

Ademir Rafael Marques Guedes
Victor Guimaraes

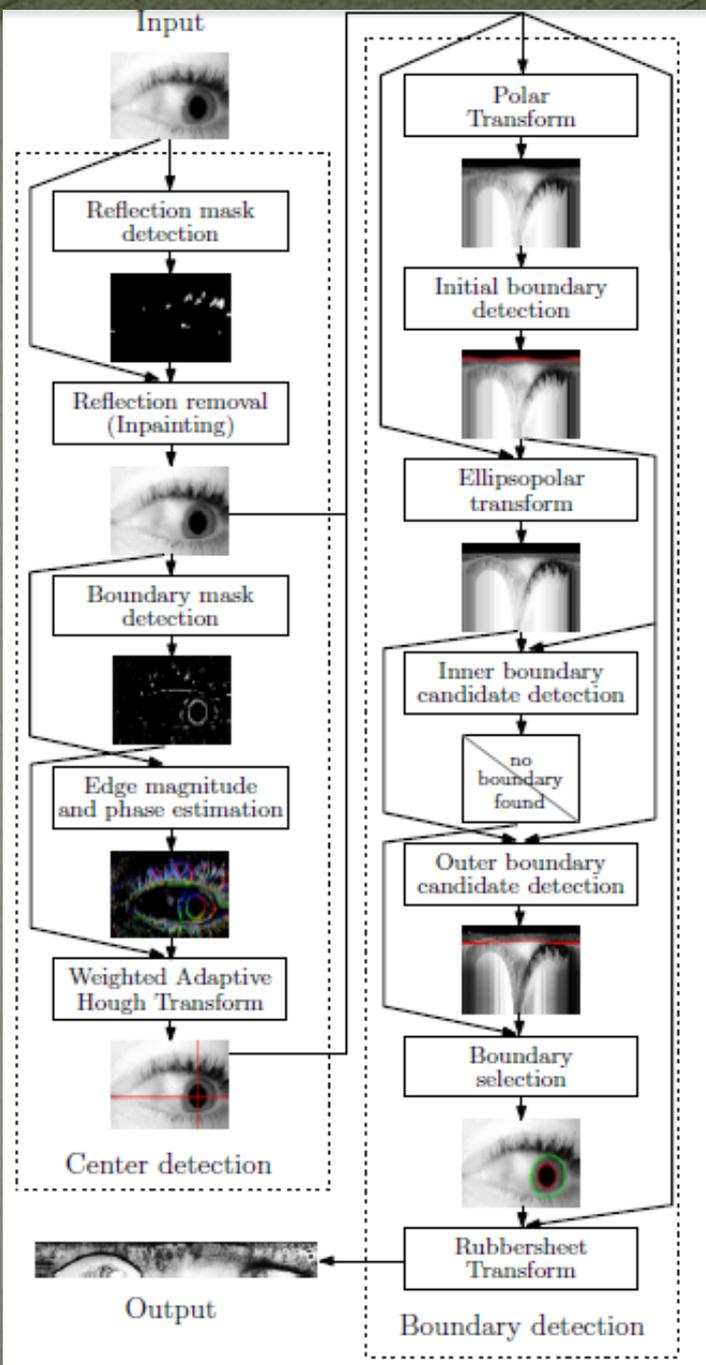
Weighted Adaptive Hough and
Ellipsopolar Transforms for Real-time
Iris Segmentation

Andreas Uhl

Peter Wild

Multimedia Signal Processing and Security Lab

Department of Computer Sciences, University of Salzburg, Austria



Transformada de Rubbersheet

- R é uma combinação linear entre o raio da pupila e as curvas de contorno polares limbicas.

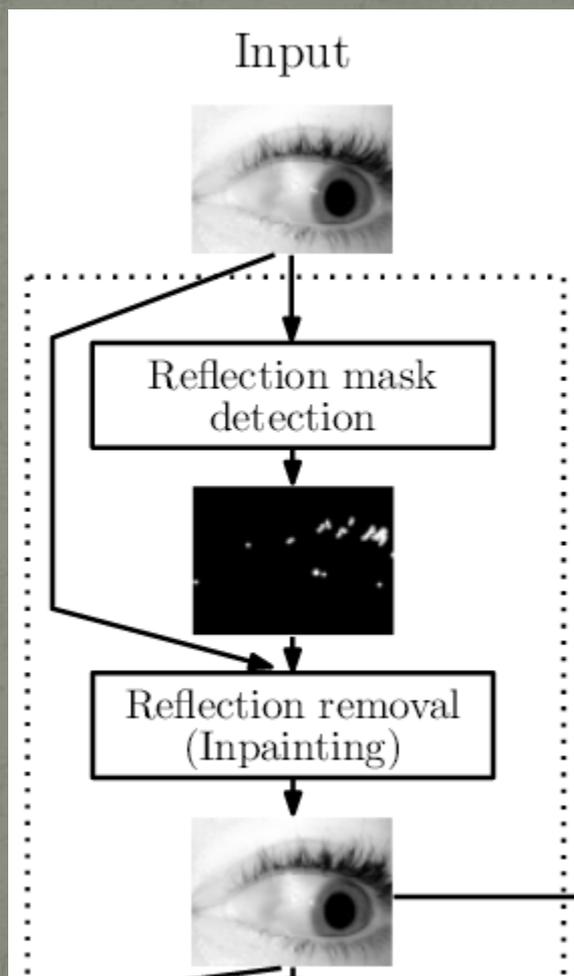
$$R(\theta, r) := (1 - r) \cdot P(\theta) + r \cdot L(\theta)$$

Detecção de Reflexos e Remoção

- Remove da imagem grupos de pixels que possuem intensidade maior que a média em uma janela de 23x23, quando esses grupos não ultrapassam 1000 pixels.
- M_A – matriz de detecção de reflexos

$$M_A \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} := \begin{cases} 1 & \text{if } I(x, y) > A(x, y) + c \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}$$

Detecção de Reflexos e Remoção



Detecção de Quinas e Bordas

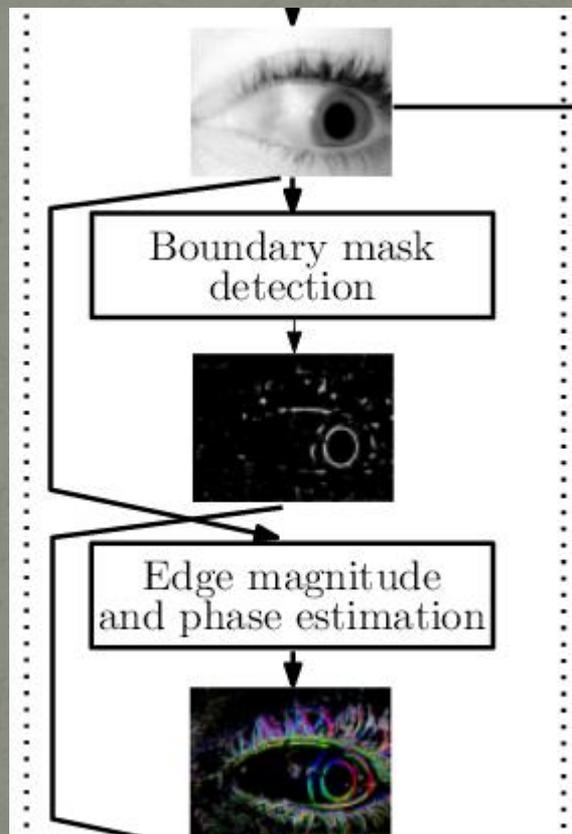
- Utilização do Filtro de Sobel para determinar o gradiente da intensidade da imagem em cada ponto, dando a direção(Θ) da maior variação de claro para escuro e a quantidade ou magnitude(G) de variação nessa direção.

$$\mathbf{G}_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * \mathbf{A} \quad \text{e} \quad \mathbf{G}_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * \mathbf{A} \quad \mathbf{G} = \sqrt{\mathbf{G}_x^2 + \mathbf{G}_y^2}$$
$$\Theta = \arctan\left(\frac{\mathbf{G}_y}{\mathbf{G}_x}\right)$$

Detecção de Quinas e Bordas

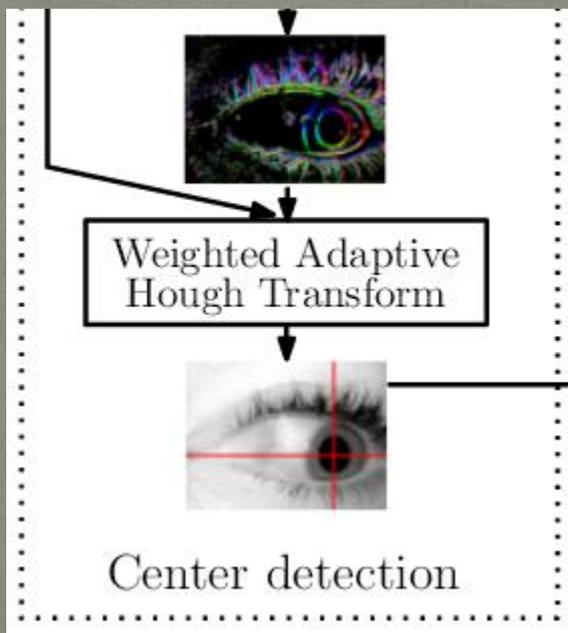
- A matriz de pontos de quina E é utilizada para estimação de possíveis centros no próximo passo – dos 20% candidatos com maiores magnitudes, seleciona-se os que possuem gradiente dominante em uma janela de 30×30 .
- Objetivo de remover possíveis candidatos nos cílios.

Detecção de Quinas e Bordas

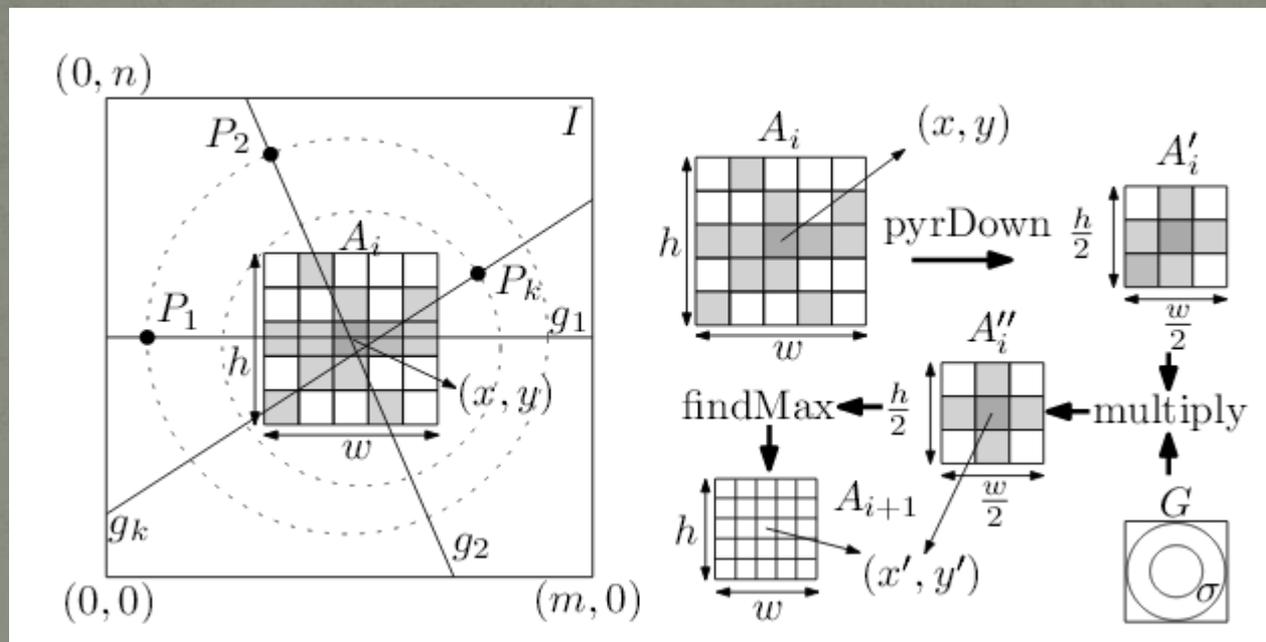


Transformada Adaptativa de Hough

- Busca encontrar o conjunto de círculos concêntricos mais distintos da imagem, utilizando as informações de magnitude e orientação do gradiente.



Transformada Adaptativa de Hough



Transformada polar para detecção de limite inicial

- Encontrado C, aplica-se uma transformada polar com raio restrito gerando a imagem I_p .

$$T : [0, 2\pi) \times \mathbb{R}_0^+ \rightarrow \mathbb{R}^2, \quad T \begin{pmatrix} \theta \\ r \end{pmatrix} := \begin{pmatrix} x + r \cos \theta \\ y + r \sin \theta \end{pmatrix}$$

- Dimensão depende da resolução, sendo definida como $512 \times 512^* n/m$;

Transformada polar para detecção de limite inicial

- Contorno inicial encontrado através da convolução de uma mascara de 21×21 usando o filtro Gabor;
- Feito isso várias bordas são encontradas e o resultado são os gradientes da imagem;

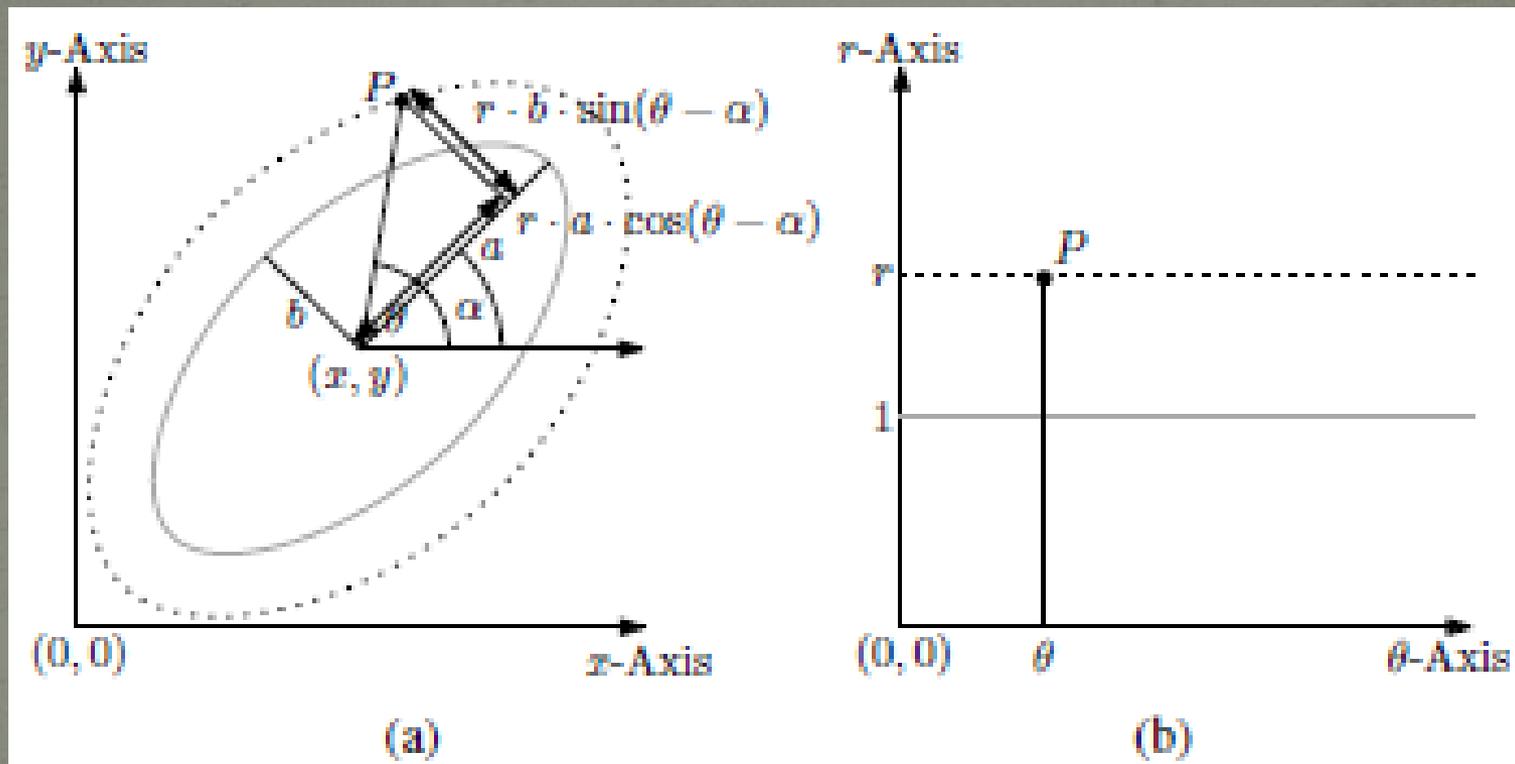
Transformada polar para detecção de limite inicial

- Primeiramente são somados os valores dos gradientes para cada ângulo polar;
- Logo em seguida maximiza-se os contornos dos gradientes;
- Os contornos são então suavizados;
- Ao final, mapeia-se os coeficientes encontrados novamente para as coordenadas cartesianas;
- Usa a elipse mais apropriada, utilizando o algoritmo de Fitzgibbon;

Transformada ellipsepolar para detecção de bordas internas e externas

- Pode-se usar a elipse encontrada no passo anterior para ter mais acurácia na posição do centro da iris;
- Transformada ellipsepolar: é uma transformada polar após a translação, rotação e alongamento.
- O resultado dessa etapa são duas elipses, uma interna e outra externa, chamadas P' e L' respectivamente.

Transformada ellipsepolar para detecção de bordas internas e externas



Seleção de contornos para a transformada de Rubbersheet

- Trabalha com duas hipóteses:
 - $H_0: B = P;$
 - $H_1: B = L;$
- Utiliza a energia para escolher entre as hipóteses:
 - $e(P') > e(L') \Rightarrow P = P'$
 - $E(P') \leq e(L') \rightarrow L = L'$

Seleção de contornos para a transformada de Rubbersheet

- Ao final, P e L são aplicados ao modelo de Daugman's Rubbersheet e é aplicada uma equalização adaptativa histogramica para melhorar os resultados;

Experimentos

- Para o problema, foco em três fatores de qualidade:
 - Acurácia
 - Velocidade
 - Usabilidade

Experimentos

- 3 bases de dados foram utilizadas:
 - CASIA-I¹ – 1332 imagens, olho esquerdo, boa qualidade e iluminadas, 320x280
 - CASIA-L¹ – 1000 imagens, olho esquerdo, 640x480
 - ND² - 420 imagens, divididas em 42 classes, 640x480

1 - The Center of Biometrics and Security Research, CASIA Iris Image Database

2 - Computer Vision Research Lab, Univ. of Notre Dame Iris Dataset 0405

Experimentos

- Comparação com outros dois métodos:
 - OSIRIS
 - Pcode

Resultados

Algorithm	Equal Error Rate (EER)		
	Casia-I	Casia-L	ND
Pcode	0.74%	28.77%	22.01%
OSIRIS	16.40%	14.89%	15.45%
Proposed	1.20%	4.36%	12.90%

Table 2. Summarized segmentation accuracy.

Algorithm	Segmentation Time (ST)		
	Casia-I	Casia-L	ND
Pcode	0.49 s	1.96 s	2.29 s
OSIRIS	3.46 s	6.21 s	6.27 s
Proposed	0.21 s	0.26 s	0.25 s

Table 3. Summarized segmentation time per image.

Resultados

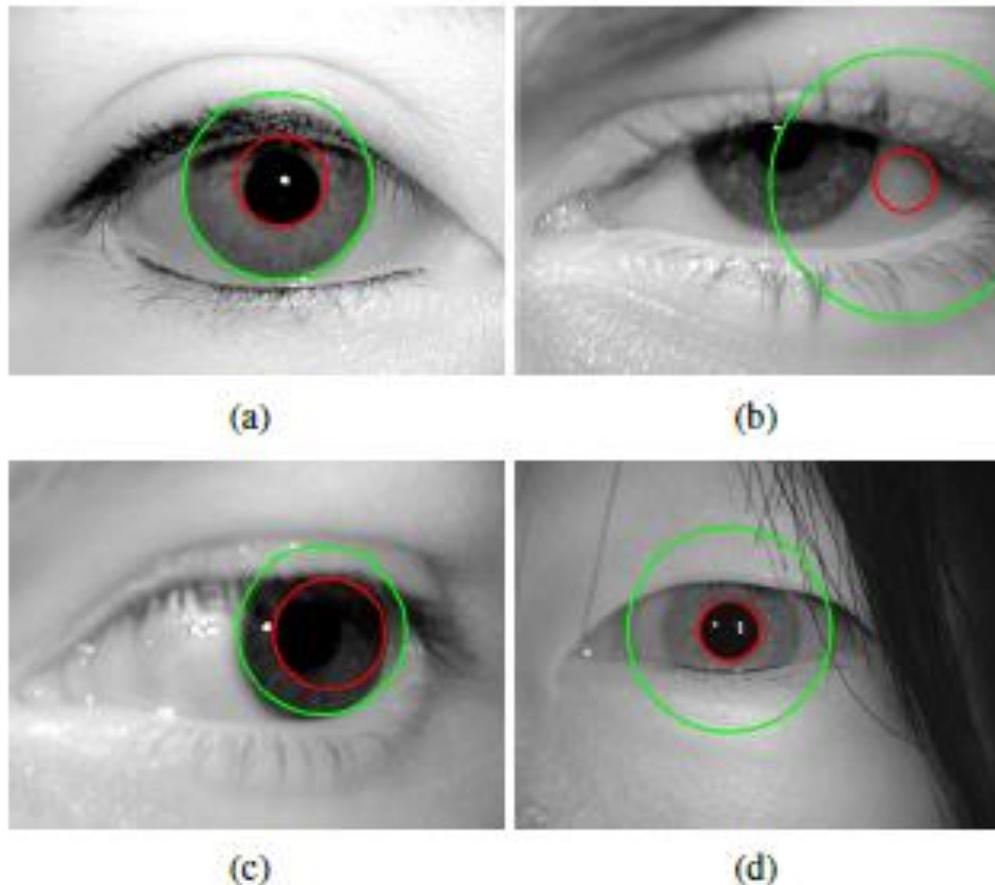


Figure 8. Typical Pcode segmentation failure types: eyelid matches circular model (a), squeezed eyes (b), inaccurate model for off-gaze (c) and oversegmentation due to hair (d).

Resultados

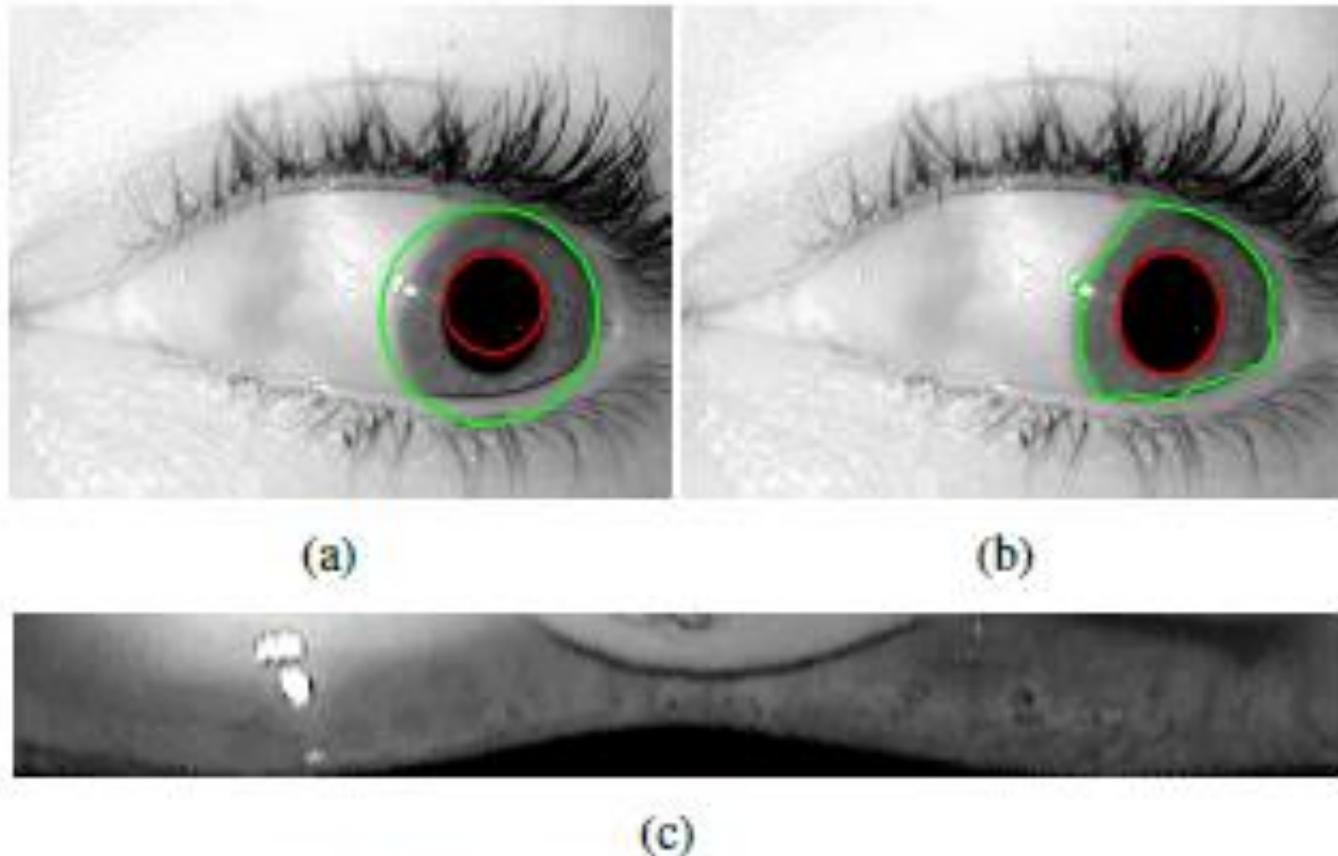


Figure 9. Osiris ND #0428d197 segmentation failure : rubbersheet mapping (a) causes distortions (c), despite of accurate snake (b).

Resultados

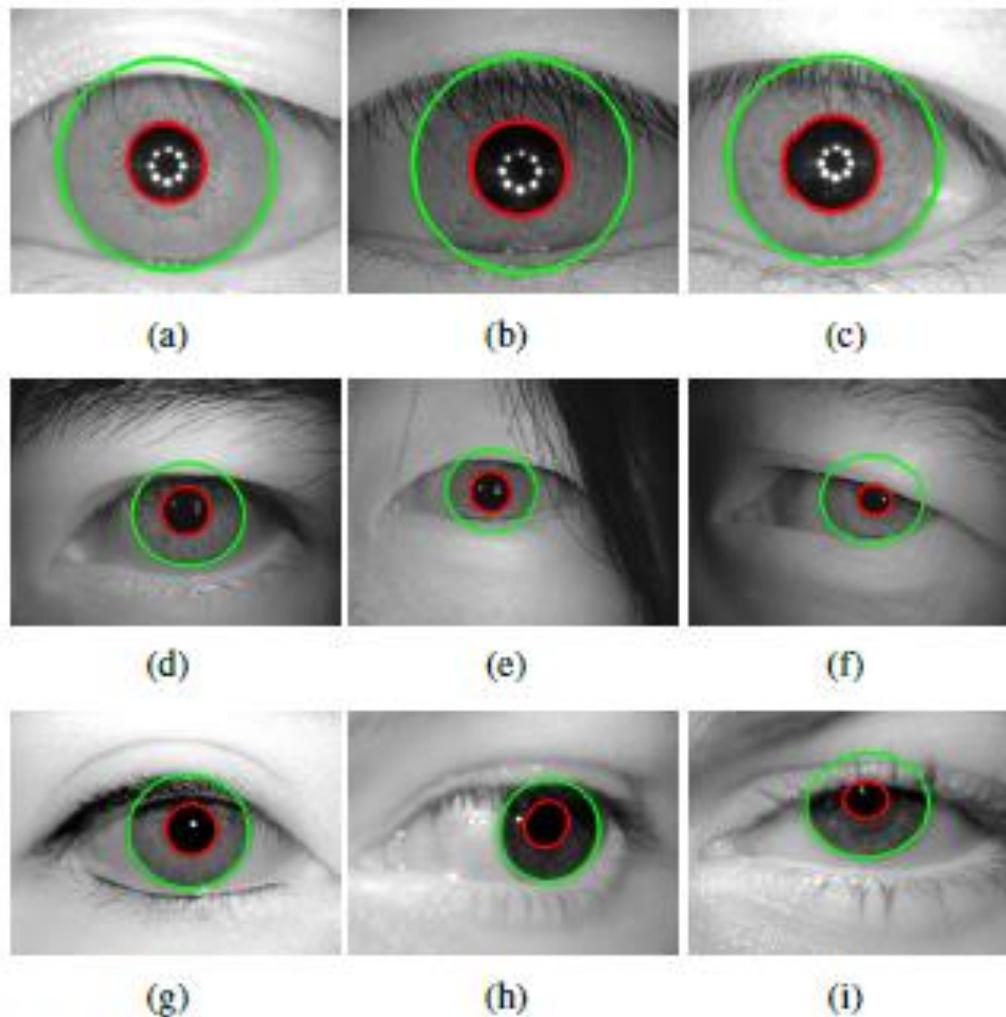


Figure 10. Good segmentation results of proposed algorithm for challenging examples: CASIA-I (a-c), Casia-L (d-f), ND (g-i).