

# **Segmentação de Rins em Imagens de Cintilografia Renal**

**Matheus Adriano Pereira e Roberto Luiz Debarba**

Departamento de Sistemas e Computação  
Universidade Regional de Blumenau (FURB) – Blumenau, SC – Brazil

{matheusadriano, rldebarba}@furb.br

## **1 Introdução**

Este trabalho tem como objetivo descrever o desenvolvimento do trabalho final da disciplina de Processamento de Imagens, com a implementação, utilizando a biblioteca OpenCV, de uma solução de segmentação de rins em imagens de cintilografia renal com base no método proposto na dissertação de Monica Marcuzzo [1].

Neste desenvolvimento foram seguidos os passos da dissertação com pequenas alterações nos processos e aplicado a uma amostra obtida de uma base pública de imagens de cintilografia renal [2].

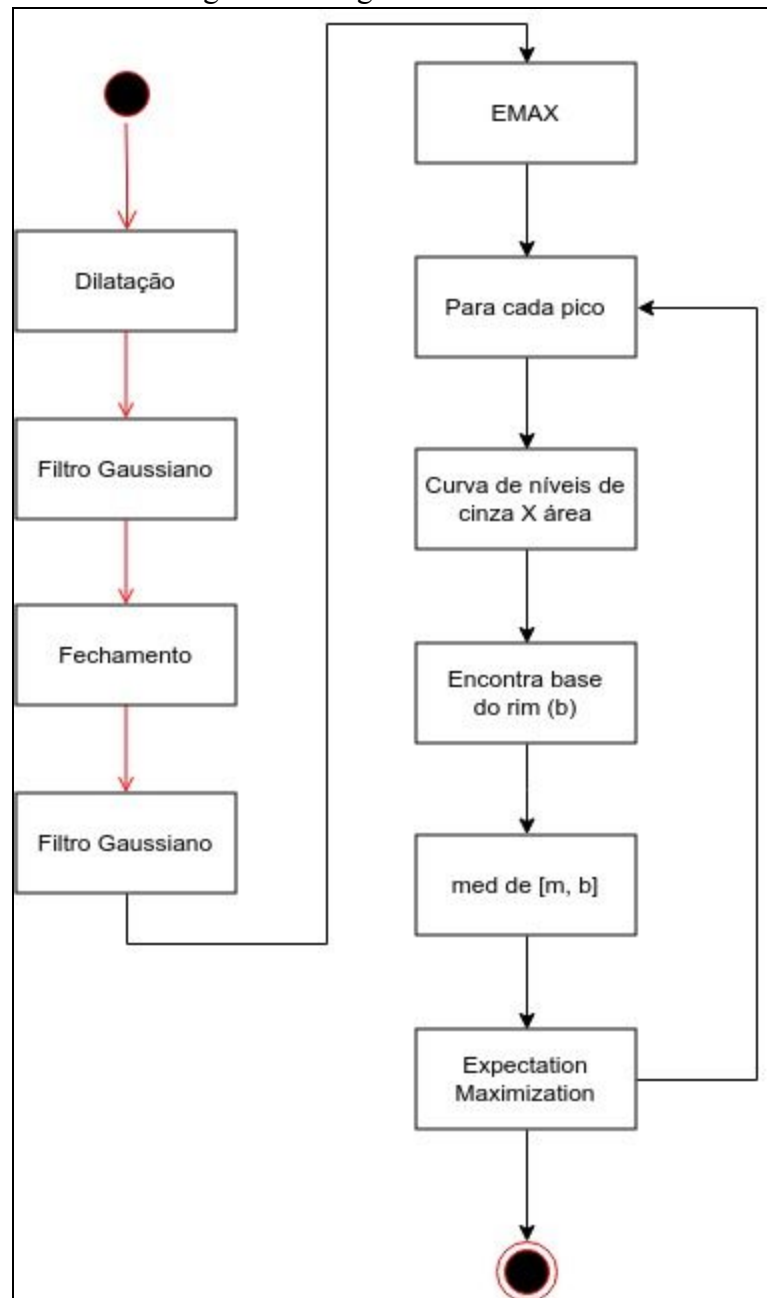
## **2 Desenvolvimento**

O método realizado para obtenção da segmentação do rim na imagem de cintilografia renal foi utilizado como base o método proposto pela dissertação, porém foi alterado o primeiro passo do pré-processamento onde a autora utiliza uma dilatação geodésica, e para o desenvolvimento deste trabalho foi utilizado uma dilatação simples.

A biblioteca utilizada para a implementação foi a OpenCV, com a linguagem de programação Python.

O diagrama de atividades (Figura 1) demonstra o fluxo dos processos realizados pelo método para a segmentação do rim.

Figura 1 - Diagrama de atividades



Fonte: elaborado pelo autor.

A imagem de cintilografia renal pode conter buracos dentro dos rins (Figura 2), porém um rim não pode estar furado. Para fim de segmentação esses buracos não têm relevância, portanto é aplicado uma dilatação para removê-los. O resultado pode ser observado na Figura 3.

Para retirar os ruídos da imagem e torná-la mais homogênea, é aplicado um filtro gaussiano. O resultado desta etapa pode ser observado na Figura 4.

O resultado, embora a dilatação tenha retirado os buracos no interior dos rins, ainda contém vales em seu interior. Para remoção desses vales é aplicado um fechamento, cujo resultado pode ser observado na Figura 5.

Dependendo do tamanho da imagem em relação ao elemento estruturante aplicado, pode ser causado um efeito quadriculado. Como resolução é aplicado novamente um filtro gaussiano. O resultado pode ser observado na Figura 6.

Neste momento o pré-processamento está finalizado e podemos realizar efetivamente a segmentação.

Com o resultado obtido, para encontrar os potenciais rins, é aplicado a operação  $EMAX_h$  que resulta em picos, cujo nível de cinza é  $m$ , que poderão ser considerados como os potenciais rins. O resultado pode ser visto na Figura 7.

"No caso ideal, cada região de máximo corresponde a um rim na imagem. Contudo, mesmo com os processamentos anteriores, alguns rins podem apresentar mais de um pico (máximo) em seu interior. Além disso, regiões extra renais, como a bexiga podem apresentar elevada captação do radiofármaco." (MARCUIZZO, 2007).

A partir deste ponto os rins são processados separadamente para que as análises sejam independentes.

Para estimar o valor do nível de cinza do fundo da imagem ( $b$ ), é calculada a curva de níveis de cinza relacionado à área do contorno. O valor de  $m$  é decrementado até atingir 0 e para cada decremento é obtido o tamanho da área através da função de contorno. O gráfico gerado pode ser visto na Figura 11. Essa curva aumenta de forma lenta e gradual, até atingir a borda do rim, onde a área um pico de crescimento. O valor do nível de cinza no primeiro pico encontrado é considerado o valor de  $b$ .

A segmentação dos rins pelo valor de  $b$  é apresentada na Figura 8.

A estimativa inicial das bordas dos rins é obtido pelo valor  $med$ , que é a mediana de  $[m, b]$ . Como cada rim é processado de forma independente, o valor de  $med$  pode ser diferente para cada um deles. A segmentação pelo valor  $med$  é mostrada na Figura 9.

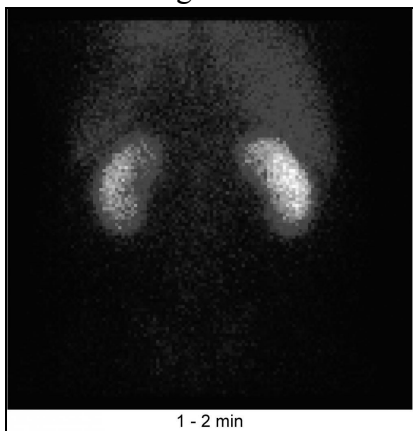
Em alguns casos, a segmentação por  $med$  pode resultar em imperfeições, onde a borda segmentada é maior que a borda real do rim. Como solução, é aplicado um processo de

otimização pelo método de classificação Expectation Maximization (*EM*). Aplica-se um gradiente morfológico na imagem, com o objetivo de conseguir um conjunto de pixels *E*, que servirá de entrada para o algoritmo *EM*.

O algoritmo *EM* classifica, através de um treinamento não supervisionado, os pixels do conjunto *E* em dois grupos, onde um representa os pontos que não pertencem ao rim, e outro os pontos que pertencem ao rim. No Quadro 1 é apresentado a configuração e treinamento do algoritmo *EM* presente na biblioteca OpenCV.

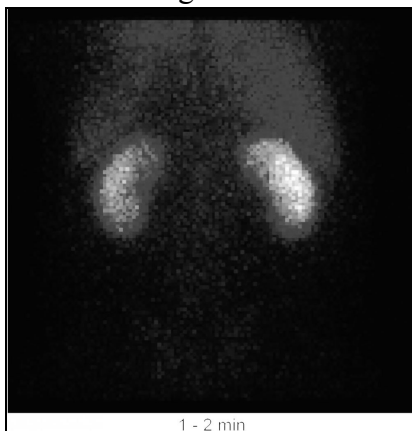
A segmentação pelo resultado da otimização é apresentada na Figura 10.

Figura 2



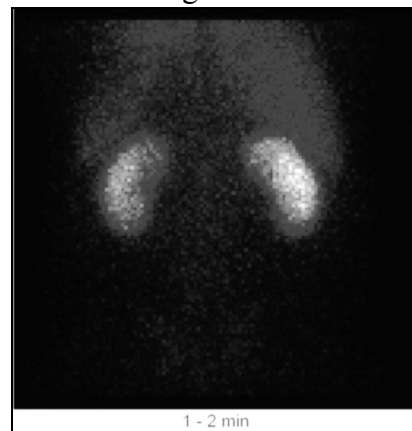
Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 3



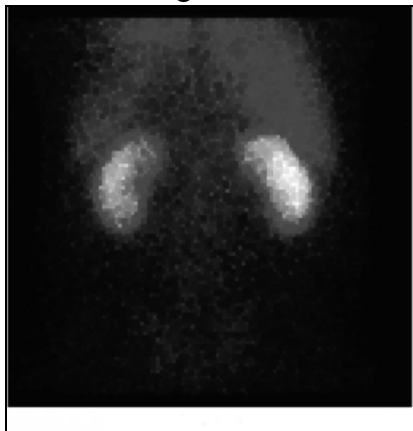
Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 4



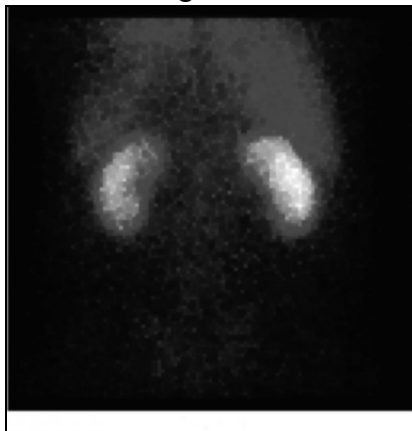
Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 5



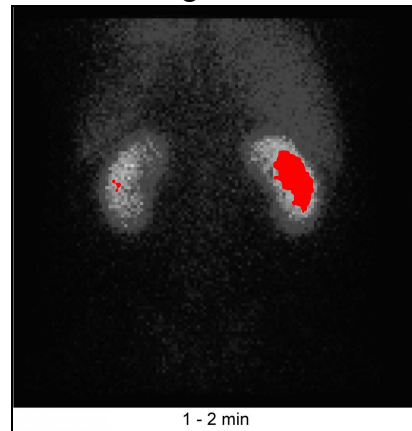
Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 6



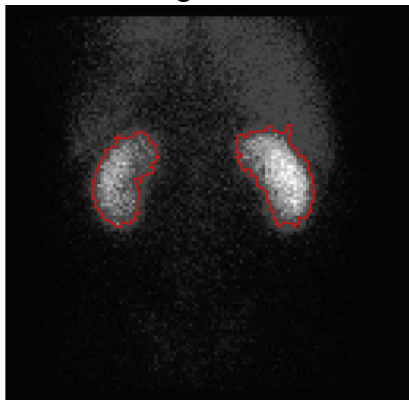
Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 7



Fonte: elaborado pelo autor.

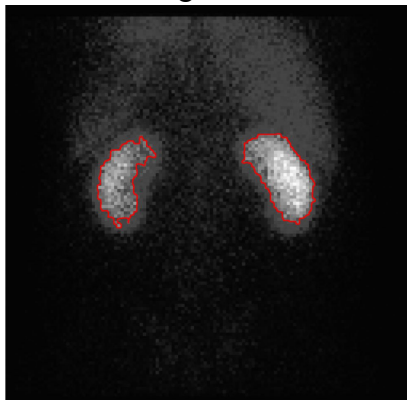
Figura 8



1 - 2 min

Fonte: elaborado pelo autor.

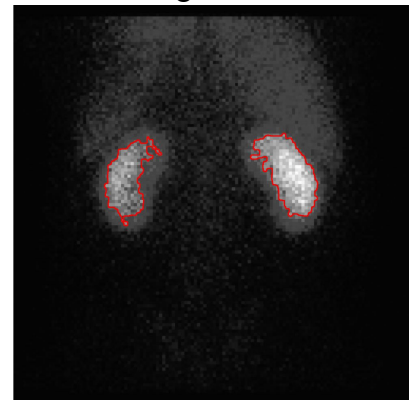
Figura 9



1 - 2 min

Fonte: elaborado pelo autor.

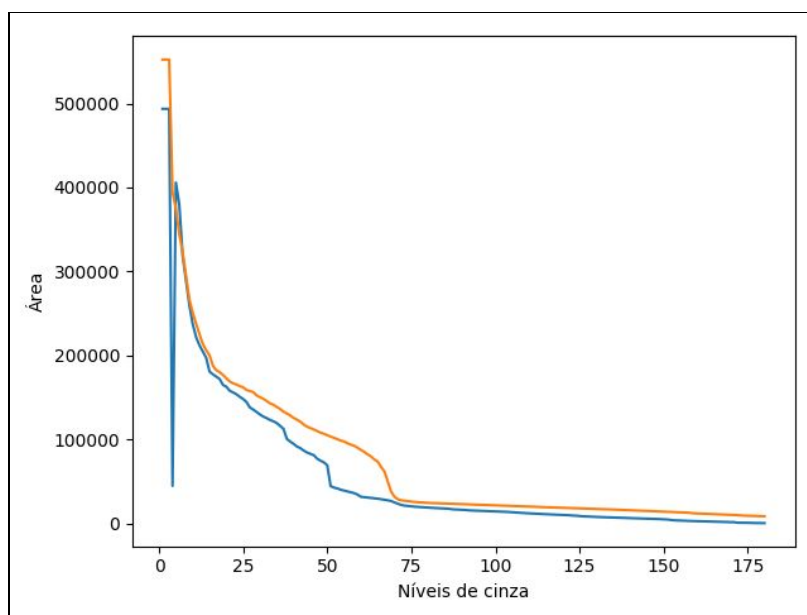
Figura 10



1 - 2 min

Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 11 - Níveis de cinza em relação à área



Fonte: elaborado pelo autor.

Quadro 1 - Código responsável pela configuração e treinamento do algoritmo *EM*

01.	<code>em = cv2.ml.EM_create()</code>
02.	<code>em.setClustersNumber(2)</code>
03.	<code>em.trainEM(e)</code>

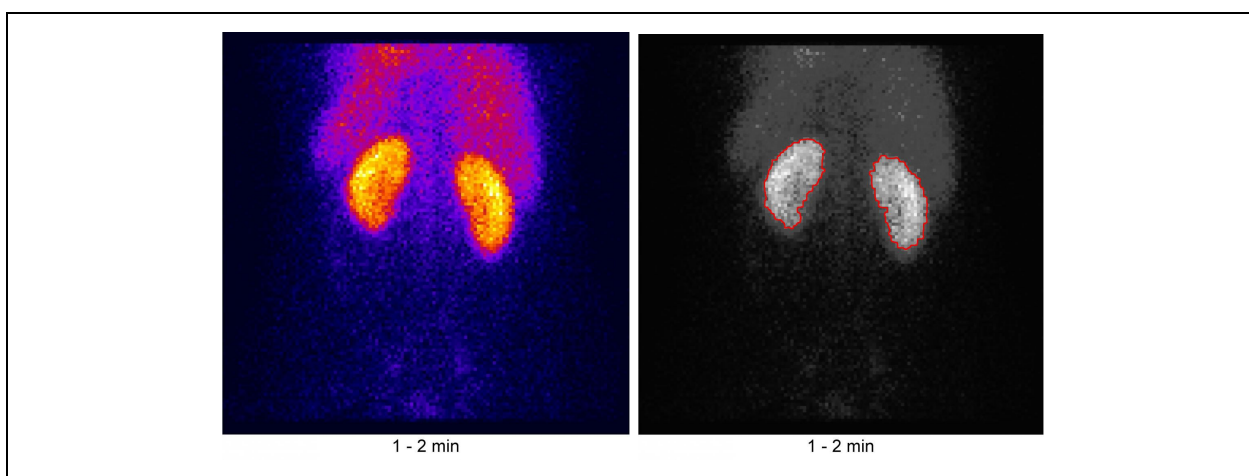
Fonte: elaborado pelo autor.

### 3 Resultados e discussões

Para realização dos testes, o processo foi aplicado à uma amostra das primeiras 25 imagens disponíveis na base, obtidas de forma não seletiva.

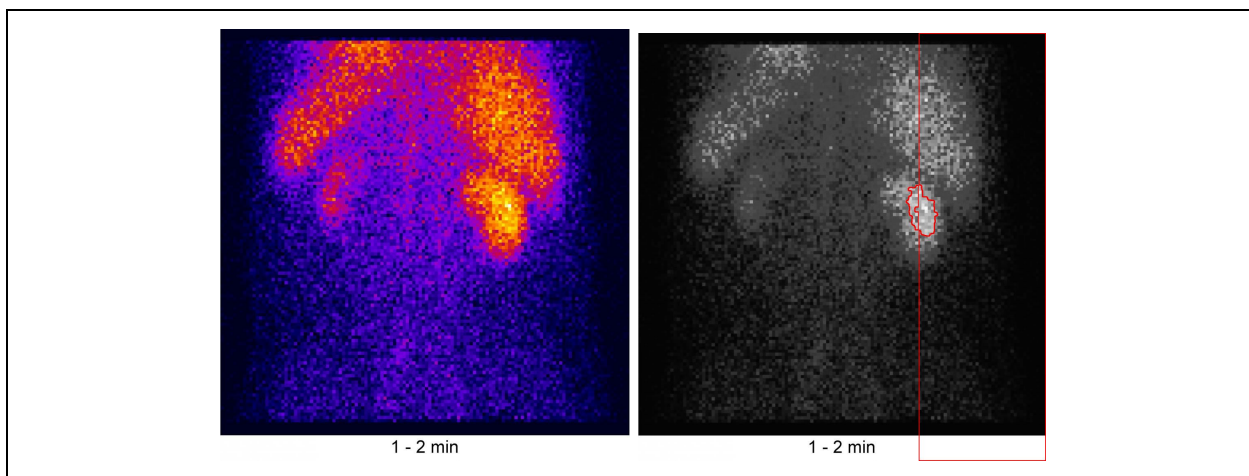
Podemos observar que o método proposto pela autora e implementado funciona apenas em casos controlados, pois 20% das imagens obtiveram o resultado esperado, 8% obtiveram um resultado aceitável e 72% não obtiveram um resultado satisfatório. Como observação, a base continha várias imagens que foram consideradas ruins, onde os rins não eram perfeitamente visíveis. A Figura 12 apresenta resultado satisfatório. A Figura 13 apresenta resultado não satisfatório.

Figura 12 - Resultado satisfatório



Fonte: elaborado pelo autor.

Figura 13 - Resultado não satisfatório



Fonte: elaborado pelo autor.

## 4 Conclusões

A partir dos resultados encontrados com as amostras coletadas de uma base pública de exames de cintilografia renal, podemos concluir que o método proposto obtém boa precisão em casos controlados, considerando que as segmentações foram bastante fiéis às bordas reais dos rins.

Nas imagens onde o resultado não foi satisfatório, a implementação do algoritmo pode ser melhorada para considerar casos onde existe apenas um rim visível, a diferença de intensidade entre os rins é muito grande ou o nível de cinza dos rins é menor que outro elemento presente na imagem, sem precisar, de fato, alterar o método proposto.

Como proposta de extensão, é sugerida a implementação de tratamentos para os cenários citados anteriormente e o melhoramento o algoritmo com o objetivo de torná-lo mais resiliente à casos extraordinários, finalizando sua execução, mesmo que de forma insatisfatória, sem apresentar erros de execução.

## 5 Referências

[1] MARCUZZO, Monica. **Quantificação de Impressões Diagnósticas em Imagens de Cintilografia Renal**. 2007. 74 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Pós-graduação em Computação, Instituto de Informática, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2007. Disponível em:

<<http://www.lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/10344/000597303.pdf>>. Acesso em: 8 jul. 2018.

[2] M.G.P.s.r.o. **Database of dynamic renal scintigraphy**. Disponível em:

<<http://www.dynamicrenalstudy.org/>>. Acesso em: 09 jul. 2018.