

# 基于多尺度 Gabor 滤波的造影血管 中轴线的自动提取

刘潇潇<sup>1)</sup> 曹治国<sup>1)</sup> 李抱朴<sup>1)</sup> 唐奇伶<sup>2)</sup> 翁文杰<sup>2)</sup> 桑农<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(华中科技大学图像识别与人工智能研究所, 武汉 430074)

<sup>2)</sup>(华中科技大学图像信息处理与智能控制教育部重点实验室, 武汉 430074)

**摘要** 提出了一种自动提取数字造影血管图像中 2 维血管树中轴的新方法。作为血管树 3 维重建的基础, 2 维中轴提取的准确性显得格外重要。该方法充分利用了多尺度实 Gabor 滤波灵活的频率带宽和理想的增强效应, 对不同粗细的血管进行中轴增强和去除背景噪声, 再利用 Hessian 矩阵计算结果提供的方位信息进行非最大值抑制求取响应图的局部极值点, 最后通过双阈值分割得到血管中轴线。实验结果表明, 该方法鲁棒性好, 提取中轴线的质量高。

**关键词** 中轴提取 Gabor 滤波 多尺度 数字造影血管

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2005)12-1542-06

## Automated Centerline Extraction of Angiogram Vessels Based on Multiscale Gabor Filters

LIU Xiao-xiao<sup>1)</sup>, CAO Zhi-guo<sup>1)</sup>, LI Bao-pu<sup>1)</sup>, TANG Qi-ling<sup>2)</sup>, WENG Wen-jie<sup>2)</sup>, SANG Nong<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074)

<sup>2)</sup>(Key Laboratory of Ministry of Education for Image Processing and Intelligent Control,

Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074)

**Abstract** In this paper, a new automated approach is proposed to extract the centerlines from 2D angiogram images. The centerline extraction is the basis of 3D reconstruction of the blood vessels, so the accurate localization of centerlines counts is extremely important. The characteristics of multiscale Gabor even filters, flexible frequency bands and enhancement effects, are fully utilized to enhance centerlines of the blood vessels in various size, which greatly reduce the background noise. Then the non-maximum suppression algorithm is adopted, guided by the directions provided by calculating the Hessian matrix of the image, to get the local maximum points on the response map. Finally, vessel centerlines are extracted by a hysteresis-thresholding segmentation. The experimental results demonstrate the robustness of the algorithm and good quality of the extracted vessel centerlines.

**Keywords** centerline extraction, Gabor filtering, multiscale, digital angiogram vessel

## 1 引言

大多数血管造影图像分析技术, 无论是自动的还是人机交互式的, 都首先提取血管的中轴线。血管中轴线作为重要的图像特征之一, 经常被用来指

导血管树的分割、3 维重建以及搜索血管边缘的位置、帮助估计血管的病变更程度<sup>[1,2]</sup>等等。

近几十年, 灰度图的骨架表述方法得到了较好的研究结果, 其中基于多尺度的表述方法引起了广泛关注<sup>[3]</sup>, 其他的还有诸如 PDM (pseudo-distance map) 技术<sup>[4]</sup>, 蛇形算法<sup>[5]</sup>等等。针对 X 射线成像系

基金项目: 国家重点基础研究发展计划“973”项目(2003CB716105)

收稿日期: 2004-08-30; 改回日期: 2005-03-17

第一作者简介: 刘潇潇(1981 ~ ), 女, 华中科技大学图像识别与人工智能研究所硕士研究生。研究方向为医学图像处理。E-mail:

sharonlx@hotmail.com

统带来的人为噪声以及血管本身的曲率特征,传统的血管特征检测算子,包括基于水平集的屋脊检测法和数学形态学的处理方法<sup>[6]</sup>等大多数方法,虽然取得了一定的效果,但在处理相对复杂的造影图像时还是不够理想,计算代价也相对较高。

为了解决在对比度差,背景复杂的血管造影图像中准确提取血管中轴的问题,提出了一种新的基于多尺度 Gabor 滤波的方法。这种多尺度多方位滤波的一个最明显优势是可以对血管中轴有出色的增强作用,同时较好地抑制噪声。灵活的方位带宽和频率带宽使得提血管中轴得到很好的增强,增强后的响应图上进行的局部极值的提取得到的中轴线,比很多其他方法要清晰平滑而且定位准确。提出来的 2 维图像的屋脊线,经过双阈值分割,可以得到清晰准确的血管树中轴线,为 3 维重建血管树打下基础。

## 2 血管中轴增强技术

### 2.1 2 维 Gabor 函数

由于 Gabor 具有两个很重要的特征:一是良好的空间域与频率域局部化性质;二是无论是从空间域的起伏特性、方向选择特性、空间域与频率域的选择,还是正交相位的关系上考虑,2 维 Gabor 基函数都具有与大多数哺乳动物的视觉表皮简单细胞的 2 维感受野模型相似的性质。因此,在图像处理与图像分析领域,对输入图像,在多方向、多尺度上分别进行 Gabor 滤波,可以将图像中的信号按不同尺度、不同方向分解至多个通道,从而提取出具有方向和尺度信息的相关特征。Gabor 滤波器被广泛应用在边缘检测,纹理分类以及光流估计和图像压缩等领域。Gabor 函数实际上是一个经过复数正弦函数调制的高斯函数,表达式如下:

$$h(x, y) = g(x', y') \exp(j2\pi Fx') \quad (1)$$

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[-\left(\frac{x}{\sigma_x}\right)^2 + \left(\frac{y}{\sigma_y}\right)^2\right]\right\} \quad (2)$$

其中,  $(x', y') = (x\cos(\theta) + y\sin(\theta), -x\sin(\theta) + y\cos(\theta))$ ,  $\theta$  表示滤波器的方位,通过在  $x$ - $y$  平面旋转可使滤波器达到任何所期望的角度。 $F$  表示中心频率,它决定了滤波器带通区域中心在频域中的位置。 $\sigma_x, \sigma_y$  分别是沿着  $x$  轴和  $y$  轴的高斯包络的空间常量。并分别与频率带宽和方位带宽有关,它们确定了感受野的大小。

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{\ln 2}{2}} \frac{1}{\pi F} \frac{2^{B_f} + 1}{2^{B_f} - 1} \quad (3)$$

$$\sigma_y = \sqrt{\frac{\ln 2}{2}} \frac{1}{\pi F \tan(B_\theta/2)} \quad (4)$$

其中,  $B_f$  是空间频率的带宽,它反映了滤波器在空域和频域上的局部变化程度,  $B_\theta$  是方位角的带宽,它反映了滤波器对不同方位的敏感程度。依据 Gabor 滤波器的设计规则<sup>[7]</sup>,将这两个参数分别设置为  $B_f = 1.5, B_\theta = 45^\circ$ 。

### 2.2 多尺度实 Gabor 滤波响应

为直观表达本文算法,先讨论 1 维情况。理想条件下,造影血管的 1 维剖面可由门信号来近似(为了方便处理,一般都先把造影图片进行灰度翻转,使得血管部分灰度值高,背景灰度值低)。把中点在  $x=0$ ,高度为 1,宽度为  $\tau$  的门信号用下面的阶跃函数组合表示为

$$f_\tau(x) = \varepsilon\left(x + \frac{\tau}{2}\right) - \varepsilon\left(x - \frac{\tau}{2}\right) \quad (5)$$

$$\varepsilon(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

可以推导出 1 维实 Gabor 滤波器  $h(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \cos(2\pi Fx)$  ( $\sigma$  是 1 维 Gabor 函数的高斯包络的空间常量,与 2 维函数的  $\sigma_x, \sigma_y$  相对应)能够在门信号的中点产生极大值。这里定义  $w = 1/2F$  作为实 Gabor 滤波器兴奋区域的宽度(图 1)。

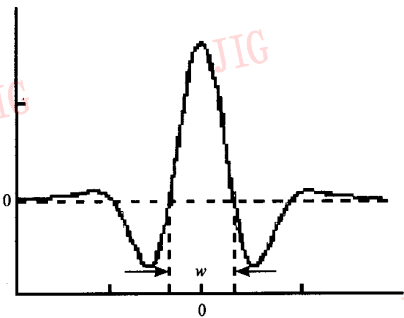


图 1 1 维实 Gabor 滤波器

Fig. 1 1D Gabor even filter

那么,中心在  $x=a$  的门信号对实 Gabor 滤波的响应由下式给出:

$$r(x) = f_x(x-a) * h(x) \quad (6)$$

进一步可以求得该响应式的导数为

$$r'(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \left\{ \exp\left[-\frac{1}{2} \frac{(x-a+\tau/2)^2}{\sigma^2}\right] \times \cos[2\pi F(x-a+\tau/2)] - \exp\left[-\frac{1}{2} \frac{(x-a-\tau/2)^2}{\sigma^2}\right] \times \cos[2\pi F(x-a-\tau/2)] \right\} \quad (7)$$

当  $x = a$  时,显然  $r'(x) = 0$ 。易证,当  $\tau \leq 2w$  时可以满足  $r'(a_-) > 0$  和  $r'(a_+) < 0$  两个不等式,此时中点  $x = a$  为极大值点,即最大的响应值对应着门信号的中点。

另外,当  $x = a$  时,令  $r'(\tau) = 0$ ,可以得到  $\cos(\pi F\tau) = 0$ ,所以  $\tau = (2k+1)w, k$  为整数,又因为  $0 \leq \tau \leq 2w$ ,所以  $\tau = w$ 。即当  $\tau = w$  时,滤波器的响应最大。也就是说,用于检测中点的 Gabor 的兴奋区域宽度与门信号宽度一致时,中点的响应强度值最大。

将此结论推广到 2 维,用 2 维实 Gabor 滤波器  $h(x, y) = g(x', y') \cos(2\pi Fx')$  来检测血管中轴线。图 2 为 2 维实 Gabor 滤波器空域示意图。

如果用单一的尺度去检测血管,在血管粗细变化不大(如局部的脑血管可能粗细都差不多)的情况下,能够较为准确地提取出中轴线。但是对于大多数的血管图像,尤其是心胸血管的变化很大,主干

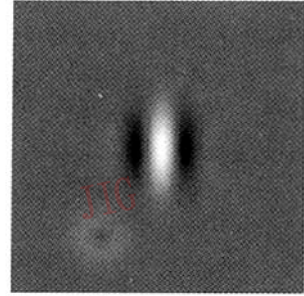


图 2 2 维实 Gabor 滤波器空域示意图

Fig. 2 Two dimensional even Gabor filter in spatial domain

和枝干血管的半径差异很明显,只用一个尺度会导致错误的结果。如果尺度相对待检测的血管太大,滤波后的响应图会变得过度扩散导致冗余噪声(图 3(c)),如果尺度相对太小,则会检测到边缘位置上去(图 3(e))。

因此,采用多尺度检测是必要的。当尺度和方向与血管的尺度和方向最吻合的时候滤波的响应值会最大,只需将每一个像素点在不同尺度和不同方位的最大值找出来即可,这个尺度对应着实际血管的宽度,方向也能大致描述血管的走向。

这里需要说明的是,实际上,血管造影图像中血

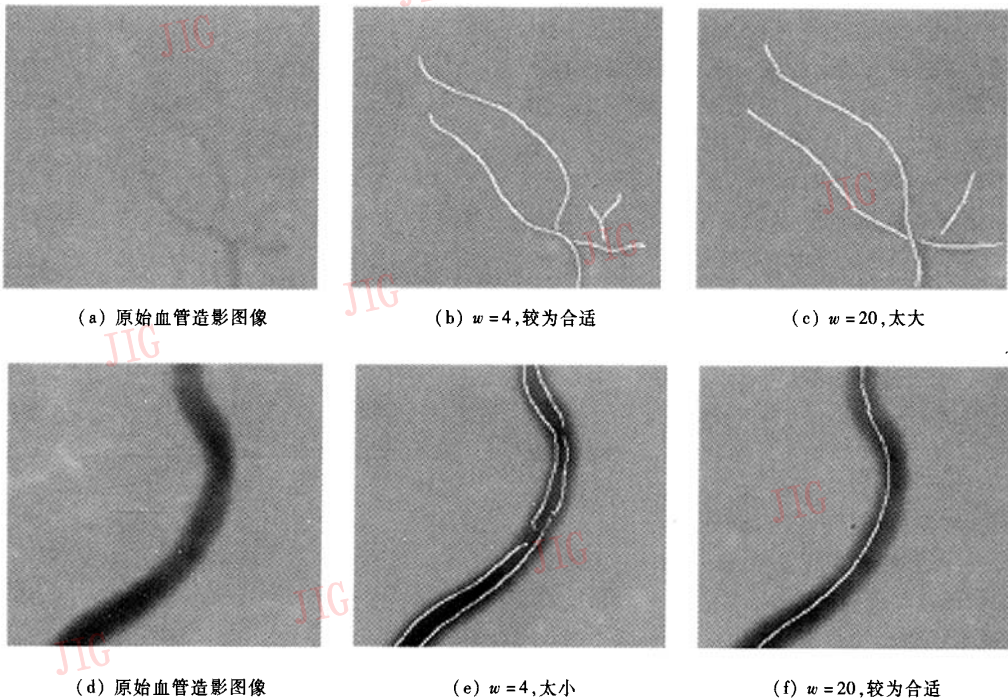


图 3 用不同尺度的 Gabor 滤波器对不同图像的处理结果

Fig. 3 Results of using different scales of Gabor filters to deal with different size of vessels

管部分的灰度并不均匀,不仅仅在血管走向方向上不均匀(这是由造影剂在血管中的流动造成的),而且弯曲的带状区域的灰度也呈现屋脊状(这是 3 维到 2 维的投影成像造成的),即中间最亮,两侧渐渐变暗。虽然它的 1 维剖面不完全同于门信号,但采用的增强中轴的方法同样适用,而且卷积后的中轴显得更为突出,更有助于准确找到血管的中轴线。

### 3 提取屋脊点

#### 3.1 求取局部极值点

多尺度和多方位上的综合最大响应图呈现出屋脊地形,如图 4 所示,图中最为突出的那些屋脊点组成了血管的中轴线,还有一些屋脊出现在血管之外,

这是增强滤波过程中带来的噪声,当然也有图像本身对比度弱,以及背景灰度不均匀带来的噪声。首先需要用血管的走向来指导提取局部极值点。在这里,选择用 Hessian 矩阵求得中轴线的方向<sup>[8]</sup>。

用  $I$  表示  $n$  维数据,则空间中一点  $P$  的二阶 Taylor 展式为: $I(P + \nabla P) \approx I(P) + \nabla P^T \nabla I(P) + \Delta P^T H(P) \Delta P$ ,这里  $\nabla I(P)$  代表  $P$  点的梯度矢量, $H(P)$  为  $P$  点的 Hessian 矩阵,由点  $P$  的二阶导数构建而成。对于 2 维图像,Hessian 矩阵是一个  $2 \times 2$  的实对称矩阵,有 2 个实特征值。

$$H(P) = \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{yx} & I_{yy} \end{bmatrix}$$

$$\text{其中, } I_{ab} = \frac{\partial^2 I}{\partial a \partial b}$$

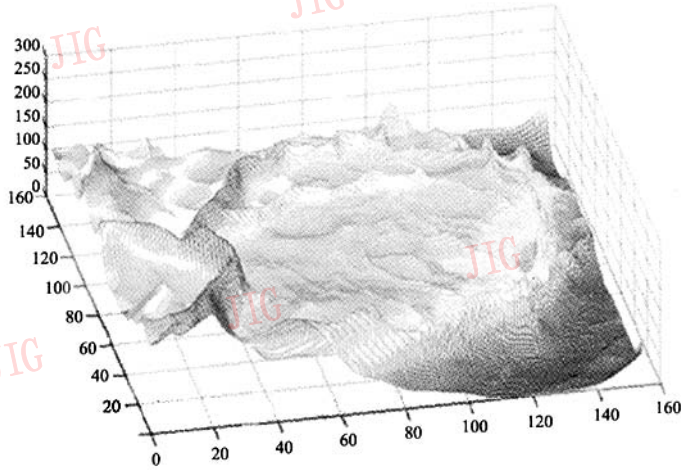


图 4 造影血管图像(图 5(a))滤波后综合相应图的高度(灰度)显示

Fig. 4 Height map of the filtering response of DSA image in fig. 5(a)

$H(P)$  的 2 个特征值中,幅值最大的特征值对应的特征向量代表着  $P$  点曲率最大的方向(与血管走向垂直的方向),同样,幅值最小的特征值对应的特征向量代表着  $P$  点曲率最小的方向(血管走向),得到每一个像素的方向之后,采用 Canny 边缘提取中用到的非最大抑制算法来提取局部极值点,在与血管走向垂直的方向上寻找局部最大值<sup>[9]</sup>。

#### 3.2 启发式双阈值分割

由最大响应图中提取出的局部极值点中包含了血管中轴线上的点,但是因为没有进行任何阈值处理,也包含了大量的非血管内部的极值点,形成了噪声干扰。它们大部分是由于 Gabor 滤波的结果,把

背景中灰度分布不均的区域进行了方向性的增强,产生了一些伪中轴线。但是可以明显地观察到,这些伪中轴线的灰度值一般都相对较小,而且不长,方向上也没有连续性,但血管的中轴线基本连续,没有断点。由于血管部分本身灰度的变化,如果只取一个阈值进行分割,很可能把连接着的中轴线断开,或者把一些噪声中轴线也包括进来。这里根据局部极值点图的灰度直方图,认为响应值(响应图的灰度值)较大的那些点一定是血管中轴点,认为响应值较小的那些局部极值点不是血管中轴点。规定如果在提取出的连续的一条中轴线上,至少有一个点大于较高的阈值(灰度值低于这个阈值的像素点的个

数占总像素点总数的 98%), 而几乎所有的点都大于一个较低的阈值(灰度值低于这个阈值的像素点的个数占总像素点总数的 90%), 认为这条中轴线为血管的中轴线, 否则就认为是噪声舍去。经过这样的自动双阈值分割就能够过滤得到较为准确的血管树的主干。

#### 4 实验结果

对多幅真实的数字造影血管图像, 采用本文算法进行实验, 全部获得成功。图 5 是其中的一个例子, 给出每个步骤的实验结果, 以显示算法的有效性。

图 5(a) 是一幅数字造影血管图像。针对宽度从 3 个像素到 12 个像素的血管, 采用了 5 个尺度(中心频率分别为 0.06, 0.08, 0.10, 0.12, 0.14) 上的 12 个方位的滤波器, 来进行中轴线的提取。

图 5(b) 是综合响应图, 是所有方向和尺度上的最大值的集合。图 5(c) 是利用通过计算 Hessian 矩阵提供的方向, 进行非最大抑制之后响应值(灰度值) 大于 60 的局部极值的图像。可以看出, 非血管的局部极值点也提取出来了。图 5(d) 是启发式自动双阈值分割后的 6 条中轴线(求得两个阈值为 58 和 102), 将它重叠在原图上看, 所求中轴线的位置基本准确(图 5(e))。

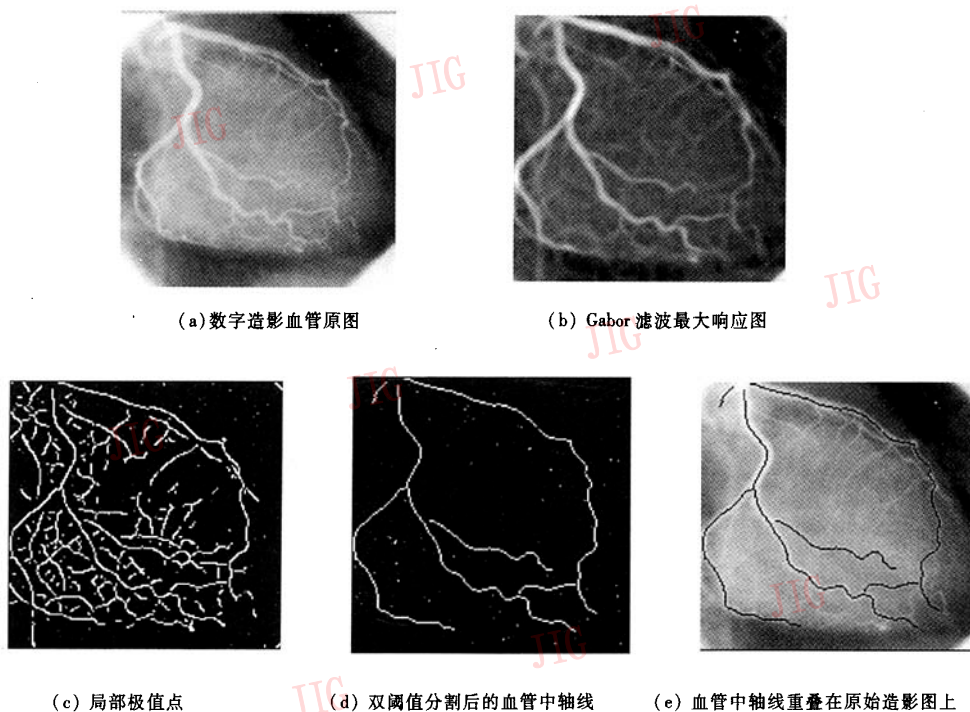


图 5 实验结果示例

Fig. 5 One experimental result

#### 5 结论

针对血管造影图像对比度差, 背景复杂的弱点, 为了准确地提取血管中轴, 本文引入了一种多尺度的实 Gabor 滤波技术, 它灵活的方位带宽和频率带宽使得提血管中轴得到很好的增强, 而同时又较好地抑制了噪声。利用 Hessian 矩阵对增强后的响应图进行非最大抑制的屋脊点提取, 最后通过双阈值

分割的方法自动提取出血管中轴线。大量的实验结果表明, 实 Gabor 滤波灵活有效地增强中轴线和抑制背景噪声的作用使得到的血管树的中轴线平滑连续, 而且清晰准确, 为 3 维重建血管树打下良好的基础。

#### 参考文献 (References)

- 1 Shechter G, Devemay F. Three-dimensional motion tracking of coronary arteries in biplane cineangiograms[J]. IEEE Transactions

on Medical Imaging, 2000, 22(4):321~337.

- 2 Keith M Andress. Evidential reconstruction of vessel trees from rotational angiograms [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C], Chicago, Illinois, USA, 1998, 3: 385~389.
- 3 Lindeberg T. Edge detection and ridge detection with automatic scale selection [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 30(2): 117~154.
- 4 Jang J H, Hong K S. A pseudo-distance map for the segmentation-free skeletonization of gray-scale images [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision [C], Vancouver, BC, Canada, 2001, 2: 18~23.
- 5 Golland P, Grimson WEL. Fixed topology skeletons [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], Hilton Head Island, SC, USA, 2000, 1: 1010~1018.
- 6 Maglaveras N, Haris K. Artery skeleton extraction using topographic and connected component labeling [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C], Thessaloniki, Greece, 2001, 2: 339~342.
- 7 Clausi DA, Jernigan ME. Designing gabor filters for optimal texture separability [J]. Pattern Recognition, 2000, 33(11): 1835~1849.
- 8 Li Guangming, Tian Jie, Zhao Mingchang, et al. Centerline extraction based on hessian matrix [J]. Journal of Software, 2003, 14(12): 2074~2081. [李光明, 田捷, 赵明昌等. 基于 Hessian 矩阵的中心路径提取算法 [J]. 软件学报, 2003, 14(12): 2074~2081.]
- 9 Canny JF. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679~698.

### 附录 $x = a$ 为极大值点的证明

令  $2\pi F(x - a) = \alpha \quad \pi F\tau = \beta \quad \text{且}$

令  $\exp\left[-\frac{\tau(x-a)}{\sigma^2}\right] = C$

由  $r'(a^-) > 0$  和  $r'(a^+) < 0$  这一条件,可以得到以下两组不等式:

$$\begin{cases} \cos(\beta) > 0 \\ \frac{C-1}{C+1} \text{ctan}(\alpha) < \tan(\beta), x \rightarrow a^- \\ \frac{C-1}{C+1} \text{ctan}(\alpha) < \tan(\beta), x \rightarrow a^+ \end{cases}$$

$$\begin{cases} \cos(\beta) < 0 \\ \frac{C-1}{C+1} \text{ctan}(\alpha) > \tan(\beta), x \rightarrow a^- \\ \frac{C-1}{C+1} \text{ctan}(\alpha) > \tan(\beta), x \rightarrow a^+ \end{cases}$$

现分析第 1 组不等式:

当  $x \rightarrow a^-$  时,  $\alpha \rightarrow 0^-$ ,  $\text{ctan}(\alpha) \rightarrow -\infty$ ,  $C \rightarrow 1^+$ ,

$$\frac{C-1}{C+1} \text{ctan}(\alpha) < 0,$$

当  $x \rightarrow a^+$  时,  $\alpha \rightarrow 0^+$ ,  $\text{ctan}(\alpha) \rightarrow +\infty$ ,  $C \rightarrow 1^-$ ,

$$\frac{C-1}{C+1} \text{ctan}(\alpha) < 0,$$

所以在  $\cos(\beta) > 0$  时,只要  $\tan(\beta) \geq 0$ ,不等式即可成立。

此时  $0 \leq \beta < \frac{\pi}{2}$ ,同理对第 2 组不等式进行分析

可以得到  $\frac{\pi}{2} < \beta \leq \pi$ ,

特别地当  $\beta = \frac{\pi}{2}$  时,  $r'(a^-) > 0$  和  $r'(a^+) < 0$  这一条件依然成立,

所以由  $r'(a^-) > 0$  和  $r'(a^+) < 0$  这一条件,得到  $0 \leq \beta \leq \pi$ ,也就是  $0 \leq \tau \leq 2w$ 。

得证当  $0 \leq \tau \leq 2w$  时,  $x = a$  为极大值点。