

**BRUNO BARRETO CARVALHO  
BRUNO FERREIRA LEAL**

**ATIVIDADE AVALIATÓRIA PDI - GRUPO 03**

São José do Rio Preto  
2018

# Sumário

<b>1. Introdução</b>	<b>2</b>
<b>2. Etapas de implementação</b>	<b>3</b>
2.1 Conversão HSI	3
2.2 Equalização	3
Figura 2-a	Figura 2-b
2.3 Segmentação/Limiarização	4
2.4 Filtro Morfológico	4
2.5 Vetores de Características	6
2.5.1 Dimensão Fractal	6
2.5.2 Entropia	6
2.5.3 Operador Morfológico proposto	6
<b>3 Resultados Obtidos</b>	<b>7</b>
3.1 Classificação ROC	7
3.1.1 HSI	7
3.1.2 Imagem segmentada 1	8
3.1.3 Imagem segmentada 2	9
3.2 Matriz de Confusão	11
3.2.1 HSI	11
3.2.2 Imagem segmentada 1	11
3.2.3 Imagem segmentada 2	12
<b>4 Conclusão</b>	<b>12</b>

# 1. Introdução

Este relatório compõe a atividade avaliatória da disciplina de Processamento Digital de Imagens (PDI) e descreve as etapas envolvidas no processamento e obtenção de características dos conjuntos de imagens fornecidos (conjuntos A e B) bem como a análise dos resultados obtidos de acordo com a avaliação proposta. Ele acompanha o arquivo “dupla03-codigo.zip”, que contém toda a implementação referente a atividade, além do arquivo “dupla03-características.txt”, que contém os vetores de características calculados para cada tipo de imagem (canal I, imagem\_seg\_1 e imagem\_seg\_2) de cada imagem pertencente aos conjuntos A e B.

## 2. Etapas de implementação

Esta seção descreve as etapas de implementação da atividade proposta. Cada etapa é acompanhada de uma breve descrição a respeito de seu objetivo bem como de imagens que ilustram os resultados obtidos após a aplicação das mesmas.

### 2.1 Conversão HSI

O modelo de cores RGB representa cada cor de acordo com seu espectro de cores primárias, sendo elas: vermelho, verde e azul. Enquanto que o modelo HSI, composto pela matiz (H), saturação (S) e Intensidade(I), possui como vantagem a separação de cor e de escala de cinza da imagem em apenas um canal, I, se tornando um modelo muito interessante em PDI uma vez que permite a aplicação de algoritmos em apenas um canal de cor e não três, como no modelo RGB. A utilização do canal I presente no modelo HSI reduz consideravelmente o custo de processamento da imagem. Além disso, em muitos casos as imagens são capturadas já no modelo HSI quando há a previsão do processamento posterior da mesma, nestes casos, a conversão aplicada nesta etapa se faz desnecessária, evidenciando ainda mais a vantagem da utilização deste modelo de cor.

A conversão para o modelo HSI foi aplicada em todas as imagens dadas como entrada para o algoritmo. A Figura 1-a) ilustra uma das imagens, enquanto a Figura 1-b) ilustra a imagem obtida após o processo de conversão para HSI da Figura 1-a).



Figura 1-a

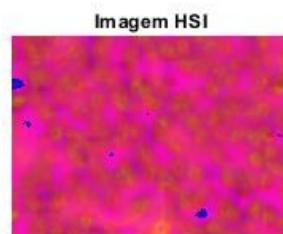


Figura 1-b

## 2.2 Equalização

O objetivo do processo de equalização de imagens é o realce das mesmas a partir do aumento de seu contraste, obtido após a aplicação de um processo de redistribuição do histograma original da imagem. A equalização de histograma consiste na redistribuição dos valores de nível de cinza em uma imagem, de modo que todos os pixels tenham probabilidade próximas de ocorrência, consequentemente tornando sua distribuição mais uniforme.

A Figura 2-a) apresenta o histograma da imagem apresentada na Figura 1-b). A Figura 2-b) ilustra os histograma equalizado referente a Figura 2-a).

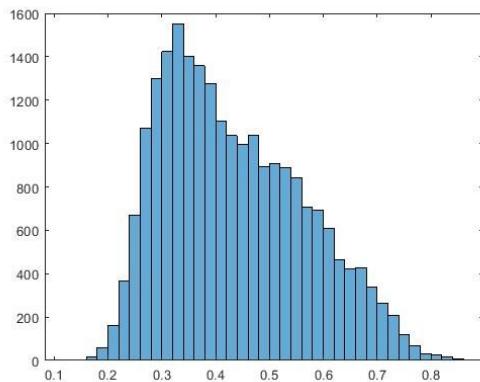


Figura 2-a

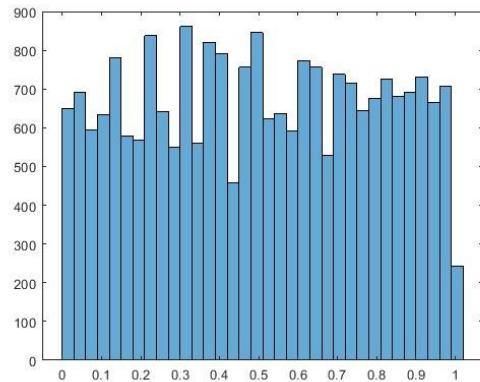


Figura 2-b

## 2.3 Segmentação/Limiarização

Segmentamos a imagem utilizando o comando *multithresh*, que utiliza o método de Otsu, em conjunto com o comando *imbinarize*.

O método de Otsu determina um limiar ótimo em uma imagem. Nesse método, o histograma da imagem é aproximado por duas funções Gaussianas e então é escolhido um limiar de forma a minimizar a variância intra-classes na imagem. Utilizamos o comando *multithresh* com o parâmetro '2' para obtermos dois limiares e assim obter duas imagens segmentadas.

Após obtermos os valores de limiar, utilizamos esses limiares com o comando *imbinarize* para binarizar a imagem, assim obtendo duas imagens binárias segmentadas.



Figura 3-a



Figura 3-b

## 2.4 Filtro Morfológico

Filtros morfológicos consistem de combinações sucessivas de transformações morfológicas de Abertura e Fechamento e são úteis para eliminar ruídos isolados e consequentemente realçando os objetos da imagem, que é o objetivo pelo qual o mesmo foi implementado neste trabalho. A escolha do elemento estruturante que compõe o filtro morfológico é de extrema importância, uma vez que influencia diretamente na minimização da presença de ruído em cada conjunto de imagem.

O elemento estruturante que trouxe melhores resultados quando aplicado junto aos filtros morfológicos dos conjuntos de imagens A e B, os quais serão descritos a seguir, foi em ambos os casos o filtro de conectividade 8 (B8) representado na Figura 3.

1	1	1
1	1	1
1	1	1

Figura 4: Elemento estruturante de conectividade 8 (B8)

Para as imagens do conjunto A foi utilizado o filtro morfológico, FM\_A, ilustrado na Figura 4-a). Para as imagens do conjunto B foi utilizado o filtro morfológico, FM\_B, ilustrado na Figura 4-b). A escolha de filtros diferentes foi necessária devido às características diferentes de cada conjunto de imagens.

$$(((A \circ B8) \circ B8) \bullet B8) \bullet B8$$

Figura 5-a): Filtro morfológico FM\_A para imagens do conjunto A

$$(((A \circ B8) \circ B8) \bullet B8$$

Figura 5-b): Filtro morfológico FM\_B para imagens do conjunto B

Em que os símbolos  $\circ$  e  $\bullet$  representam as operações de abertura e fechamento, respectivamente. As Figuras 5-c) e 5-d) representam o resultado obtido após a aplicação do filtro FM\_A nas Figuras 3-a) e 3-b).



Figura 5-c): Aplicação do filtro morfológico FM\_A na Figura 3-a)



Figura 5-d): Aplicação do filtro morfológico FM\_A na Figura 3-b)

## 2.5 Vektors de Características

O vetor de característica será composto por três valores, Dimensão Fractal, Entropia e operador morfológico proposto. Detalhes a respeito da obtenção de tais valores serão apresentados a seguir. Considerando que temos 8 imagens pertencentes ao conjunto A e 6 imagens pertencentes ao conjunto B, e que cada imagem será analisada de 3 modos distintos (canal I, imagem\_seg\_1 e imagem\_seg\_2), ao final da execução do algoritmo teremos 42 vetores de características, sendo 14 deles representando a análise do canal I, 14 deles representando a análise da imagem\_seg\_1 e 14 deles representando a análise da imagem\_seg\_2 relativa a cada imagem dada como entrada para o algoritmo.

### 2.5.1 Dimensão Fractal

O cálculo da dimensão fractal se deu por meio do coeficiente angular do resultado da regressão  $\log_2(x) \times \log_2(y)$ , para o plano xy, conforme especificado no item 4 da atividade proposta. Foi utilizado o método Box-Counting para a realização do cálculo da dimensão fractal. Neste método a imagem é considerada como um objeto tridimensional, sendo a terceira coordenada representada pela intensidade do pixel, a partir disto, para tamanhos diferentes de caixas é obtido a relação entre a quantidade de caixa necessárias para representar a imagem (x) se comparado a quantidade de caixas necessárias para representar as informações de fato presentes na imagem (y). Ao final do processo, o coeficiente angular da regressão logarítmica aplicada aos valores obtidos nos fornece a dimensão fractal da imagem.

### 2.5.2 Entropia

A entropia da imagem indica o quanto de incerteza há na imagem, ou seja, o quanto de irregularidade há na imagem com relação a distribuição de suas intensidades. Quanto maior a entropia da imagem, mais irregular, atípica ou despadronizada será a imagem analisada. A Figura 5 apresenta a equação utilizada para o cálculo da entropia, em que k representa as diferentes intensidades presentes na imagem, e  $p_i$  a probabilidade de ocorrência de  $k_i$ .

$$S = - \sum_{i=1}^k p_i \cdot \log p_i$$

Figura 6: Fórmula para o cálculo da entropia

### 2.5.3 Operador Morfológico proposto

Para a execução da quarta etapa da atividade foi o proposto o operador morfológico de dilatação e a utilização do elemento estruturante B8 apresentado na Figura 4.

Auxiliado por uma matriz X, a aplicação do operador morfológico de dilatação permitiu a extração de componentes conectados na imagem binarizada, esta por sua vez obtida a partir da aplicação do processo de binarização na imagem fornecida como resultado da execução do filtro morfológico descrito anteriormente.

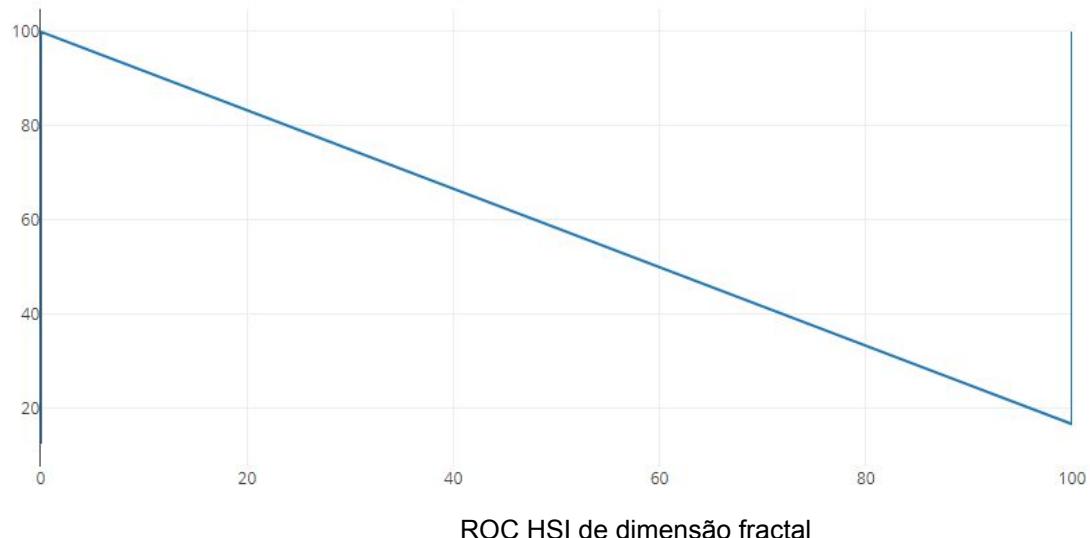
Para cada informação presente na imagem binarizada, representada pelo valor lógico 1, a matriz auxiliar X recebe em sua respectiva posição o mesmo valor, a partir do qual sucessivas aplicações do operador de dilatação reproduzem cada componente conectado da imagem. Para cada elemento conectado um rótulo é atribuído, permitindo a quantificação de elementos contidos na imagem e consequentemente a obtenção do terceiro atributo do vetor de características.

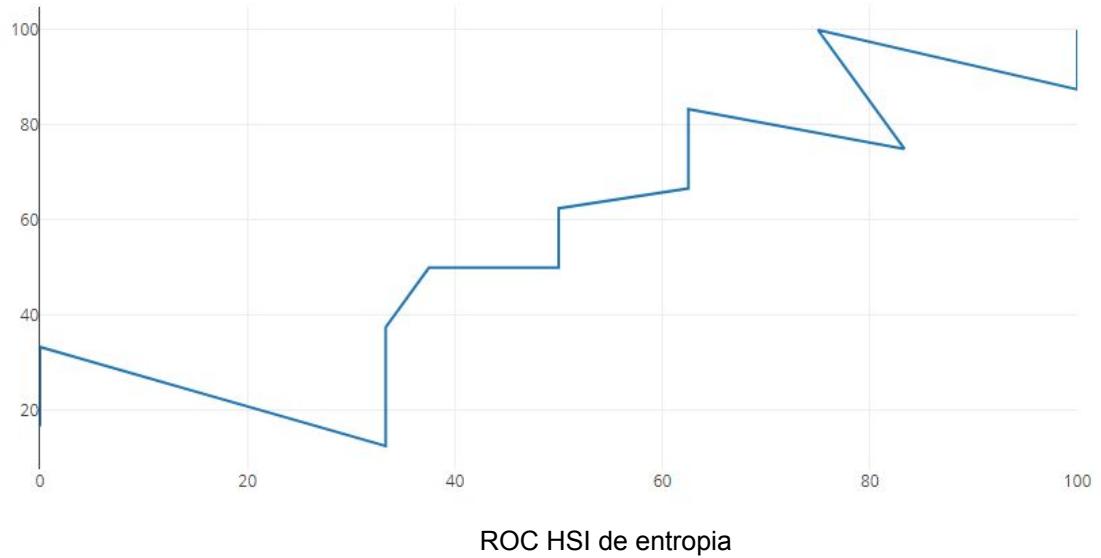
## 3 Resultados Obtidos

### 3.1 Classificação ROC

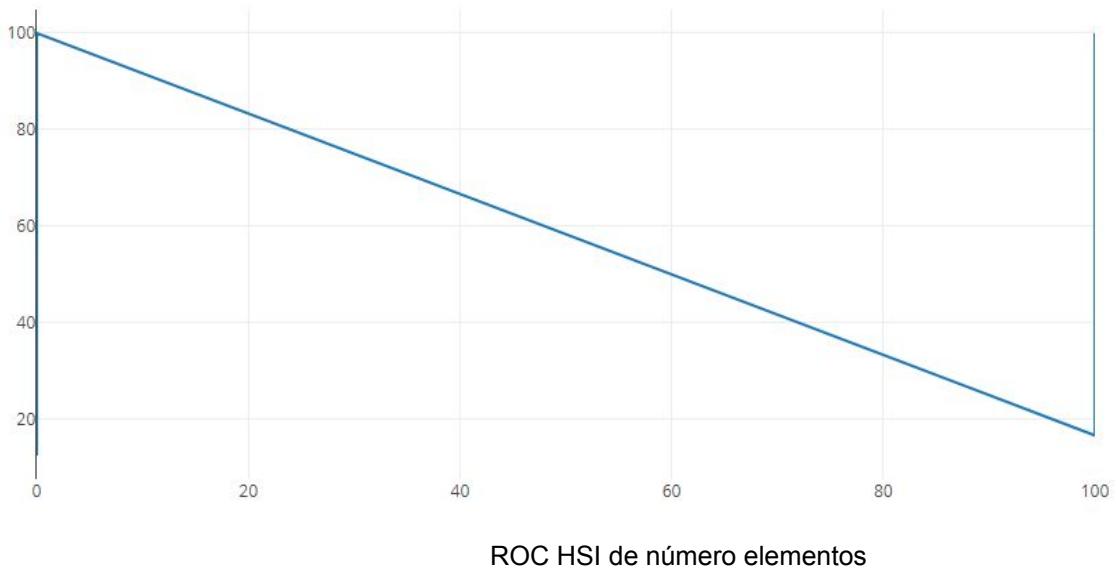
A seguir são apresentados os gráficos ROC de cada caso. O gráfico ROC é criado por (1 - especificidade) X sensibilidade.

#### 3.1.1 HSI



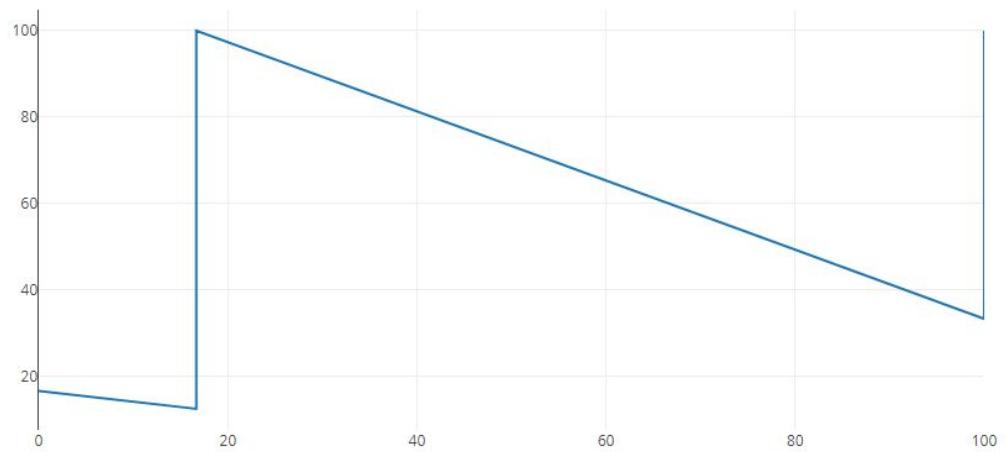


ROC HSI de entropia

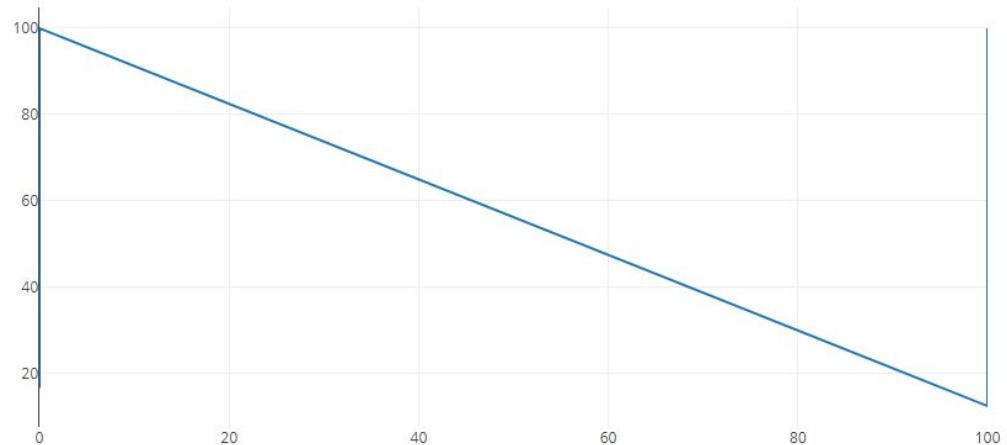


ROC HSI de número elementos

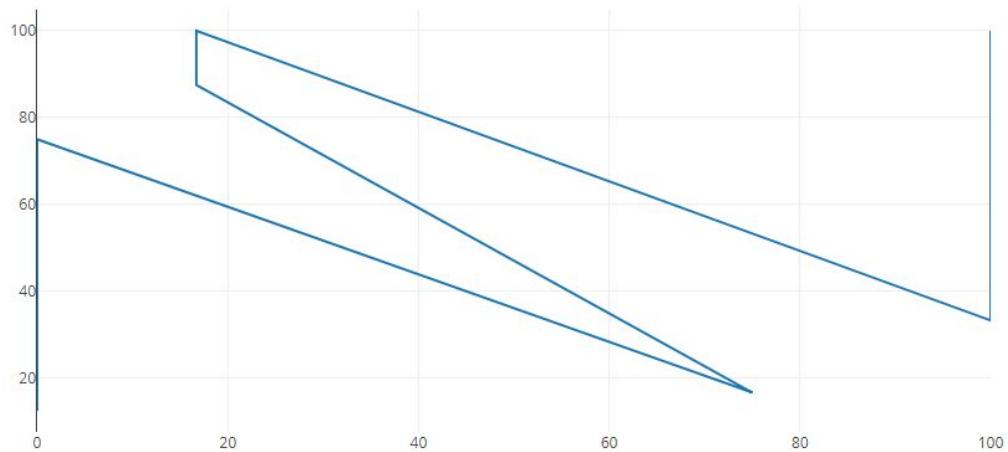
### 3.1.2 Imagem segmentada 1



ROC Imagem segmentada 1 de dimensão fractal

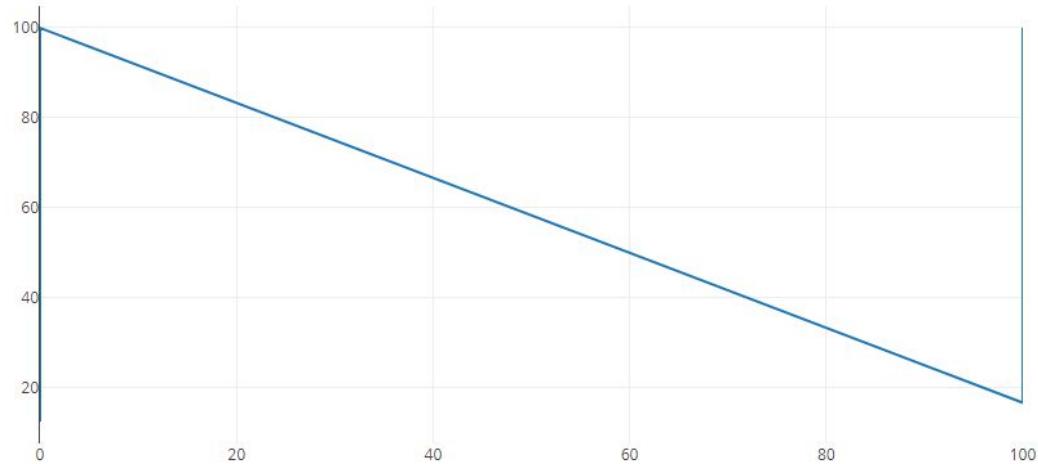


ROC Imagem segmentada 1 de entropia

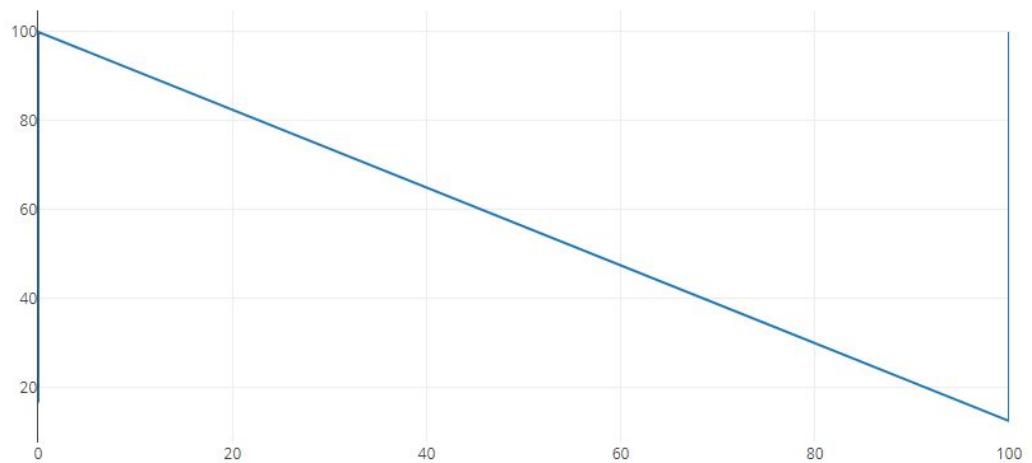


ROC Imagem segmentada 1 de número elementos

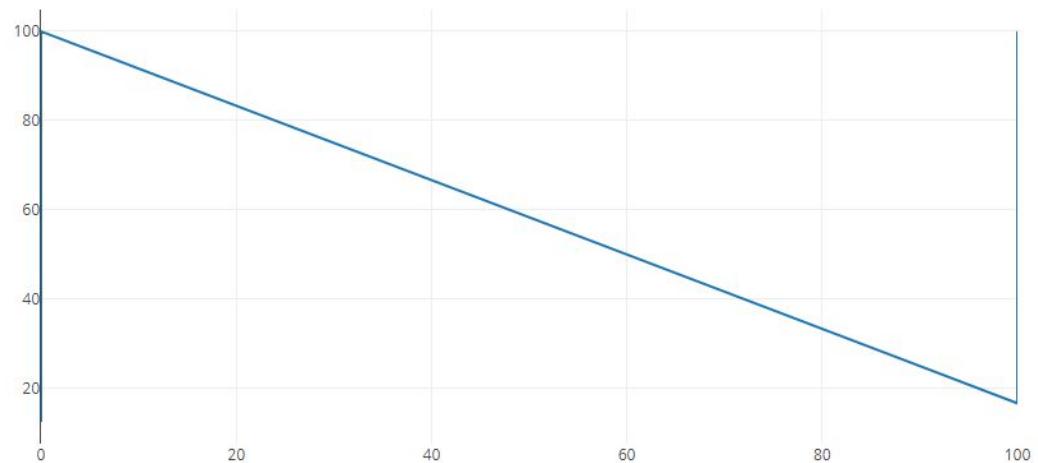
### 3.1.3 Imagem segmentada 2



ROC Imagem segmentada 2 de dimensão fractal



ROC Imagem segmentada 2 de entropia



ROC Imagem segmentada 2 de número elementos

## 3.2 Matriz de Confusão

A seguir estão representadas as matrizes de confusão dos melhores cortes para cada caso. As matrizes de confusão são compostas pela tabela de ouro nas duas primeiras colunas seguida da sensibilidade, especificidade, acurácia, precisão e ponto de corte respectivamente.

### 3.2.1 HSI

Dimensão fractal

8	0	100	100	100	100	0.6751
0	6	0	0	0	0	0

Entropia

2	0	33.3333	100	71.4286	100	0.9997
4	8	0	0	0	0	0

Número de elementos

8	0	100	100	100	100	240
0	6	0	0	0	0	0

### 3.2.2 Imagem segmentada 1

Dimensão fractal

8	1	100	83.3333	92.8571	88.8889	0.6723
0	5	0	0	0	0	0

Entropia

6	0	100	100	100	100	0.3903
0	8	0	0	0	0	0

Número de elementos

8	1	100	83.3333	92.8571	88.8889	253
0	5	0	0	0	0	0

### 3.2.3 Imagem segmentada 2

Dimensão fractal

8	0	100	100	100	100	0.6470
0	6	0	0	0	0	0

Entropia

6	0	100	100	100	100	0.9661
0	8	0	0	0	0	0

Número de elementos

8	0	100	100	100	100	108
0	6	0	0	0	0	0

## 4 Conclusão

Foi obtido um desempenho aceitável, com o algoritmo completando em pouco mais de 5 minutos porém consumindo uma quantidade considerável de memória.

Houve um empate em qual combinação obteve maior taxa acurácia, sendo que qualquer combinação contendo a Imagem Segmentada 2 obteve ótima taxa de acurácia.

Com relação ao atributo mais relevante para detectar casos positivos também houve empate. Ambos atributos de número de elementos e dimensão fractal detectaram mais casos positivos, tanto verdadeiros quanto falsos.

Houve outro empate com relação aos atributos mais relevantes considerando a acurácia, sendo que a dimensão fractal e o número de elemento apresentaram acurácia acima de 90% nas 3 imagens.

Como dito anteriormente, o footprint de memória do algoritmo foi considerável, devido a várias matrizes que são armazenadas além de várias iterações ao longo do programa. Além disso, por ter várias etapas e ter de analisar muitas imagens, o algoritmo sofre muito com o aumento do número de imagens.