسی سیستماتیک

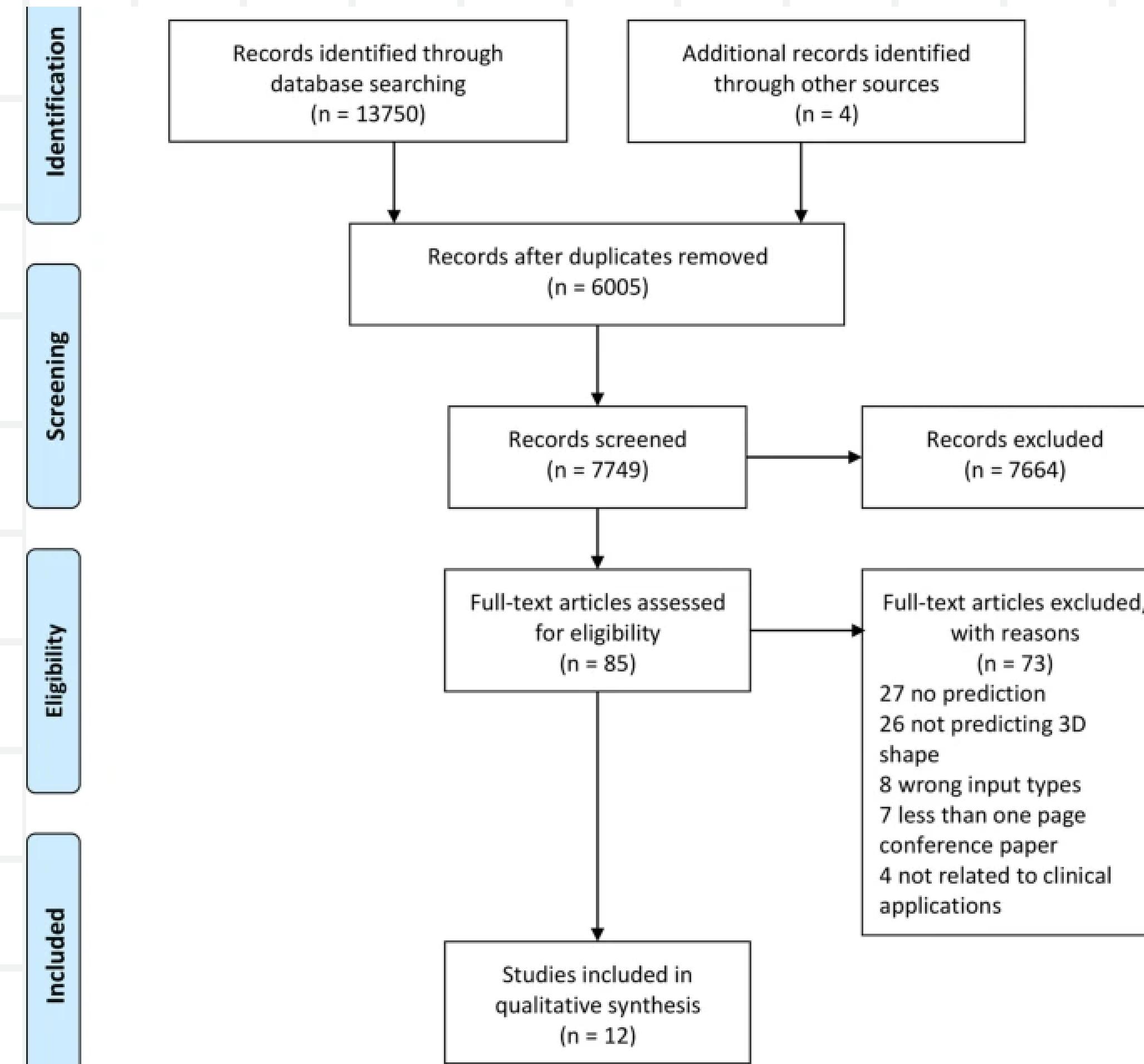
Clinical applications of machine learning in predicting 3D shapes of the human body: a systematic review

این مقاله بررسی سیستماتیک . کاربردهای بالینی یادگیری ماشین (ML) را در پیش بینی اشکال سه بعدی بدن انسان بررسی می کند.

زمینه مقاله

هدف بررسی سیستماتیک شناسایی و ارزیابی روش‌های ML برای پیش‌بینی اشکال سه‌بعدی، تمرکز بر کاربردهای بالینی، گردش کار پیش‌بینی و عملکرد پیش‌بینی است.

مطالعات گنجانده شده FLOWCHART



کاربردهای بالینی

Table 1

General information of the included articles

کاربردهای بالینی پیش‌بینی شکل سه بعدی شامل برنامه‌ریزی جراحی، تجسم نتیجه زیبایی و تولید ایمپلنت می‌باشد.

پیش بینی گردش کار

Table 1

General information of the included articles

گردش کار شناسایی شده برای پیش بینی شکل سه بعدی شامل سه مرحله اصلی است: پیش پردازش داده ها، توسعه مدل پیش بینی شکل سه بعدی (مراحل یادگیری و پیش بینی)، و آزمایش عملکرد.

عملکرد پیش‌بینی

Table 1

General information of the included articles

دقت پیش‌بینی معمولاً با استفاده از معیارهای مانند فاصله هاسدورف یا فاصله اقلیدس ارزیابی می‌شود.

نتیجه گیری

پیش بینی شکل سه بعدی یک حوزه تحقیقاتی نوپا اما رو به رشد در پزشکی میباشد که پتانسیل زیادی برای بهبود سناریوهای پزشکی که شامل درک تغییرات شکل قبل و بعد از مداخله است را دارد.

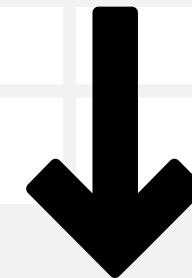
معرفی مقاله

شکل گیری سه بعدی رگ های خونی بر اساس سیستم طراحی به کمک کامپیوتر

**3D-shape formation of blood vessels based on computer aided
design system**

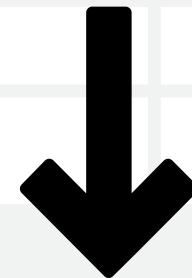
این مقاله یک رویکرد کامپیوترا برای ساخت یک مدل سه بعدی از رگ های خونی از تصاویر آنژیوگرام پیشنهاد و آزمایش می کند.

مواد و روش ها



شکلگیری مدل جامد

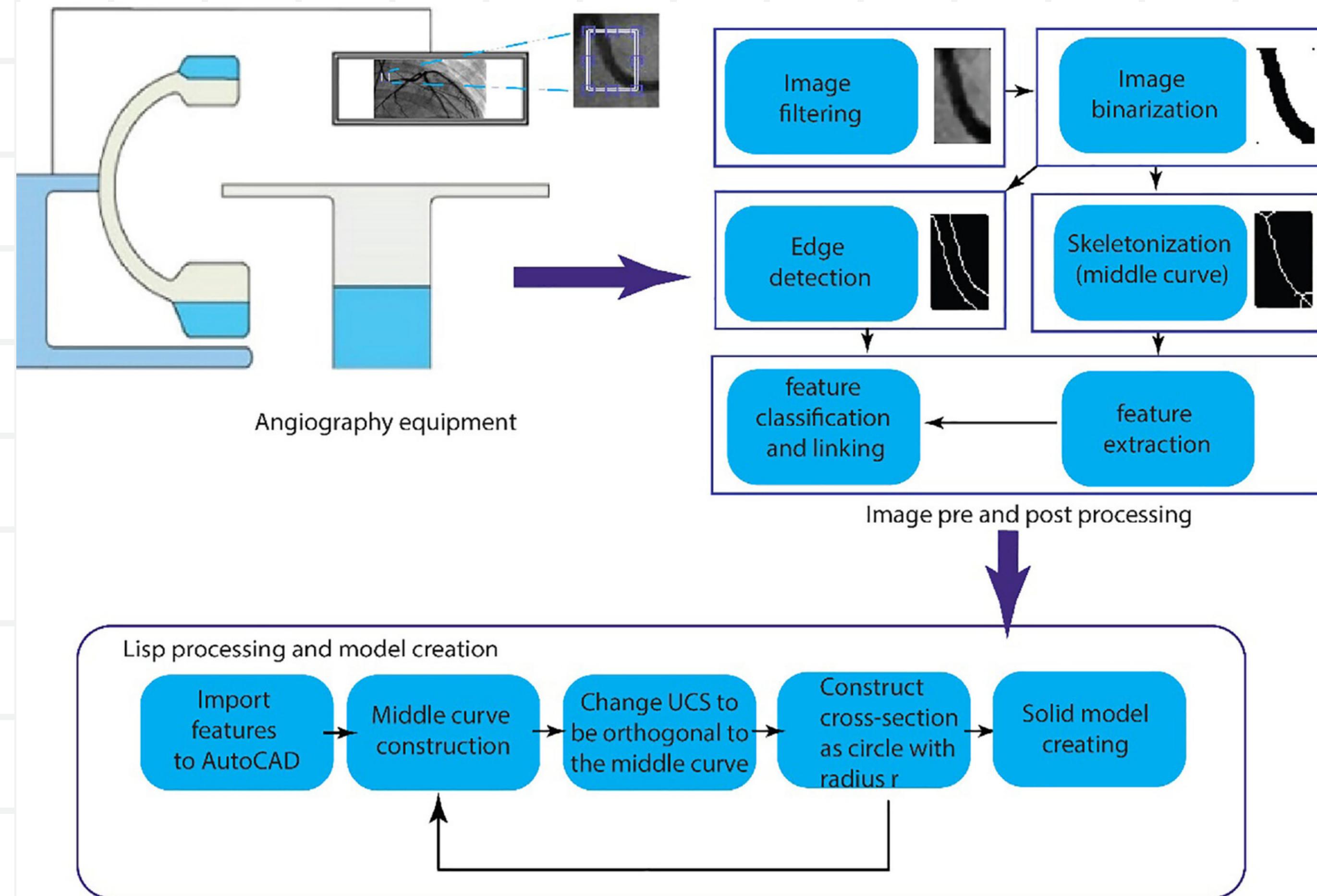
استفاده از اتوکد برای پردازش موجودیت های هندسی و ساخت مدل جامد نهایی با استفاده از برنامه نویسی Lisp و کتابخانه های مدل سازی جامد اتوکد.



استخراج ویژگی های تصویر

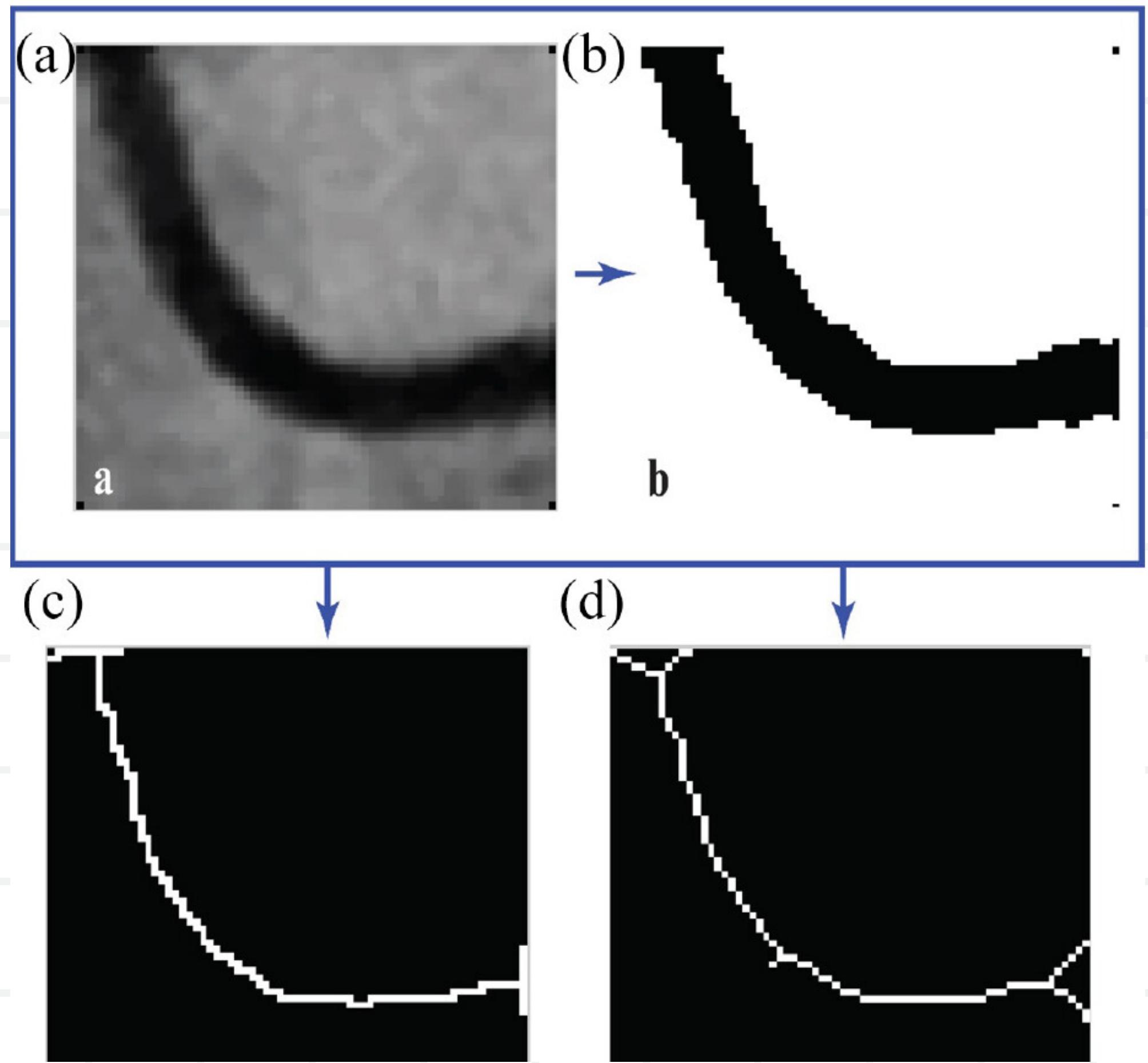
عملیات مورفولوژیکی تصویر و تکنیک های پس پردازش برای استخراج موجودیت های هندسی از تصویر آنژیوگرام

بلوک دیاگرام پیشنهادی برای ساخت شکل سه بعدی خون



اسکلت سازی رگ خونی

12

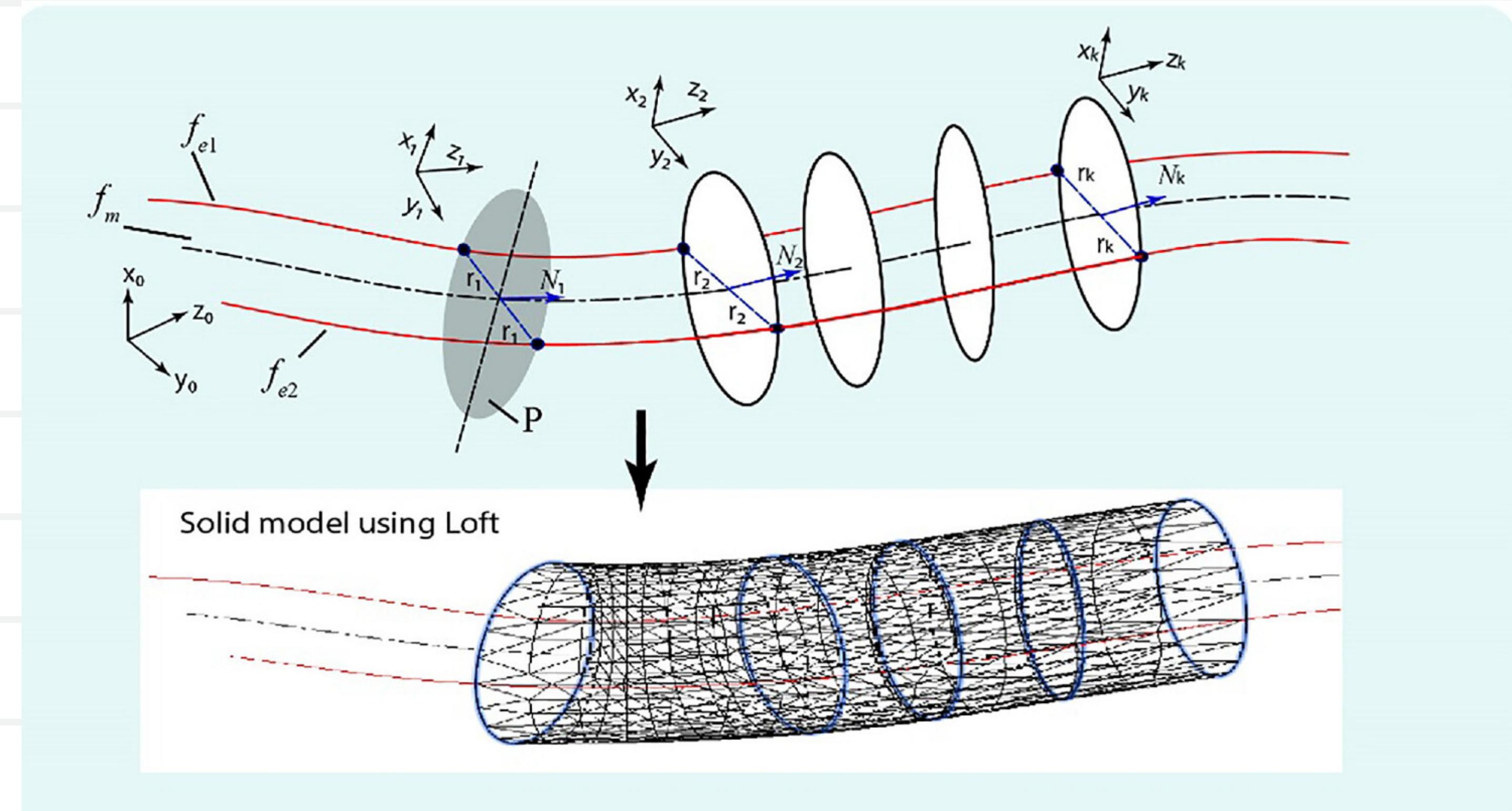


استخراج موجودیت

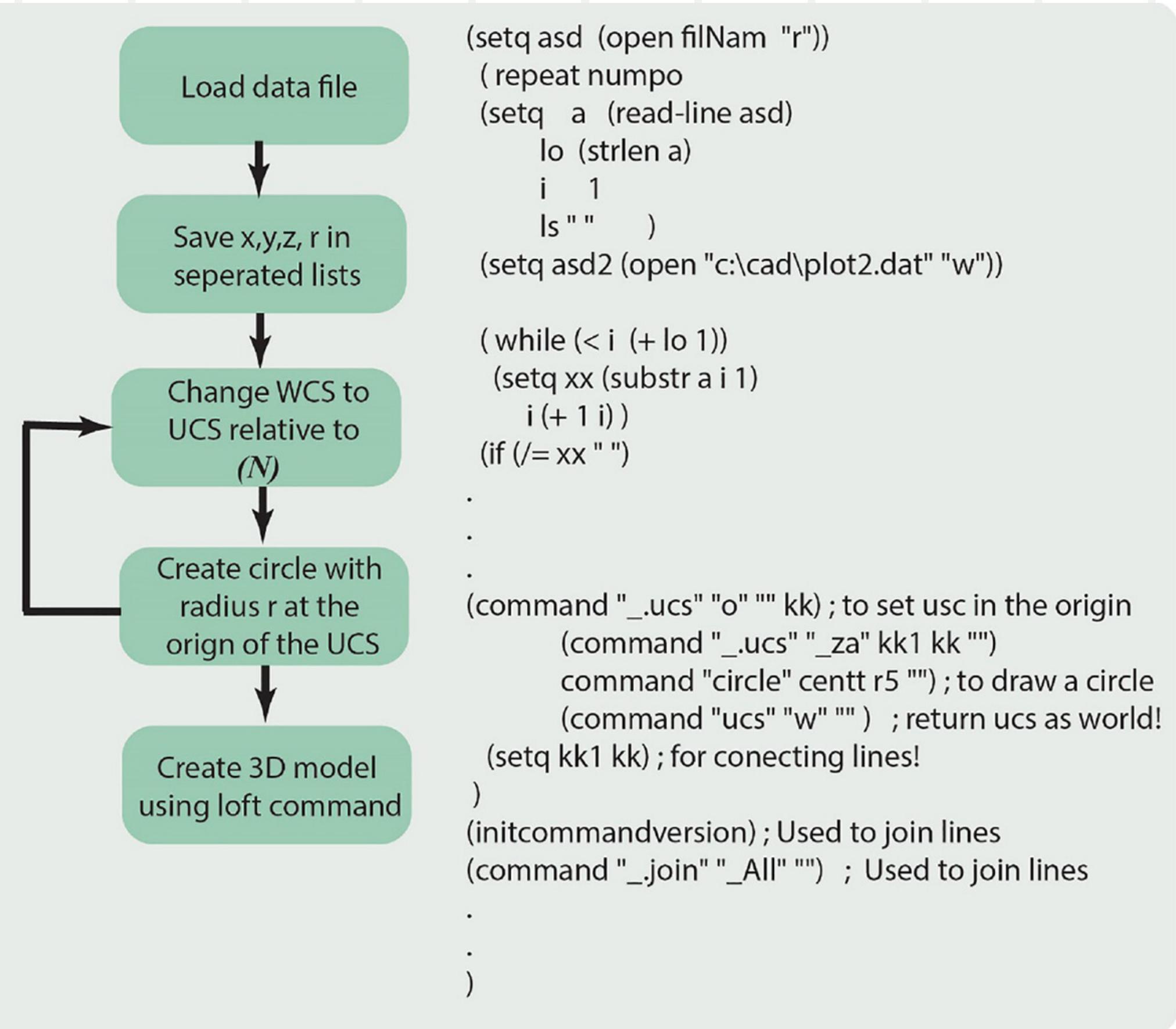
13

$$t_i = \min ||f_e - f_{mi}||.$$

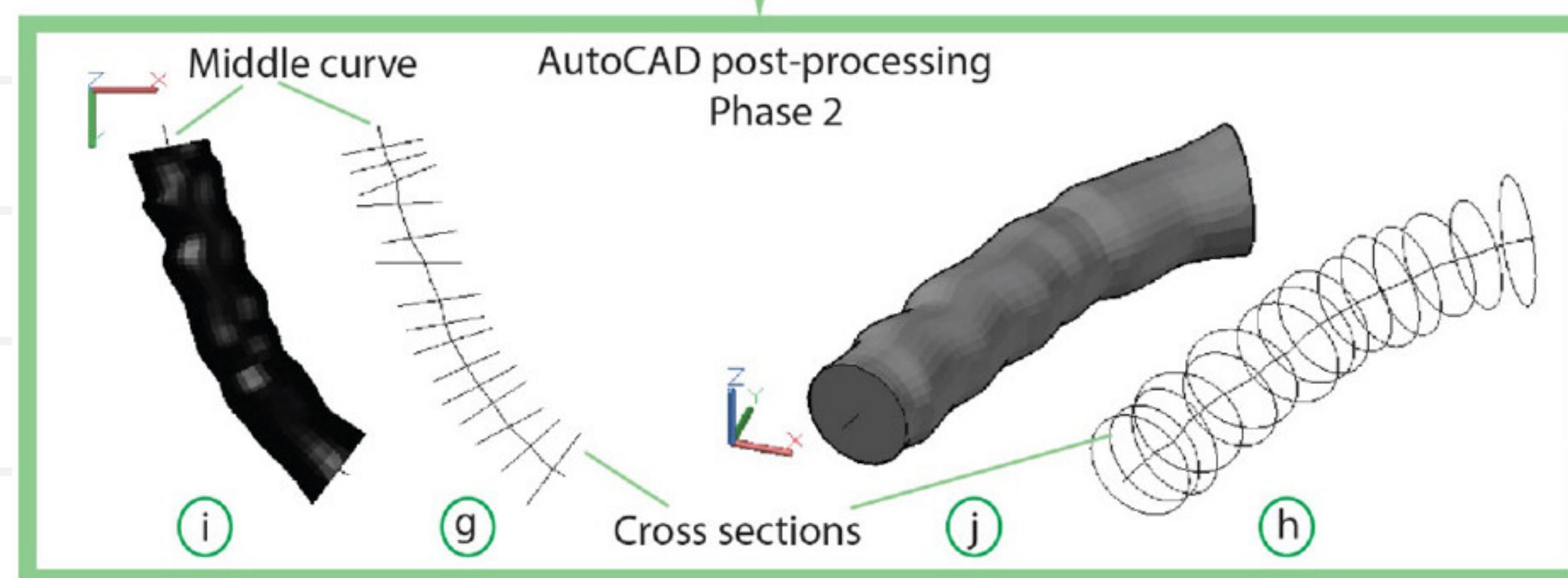
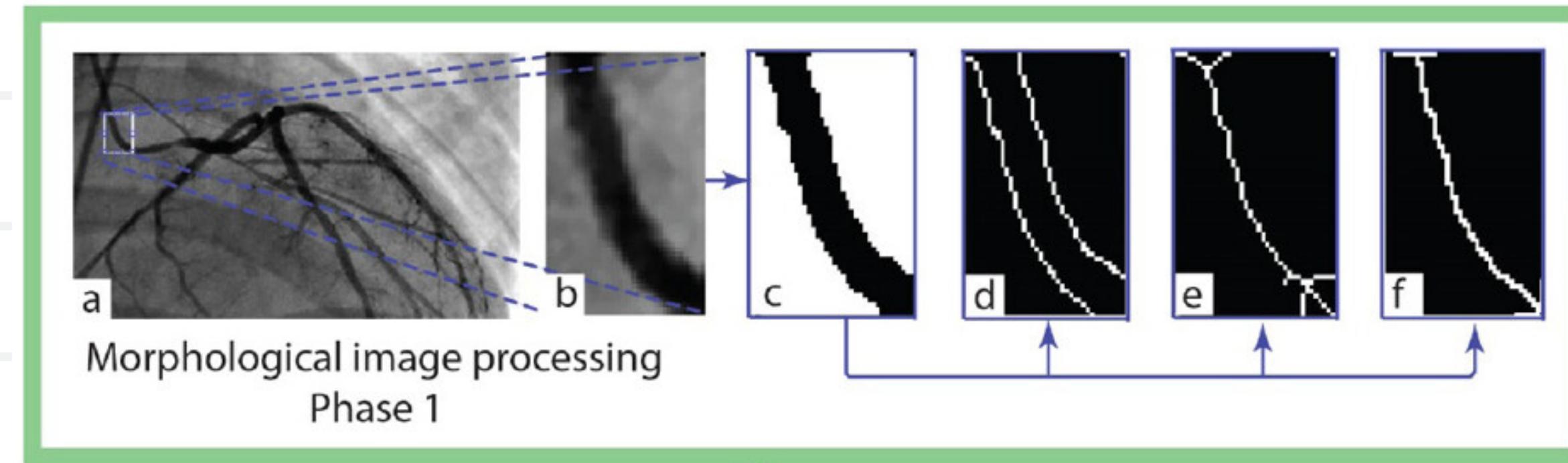
$$N_i = \begin{bmatrix} \frac{\partial P}{\partial x} \\ \frac{\partial P}{\partial y} \\ -1 \end{bmatrix}_{xi,yi}$$



بلوک دیاگرام ایجاد مدل سه بعدی با استفاده از نرم افزار اتوکد



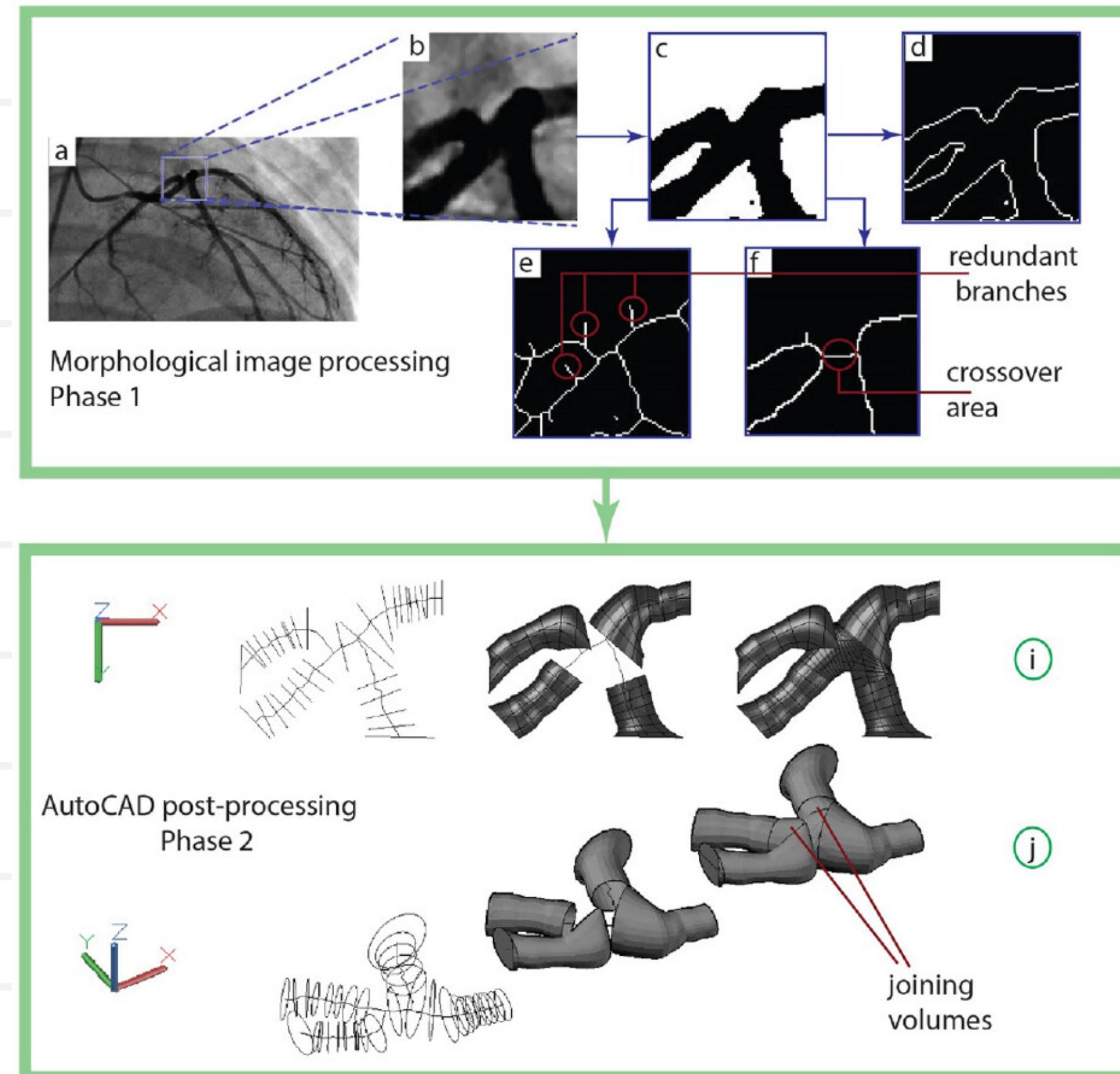
رویکرد ساخت مدل سه بعدی رگ خونی



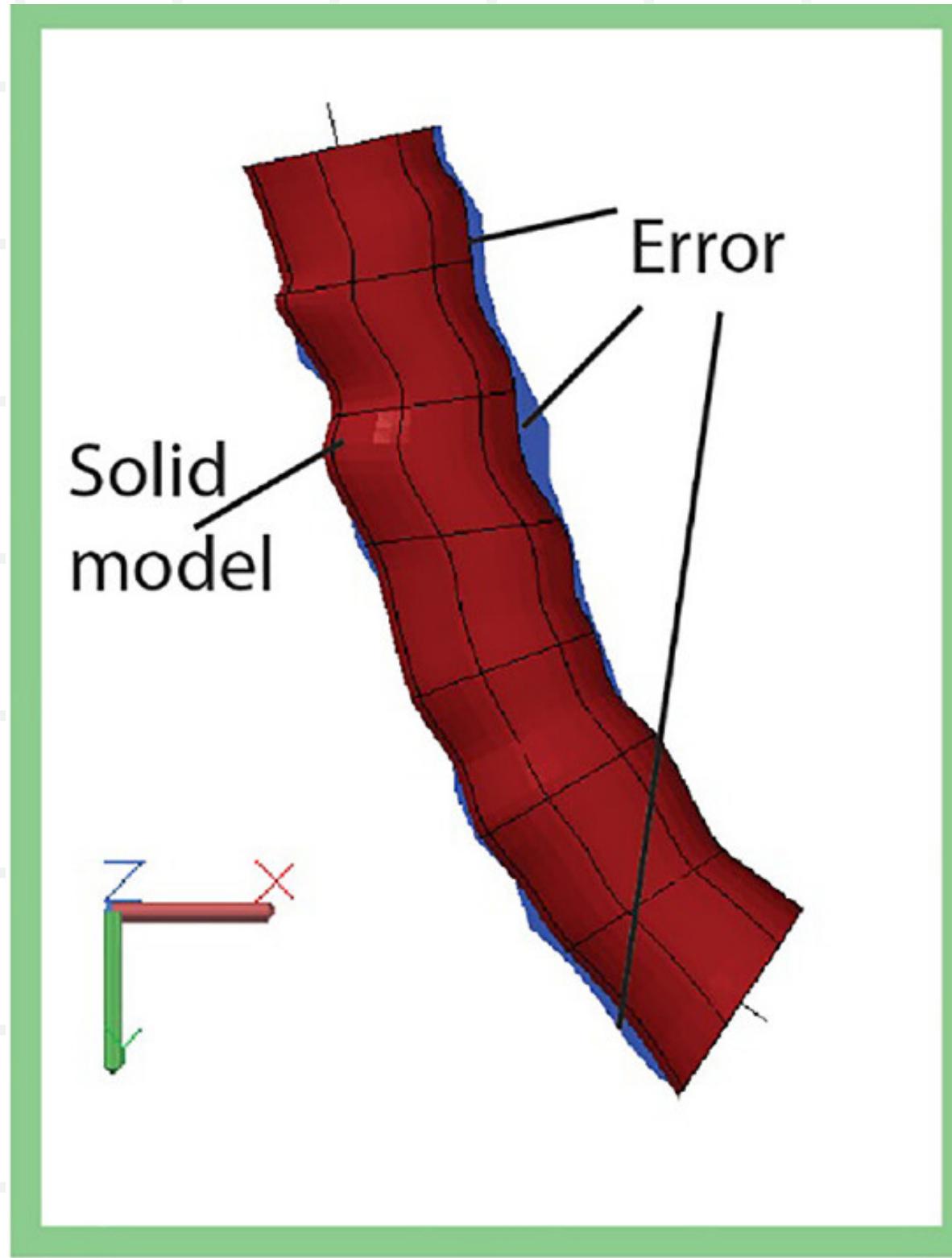
خطا: 8
درصد 5.5

رویکرد ساخت مدل سه بعدی رگ خونی

خطا: 8
درصد 7.2



انحراف مدل جامد از لبه های خونی



مقدار خطا برای مورد اول معقول است. زیرا ما چندین مکان را در امتداد منحنی میانی برای ایجاد مقطع عروق خونی در نظر گرفتیم. اگر مکان های اضافی در نظر گرفته شود، من توان این مقادیر را کاهش داد.

افزایش قابل توجهی در خطا در مورد آخر مشاهده شد که از ولوم های اتصال برای پیوستن به شاخه ها استفاده شد. این ولوم ها منبع اصلی افزایش خطا بودند. این فرآیند ممکن است دقیق رويکرد ما را به خطر بیندازد. برای کاهش خطای ناشی از ولوم های اتصال باید کارهای بیشتری انجام شود.

مزایا

افزایش بازسازی
مدل سه بعدی با
استفاده از به
دست آوردن یک
منحنی دقیق
میانی رگ خونی

به دست آوردن لبه
هاى دقیق با
استفاده از روش
کانتور فعال برای به
دست آوردن لبه ها

استفاده از کتابخانه
های اتوکد روشن
انعطاف پذیر، قابل
اعتماد و سریع برای
تولید مدل های
جامد از رگ های
خونی

چالش ها

در نظر گرفتن
بیش از یک فریم
تصویر برای یک
مدل سه بعدی
از نقشه برداری
پویا طرح ریزی
رگ های خونی

غلبه بر
مشکلات نویز
ناشی از
مصنوعات در
تصاویر

کاهش خطای
ناشی از اتصال
حجم ها

تشخیص دقیق
منحنی میانی،
رسیدگی به نقاط
انشعاب و
متقطع

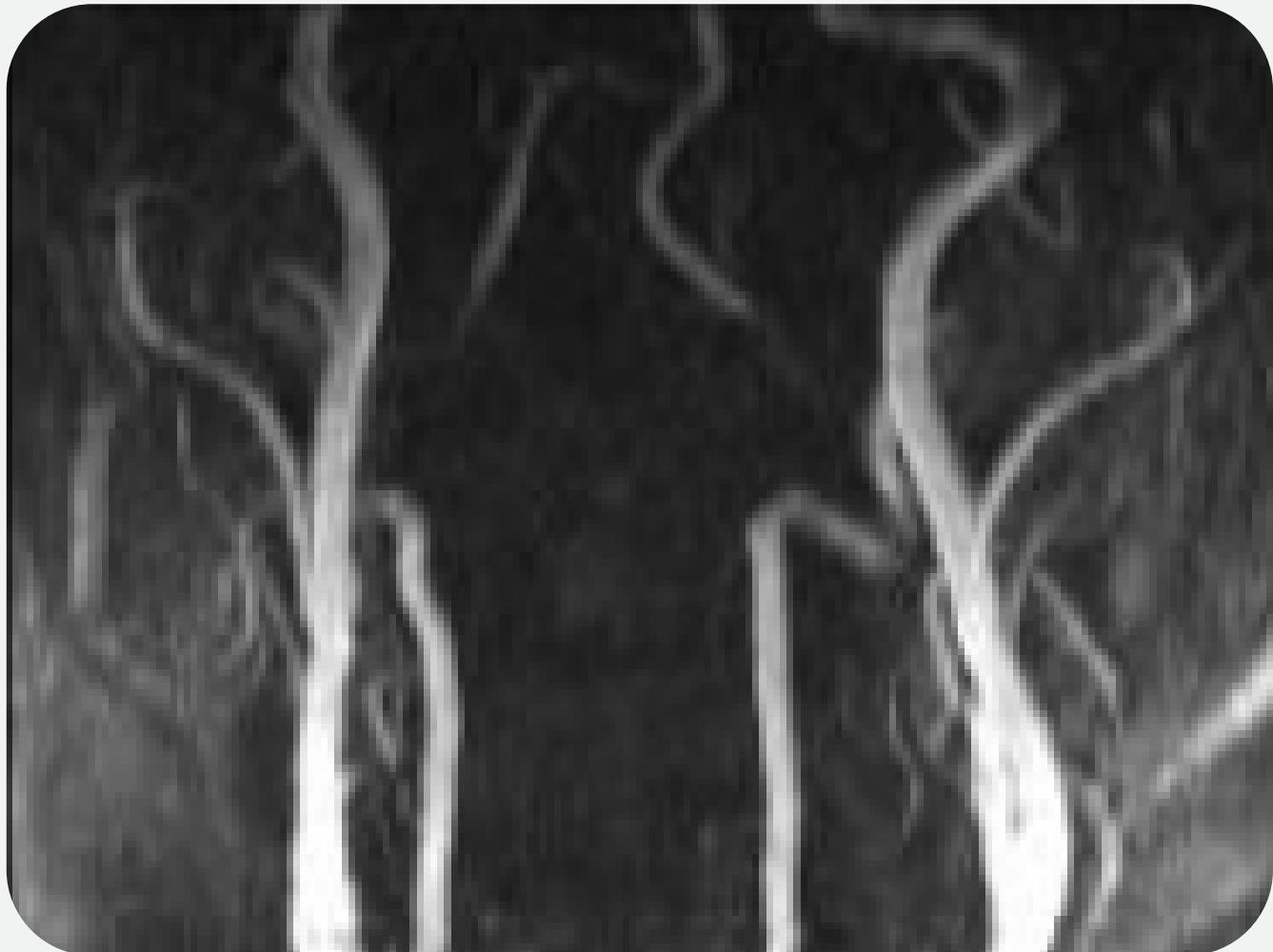
معرفی مقاله

بازسازی سه بعدی رگ های خونی از آنژیوگرافی رزونانس مغناطیسی استریوسکوپی

Three dimensional reconstruction of blood vessels from stereoscopic magnetic resonance angiography

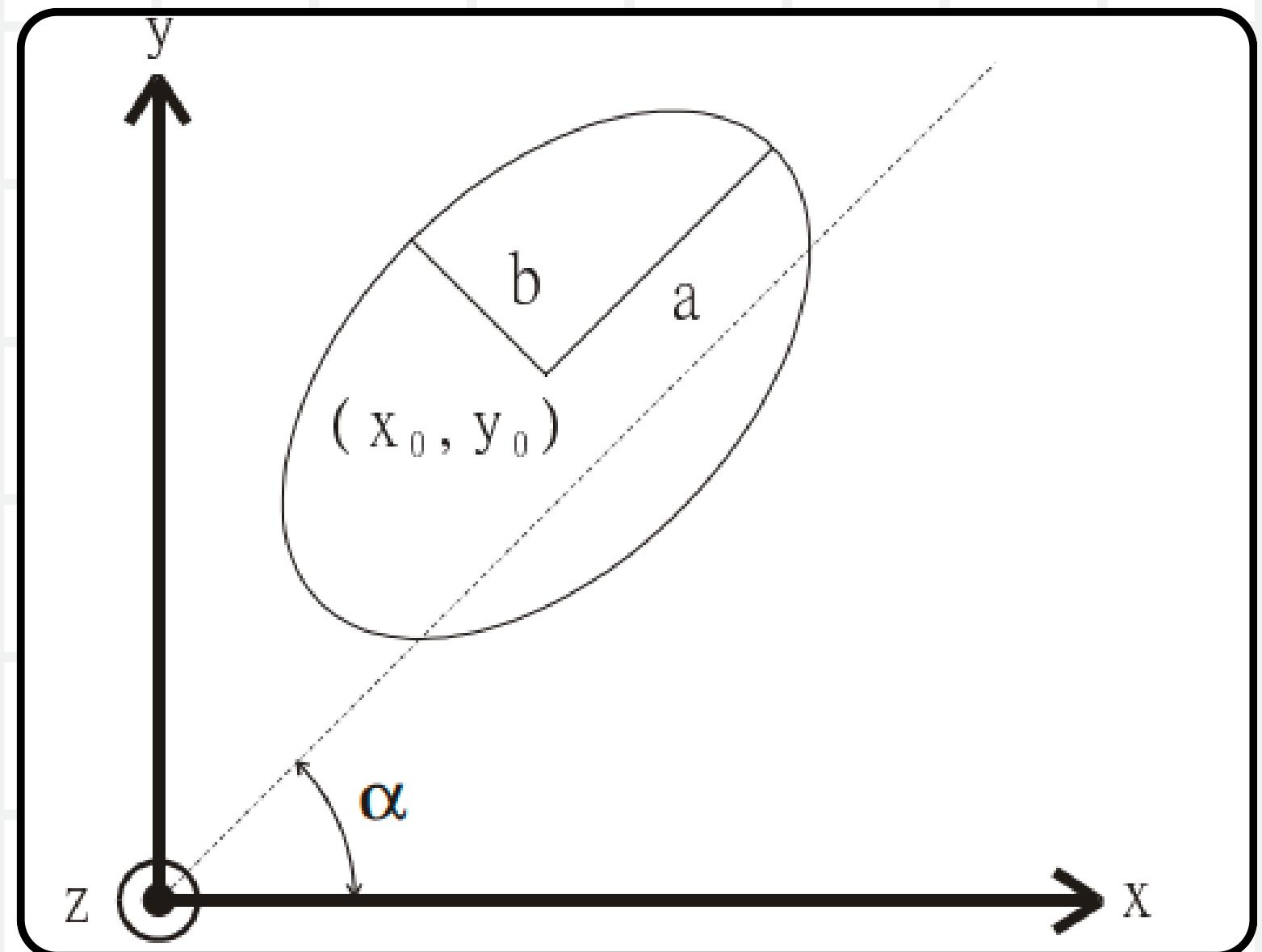
این مقاله یک الگوریتم پیشنهادی را برای بازسازی اشکال رگ با فرض مقطع بیضی از لبه های تصاویر استریوسکوپی پیشنهاد می کند.

مواد و روش ها



1. الگوریتم بازسازی سه بعدی
2. تشخیص لبه

الگوریتم بازسازی سه بعدی



$$\left\{ \begin{array}{l} x = x_0 + a \cdot \cos(\alpha) \cdot \cos(t) - b \cdot \sin(\alpha) \cdot \sin(t) \\ y = y_0 + a \cdot \sin(\alpha) \cdot \cos(t) + b \cdot \cos(\alpha) \cdot \sin(t) \end{array} \right.$$

الگوریتم بازسازی سه بعدی

(3) زاویه خطوط مماس :

$$\beta_L = -\tan^{-1}\left(\frac{b}{a} \cdot \tan(\alpha + \theta)\right)$$

$$\beta_R = -\tan^{-1}\left(\frac{b}{a} \cdot \tan(\alpha - \theta)\right)$$

(4) طول محور بلند a و طول محور کوتاه b :

$$\begin{cases} a^2 \cdot \cos^2(\beta_L) + b^2 \cdot \sin^2(\beta_L) = L_L^2 \\ a^2 \cdot \cos^2(\beta_R) + b^2 \cdot \sin^2(\beta_R) = L_R^2 \end{cases}$$

(1) مختصات مرکزی :

$$\left\{ \begin{array}{l} x_0 = \frac{x_{Lm} + x_{Rm}}{2 \cos \theta} \\ y_0 = \frac{y_{Lm} + y_{Rm}}{2 \sin \theta} \end{array} \right.$$

(2) زاویه چرخش :

$$\alpha = \tan^{-1}\left(\frac{y_0(z-1) - y_0(z)}{x_0(z-1) - x_0(z)}\right)$$

تشخیص لبه

تصاویر MRA استریوسکوپی:

(a) نمای چپ ، (b) نمای راست



(a)



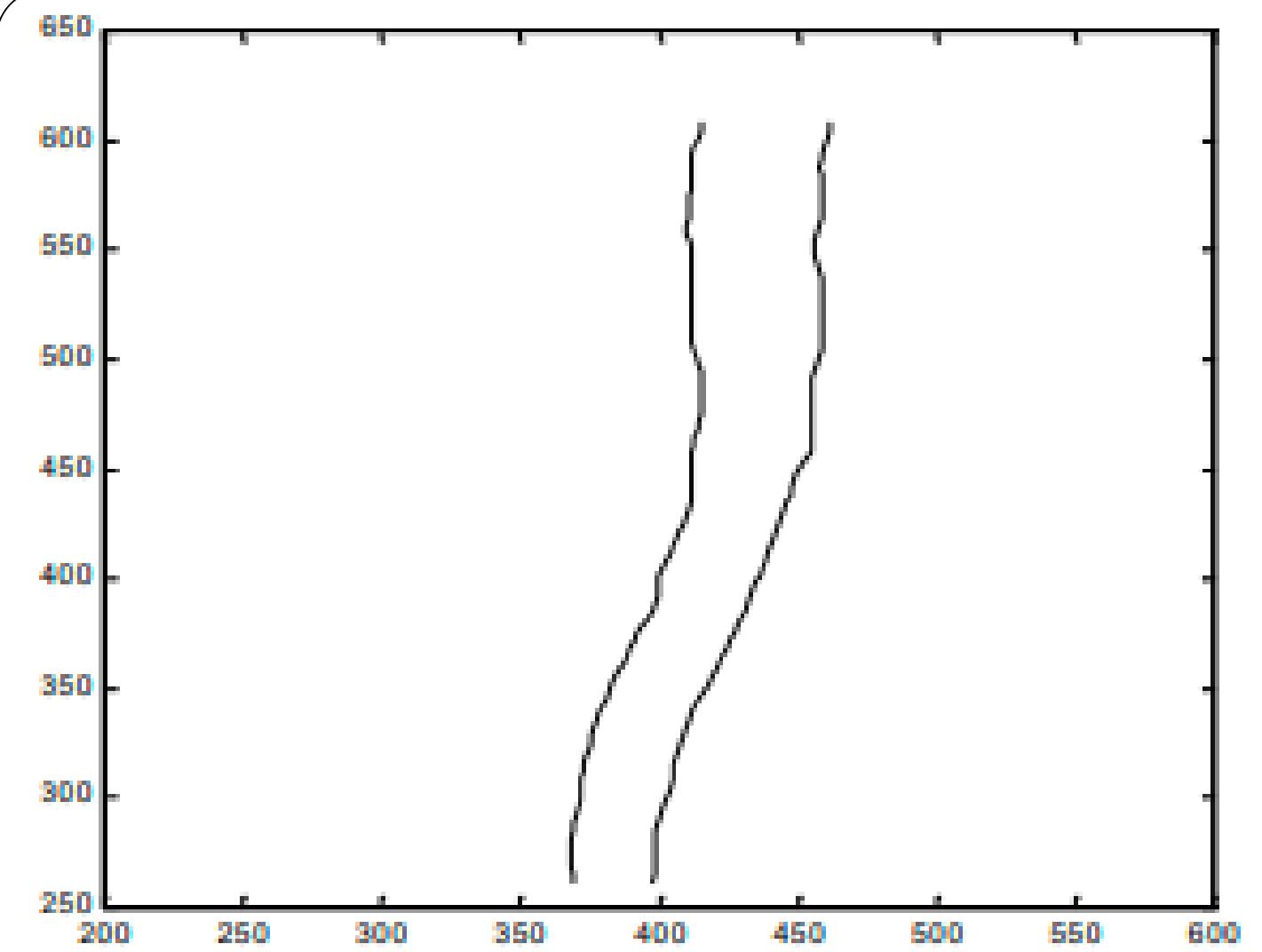
(b)



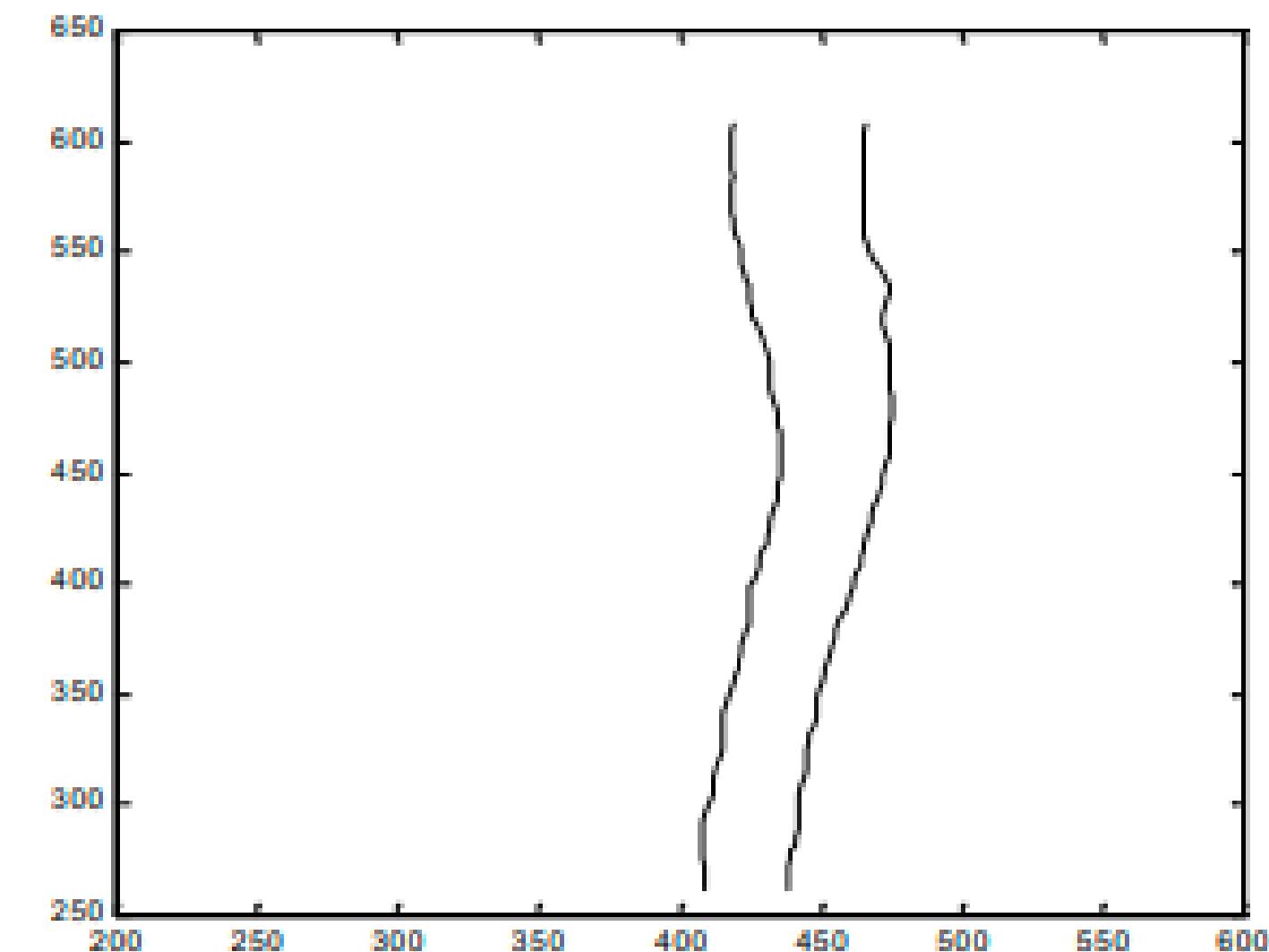
تشخیص لبه

لبه‌های شناسایی شده :

(a) نمای چپ ، (b) نمای راست



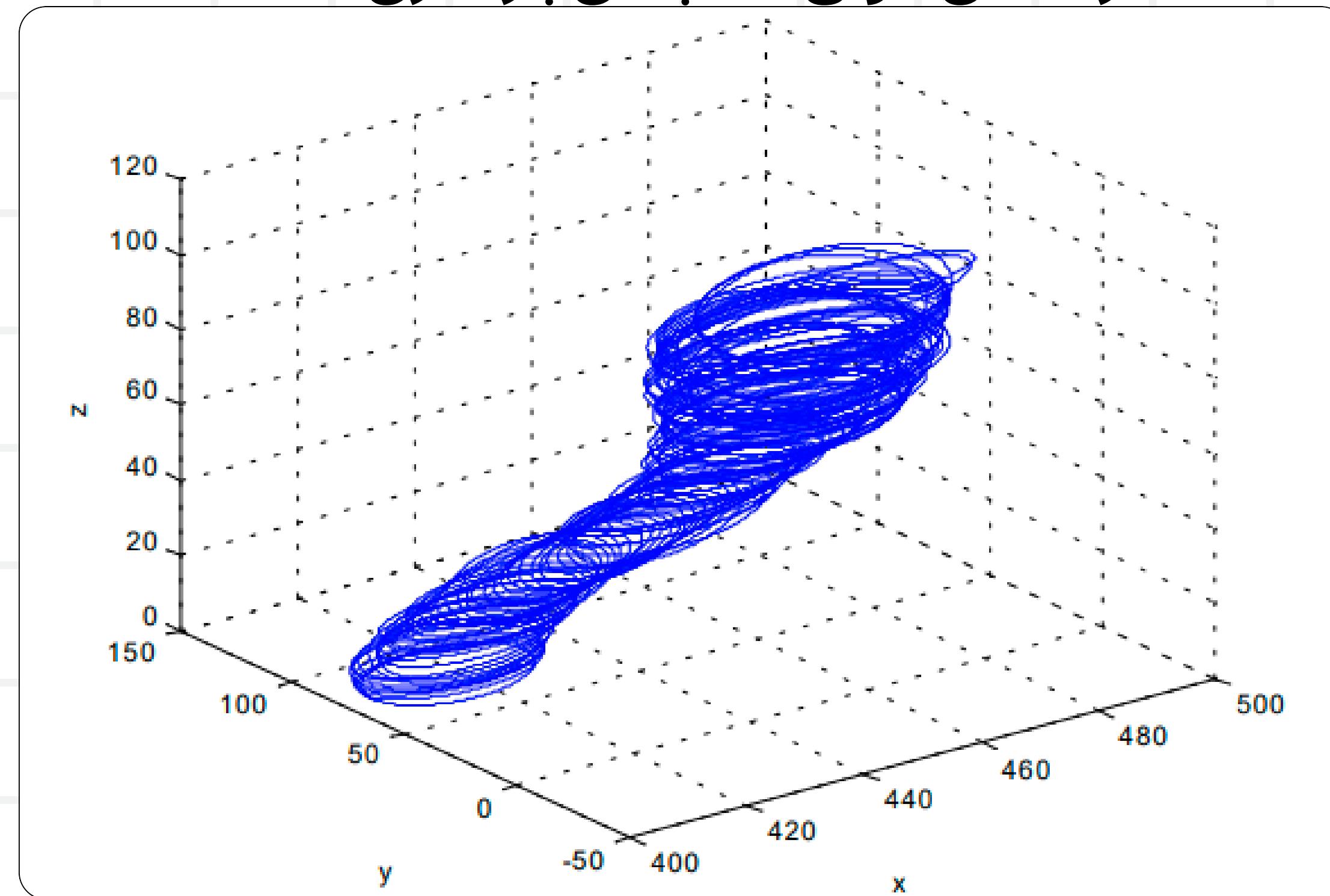
(a)



(b)

نتایج

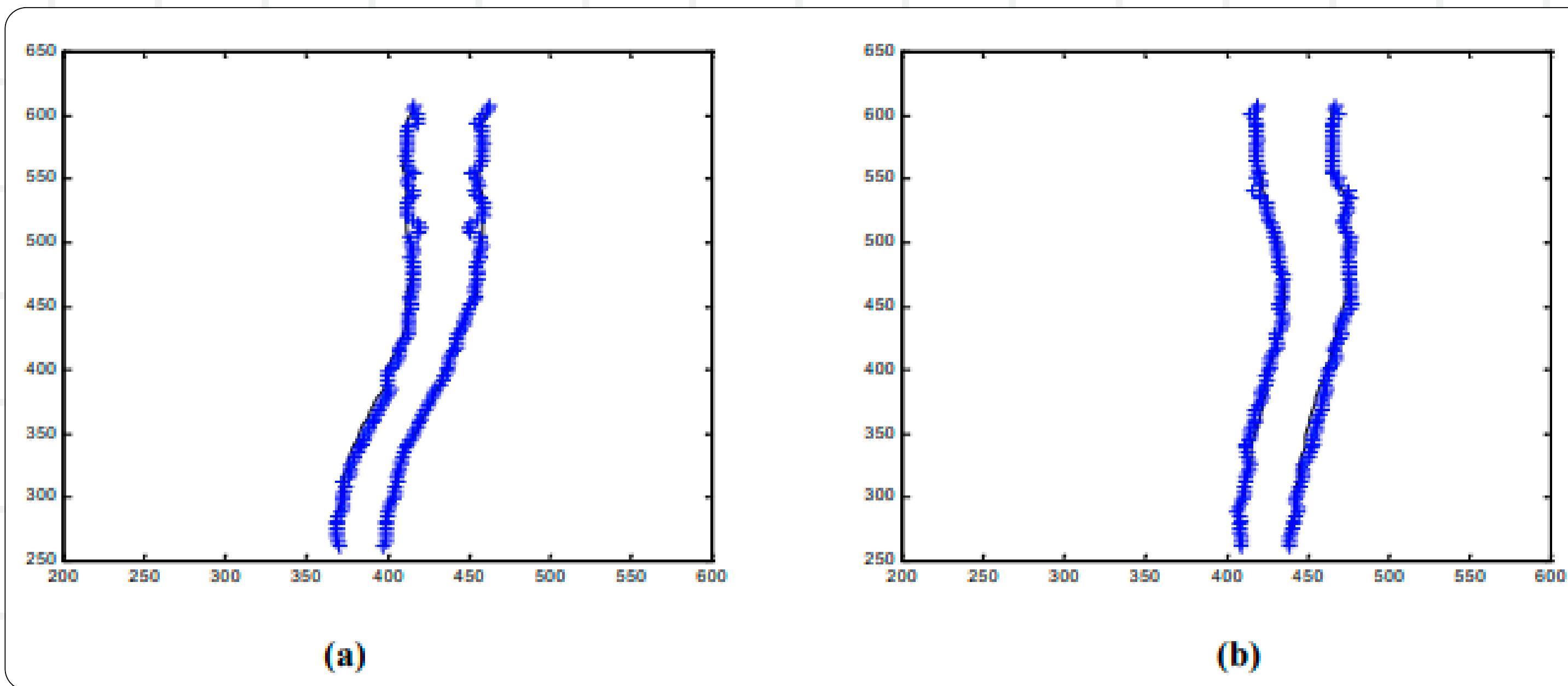
رگ های خونی سه بعدی بازسازی شده



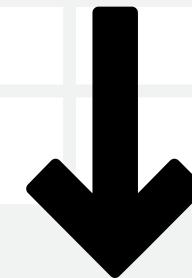
نتایج

مقایسه بین لبه های رگ های بازسازی شده و لبه های اصلی :

(a) نمای چپ ، (b) نمای راست

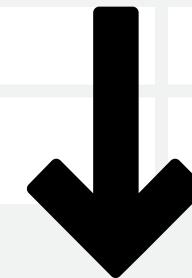


تحقیقات و بھبود آینده مقاله



کاهش خطا در رگ های
بازسازی شده

برای پیشبرد دقت و قابلیت اطمینان
بازسازی سه بعدی رگ های خونی از
تصاویر استریوسکوپی



تقویت الگوریتم تشخیص لبه

دقت نتایج بازسازی به شدت به این
جنبه بستگی دارد

معرفی مقاله

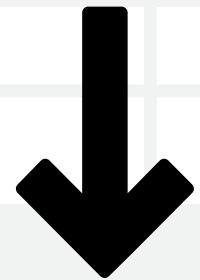
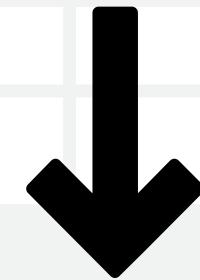
بازسازی ساختار رگ ها در تصاویر شبکیه چشم

RECONSTRUCTION OF VASCULAR STRUCTURES IN RETINAL

IMAGES

این مقاله اهمیت استخراج ساختارهای رگ ها از تصاویر فوندوس شبکیه را برای تشخیص و درمان بیماری های مرتبط با چشم مورد بحث قرار من دهد.

مواد و روش ها



فرآیند بازسازی ساختار رگ ها

فرآیند بازسازی با استفاده از ناحیه پویا محلی در حال رشد برای بازیابی ساختار رگ های کامل انجام می شود.

تشخیص رگ ها

از مورفولوژی ریاضی برای بهبود رگ ها بر اساس ویژگی های فضایی آنها، با استفاده از ارزیابی انحنا و فیلتر خطی برای تمایز کردن آنها از الگوهای پس زمینه استفاده می کند.

تشخیص رگ ها

1. ارتقاء رگ با استفاده از عناصر ساختار خطی و متمایز کردن رگ ها از الگوهای پس زمینه با استفاده از دگرگونی های مورفولوژی:

3. حذف الگوهای نویز افزایش یافته و تولید تصاویر نهایی:

$$I_1 = R_{I_{lap}} (\text{Max}_{i=1 \dots N} \{O_{L_i}(I_{lap})\})$$

$$I_2 = R_{I_1} (\text{Min}_{i=1 \dots N} \{C_{L_i}(I_1)\})$$

$$I_{final} = (\text{Max}_{i=1 \dots N} \{O_{L_i}(I_2)\} \geq 1)$$

$$I_{top} = R_{I_{lap}} (\text{Max}_{i=1 \dots N} \{O_{L_i}(I_n)\})$$

$$I_{lap} = \sum_{i=1}^N (I_{top} - O_{L_i}(I_o))$$

2. متمایز کردن نویز از رگ ها با استفاده از ارزیابی الگوهای رگ مانند که با انحنای دگرگونی های مورفولوژیکی افزایش یافته اند:

$$I_{lap} = \text{Laplacian} (\text{Gaussian}_{\sigma=2}^{width=12} (I_{top}))$$

بازسازی ساختار رگ ها

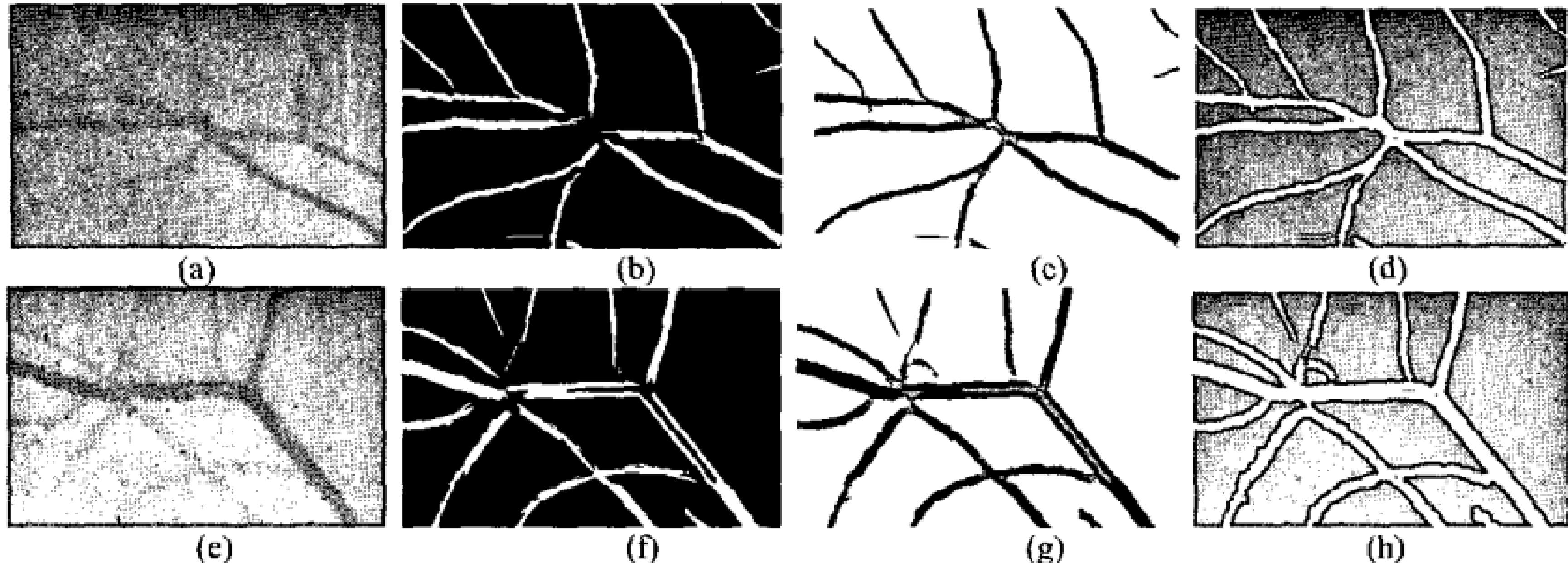


Fig. 1. Morphology reconstruction of vascular structure by local dynamic region growing: original images (a, e), vessels detection results (b, f), region growing pixels in dark gray (c, g), reconstructed vascular structure (white) superimposed to green images (d, h).

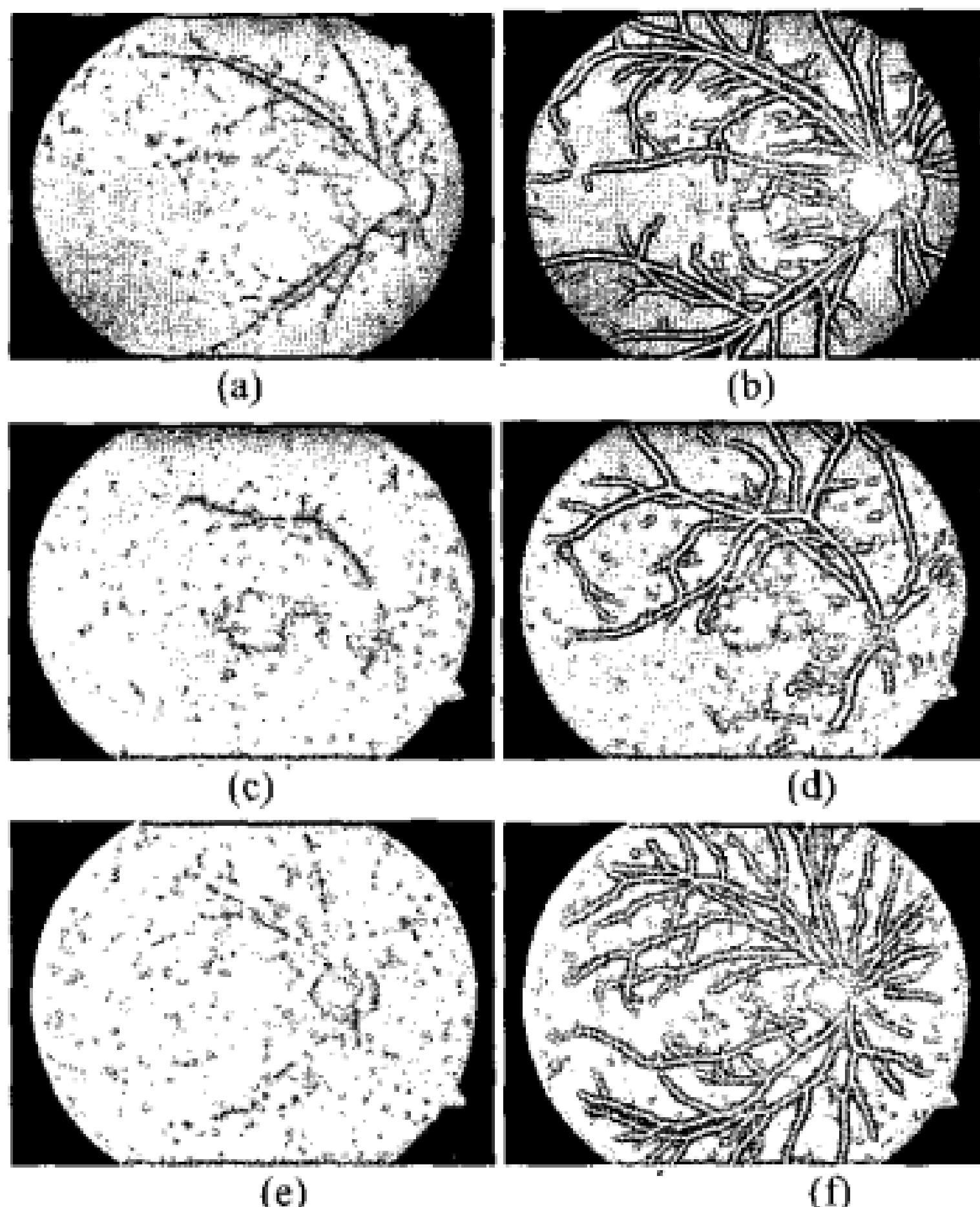


Fig. 2. (a) High contrast image, (b) reconstructed vascular structure for (a), (c) image with lesions, (d) reconstructed vascular structure for (c), (e) low contrast image, (f) reconstructed vascular structure for (e).

Table 1. Vessel detection results by various methods.

Quality (number of images)	poor	moderate	good	excellent
Matched filter	11	16	8	0
Zana's Algorithm	5	14	14	2
Proposed method	1	7	15	12

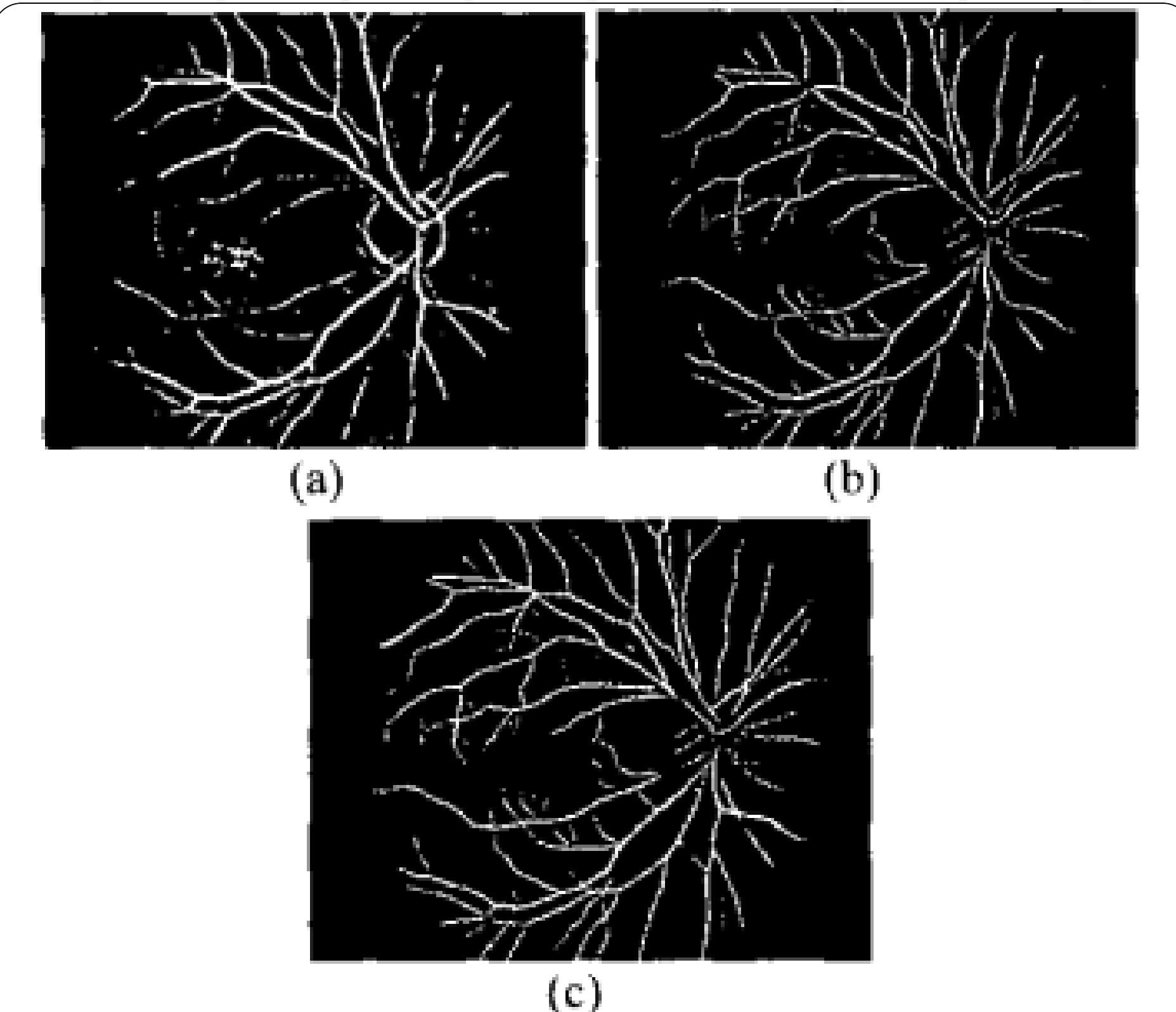


Fig. 3. Vessel extraction for Fig. 2(e). (a) Matched filter, (b) Zana's algorithm, (c) Proposed method.

معرفی مقاله

تقسیم بندی شریانی-ورید در تصاویر فوندوس با استفاده از یک شبکه کامل کانولوشن

Artery-vein segmentation in fundus images using a fully convolutional network

این مقاله به بررسی کاربرد شبکه‌های کامل کانولوشنال (FCNs) برای تمایز شریان-ورید شبکیه می‌پردازد.

مواد و روش ها



تصویر اصلی (سمت چپ)، اعمال تقویت کنترast محلی (مرکز) پس از پدینگ ROI، برش بر اساس ماسک مربوط به FOV (سمت راست)

1. پیش پردازش

2. تقویت داده ها - دستکاری

3. معماری شبکه

4. جزئیات آموزش

5. پروتکل ارزیابی

مواد و روش ها

Layer	Output size	Filter size	Stride	Dropout
Inputs	$3 \times 512 \times 512$	-	-	-
Convolution 1	$16 \times 512 \times 512$	5×5	1	-
Convolution 2	$16 \times 512 \times 512$	5×5	1	-
Max pool 1	$16 \times 256 \times 256$	2×2	2	-
Convolution 3	$32 \times 256 \times 256$	5×5	1	-
Convolution 4	$32 \times 256 \times 256$	5×5	1	-
Max pool 2	$32 \times 128 \times 128$	2×2	2	-
Convolution 5	$64 \times 128 \times 128$	5×5	1	-
Convolution 6	$64 \times 128 \times 128$	5×5	1	-
Max pool 3	$64 \times 64 \times 64$	2×2	2	-
Convolution 7	$128 \times 64 \times 64$	5×5	1	-
Convolution 8	$128 \times 64 \times 64$	5×5	1	-
Max pool 4	$128 \times 32 \times 32$	2×2	2	-
Convolution 9	$256 \times 32 \times 32$	5×5	1	20%
Convolution 10	$256 \times 32 \times 32$	5×5	1	20%
Upsampling 1	$256 \times 64 \times 64$	2×2	2	-
Convolution 11	$128 \times 64 \times 64$	5×5	1	-
Convolution 12	$128 \times 64 \times 64$	5×5	1	-
Upsampling 2	$128 \times 128 \times 128$	2×2	2	-
Convolution 11	$64 \times 128 \times 128$	5×5	1	-
Convolution 12	$64 \times 128 \times 128$	5×5	1	-
Upsampling 3	$64 \times 256 \times 256$	2×2	2	-
Convolution 11	$32 \times 256 \times 256$	5×5	1	-
Convolution 12	$32 \times 256 \times 256$	5×5	1	-
Upsampling 4	$32 \times 512 \times 512$	2×2	2	-
Convolution 11	$16 \times 512 \times 512$	5×5	1	-
Convolution 12	$16 \times 512 \times 512$	5×5	1	-
Output	$4 \times 512 \times 512$	1×1	1	-

1. پیش پردازش

2. تقویت داده ها - دستکاری

3. معماری شبکه

4. جزئیات آموزش

5. پروتکل ارزیابی

مواد و روش ها

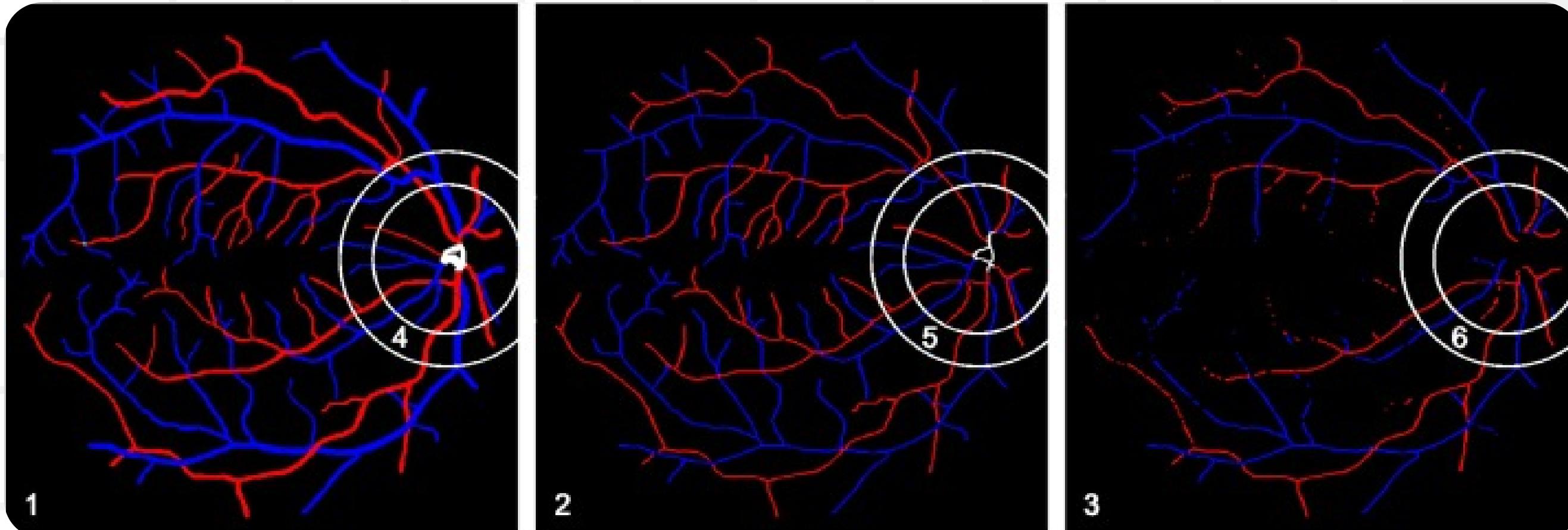
1. پیش پردازش

2. تقویت داده ها - دستکاری

3. معماری شبکه

4. جزئیات آموزش

5. پروتکل ارزیابی



تصویری از مناطق مختلف مورد استفاده در ارزیابی الگوریتم های تقسیم بندی A/V از چپ به راست: (1) همه پیکسل های رگ، (2) پیکسل های خط مرکزی رگ ها، (3) پیکسل های خط مرکزی رگ ها، محدود به رگ های پهن تر از دو پیکسل

نتایج

39

Authors	Method	Dataset split	Performance (accuracy)	Description of evaluation
Muramatsu et al. (2011)	LDA classifier	Standard	93%	Limited to centerline pixels of 'major' vessels in Zone B
Mirsharif et al. (2012)	LDA classifier	Standard	84.05% (FOV) 90.16% (Zone B)	Vessel centerline, limited to vessels wider than three pixels
Dashtbozorg et al. (2013)	Graph-based	Standard	87.40%	Vessel centerline, limited to vessels wider than three pixels
Estrada et al. (2015)	Graph-based	Standard	91.70%	Vessel centerline, limited to vessels wider than two pixels
Xu et al. (2017)	LDA classifier	Standard	92.30%	Around 73,000 vessel centerline pixels segmented
Welikala et al. (2017)	CNN	Custom	91.97%	No information on amount of pixels
Our method	FCN	Standard	94.25%	Vessel centerline, limited to vessels wider than two pixels
			93.94%	Using labels from (Hu et al., 2013) as independent expert

نتایج کمی FCN پیشنهادی برای تمایز A/V در تمام 20 تصویر تست DRIVE. این جدول نتایج را به دو کلاس رگ محدود می کند (پس زمینه شامل نمی شود) :

	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
Average						
Accuracy	0.9386	0.9190	0.9425	0.9442	0.9159	0.9466
F1	0.9383	0.9188	0.9425	0.9437	0.9161	0.9464
Artery						
Accuracy	0.9487	0.9466	0.9442	0.9617	0.9581	0.9617
F1	0.9317	0.9161	0.9370	0.9400	0.9184	0.9468
Vein						
Accuracy	0.9302	0.8942	0.9411	0.9284	0.8757	0.9312
F1	0.9439	0.9212	0.9472	0.9470	0.9140	0.9459

پس زمینه نیز در نظر گرفته شده است :

Average	(1)	(4)
Accuracy	0.9675	0.9479
F1	0.9663	0.9519

منابع

1. Wang JZ, Lillia J, Kumar A, Bray P, Kim J, Burns J, Cheng TL. Clinical applications of machine learning in predicting 3D shapes of the human body: a systematic review. *BMC Bioinformatics*. 2022 Oct 17.
2. Abdul-Ameer HK. 3D-shape formation of blood vessels based on computer aided design system. *Advances in Mechanical Engineering*. 2023.
3. Liao J-R, Jou J-J, Huang S-H. Three-dimensional reconstruction of blood vessels from stereoscopic magnetic resonance angiography. In: Mun SK (ed.) *Medical imaging: visualization, display, and image-guided procedures*.
4. B. Fang, W. Hsu and M. L. Lee, "Reconstruction of vascular structures in retinal images," *Proceedings 2003 International Conference on Image Processing* (Cat. No.03CH37429), Barcelona, Spain, 2003.
5. Hemelings R, Elen B, Stalmans I, et al. Artery–vein segmentation in fundus images using a fully convolutional network. *Comput Med Imaging Graph* 2019.

با تشکر از توجه شما

