1. Shape and size based features

1.Volume

计算肿瘤区域内的像素数

2.Roundness

测量病灶接近圆的程度(1-离心率）

3.Orientation

测量x轴和椭圆的主轴之间的夹角

4.Solidity

用一个最小凸多面体将肿瘤的三维实体包裹起来，同时在区域和其最小凸多面体中的像素比例,反映出区域的固靠性程度.

5.ConvexHullVolume

包围病灶的凸面体的体积

6.SurfaceArea

3d计算表面积，2d计算周长

7.SurfaceAreaDensity

体现肿瘤与球形的近似程度, 较大的比值表明肿瘤与球形差异较大; 相反, 较小的比值则表明肿瘤近似球体

8.MeanBreadth

三维方向径长的平均值作为病灶的近似直径

9.Compactness1

10.Compactness2

11.Max3DDiameter

最大的三维肿瘤直径为肿瘤表面上体素的最大成对欧氏距离

12.Spherical Disproportion

R是与肿瘤体积相同的球体的半径

1. Sphericity

以上V和A在三维MR图像中为病灶的体积，表面积,而在二维XR图像中则分别代表病灶的表面积，周长。

1. First order statistics
2. GlobalMax

所有像素的最大值

2.GlobalMin

所有像素的最小值

3.GlobalMedian

所有像素的中值

4.GlobalMean

所有像素的均值

5.Range

所有像素的灰度范围

6.Kurtosis

峰度是描述总体中所有取值分布形态陡缓程度的统计量。峰度的绝对值数值越大表示其分布形态的陡缓程度与正态分布的差异程度越大。

7.Skewness

偏度描述的是某总体取值分布的对称性。偏度的绝对值数值越大表示其分布形态的偏斜程度越大。

8.GlobalStd

9.LocalEntropyMax

10.LocalEntropyMedian

11.LocalEntropyMin

12.LocalEntropyMean

13.LocalEntropyStd

首先,对每个像素，在它的邻域内计算熵（9\*9邻域）

然后,计算最大值，中值，最小值，均值，标准差

14.LocalRangeMax

15.LocalRangeMedian

16.LocalRangeMin

17.LocalRangeMean

18.LocalRangeStd

首先,对每个像素，在它的邻域内计算灰度范围

然后,计算最大值，中值，最小值，均值，标准差

19.LocalStdMax

20.LocalStdMin

21.LocalStdMedian

22.LocalStdMean

23.LocalStdStd

首先,对每个像素，在它的邻域内计算准偏差

然后,计算最大值，中值，最小值，均值，标准差

24.Mean Absolute Deviation

所有像素灰度值与均值绝对差值的均值

25.Median Absolute Deviation

所有像素灰度值与均值绝对差值的中值

26.Inter Quartile Range

四分位范围（大于75%部分之对应灰度值减大于25%部分之对应灰度值)，IQR是对数据散布性的一个可靠估计。

27.Energy

当图像纹理绞细致、灰度分布均匀时，能量值较大，反之，较小。

28.Root Mean Square

29.Variance

30.Global Entropy

是图像所具有的信息量的度量因此熵值表明了图像灰度分布的复杂程度，熵值越大，图像越复杂。熵值表明了图像灰度分布的复杂程度，熵值越大，图像越复杂。

31.Global Uniformity

1. Gray-Level Co-Occurrence Matrix based features

灰度共生矩阵纹理特征表示统计空间上具有某种位置关系的一对像元灰度对出现的频度。由于纹理是由灰度分布在空间位置上反复交替变化而形成的，因而在图像空间中相隔某距离的两个像素间一定存在一定的灰度关系，称为是图像中灰度的空间相关特性，通过研究灰度的空间相关性来描述纹理，这就是灰度共生矩阵的思想基础。

表示该矩阵是在 尺寸的原始 CT 肿瘤影像上以 D 个像素距离提取得到的灰度共生矩阵。元表示原始图像上第灰度级与第灰度级按照以上约束在灰度共生矩阵上出现的次数。

be the co-occurrence matrix for an arbitrary and ,

be the number of discrete intensity levels in the image,

be the mean of ,

be the marginal row probabilities,

be the marginal column probabilities,

be the mean of ,

be the mean of ,

be the standard deviation of ,

be the standard deviation of ,

，，

，

be the entropy of ,

be the entropy of ,

be the entropy of ,

[1~3]

1.Autocorrelation

如果纹理具有一定的周期性，自相关值大。

2.Contrast

对比度能够反映图像清晰度和纹理深度，图像清晰度越高，纹理越深，对比

度越大；反之，对比度较小。

3.Correlation1

相关性反映的是灰度共生矩阵中元素的差异性，即反映图像灰度在某一方向

的变化程度，元素差异性越小，图像灰度在该方向变化程度越小，相关性越大；

元素差异性越大，图像灰度在该方向变化程度越大，相关性越小。

4.Correlation2

5.Cluster Prominence

6.Cluster Shade

7.Dissimilarity

8.Energy

能量反映图像的均匀性

9.Entropy

熵反映区域内的随机程度，对于有结构纹理的组织，熵值要小些。

10.Homogeneity1

11.Homogeneity2

12.Maximum probability

13.Variance

方差反映的是图像整体的灰度变化情况。若图像灰度分布较均匀,则方差较小反之,若图像有明显的灰度差异,图像方差则较大。

14.Sum average

15.Sum variance

16.Sum entropy

17.Difference variance

18.Difference entropy

19.Information measure of correlation1

20.Informaiton measure of correlation2

21.Inverse difference normalized

22.Inverse difference moment normalized

1. Gray-Level Run-Length matrix based features

一幅图的游程长度矩阵反映了图像灰度关于方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息。它是分析图像的局部模式和它们排列规则的基础。灰度游程矩阵在图象中定义为具有相同灰度值的在一条直线上连续点的集合。每个游程中所含点数的数目则定义为游程长度（Run Length）。在灰度图像上，由于连续的像素点在某一个方向上具有相同的灰度值，灰度游程矩阵通过对这些像素点的分布进行度量得到图像的游程纹理特征。

be the th entry in the given run-length matrix for a direction ，

the number of discrete intensity values in the image,

the number of different run lengths,

the number of voxels in the image.

[5~8]

1.Short Run Emphasis

细纹理区域中短游程长度的情况出现较多

2.Long Run Emphasis

粗纹理区域中长游程长度的情况出现较多

3.Gray-Level Nonuniformity

4.Run-Length Nonuniformity

5.Run Percentage

6.Low Gray-Level Run Emphasis

7.High Gray-Level Run Emphasis

8.Short Run Low Gray-Level Emphasis

9.Short Run High Gray-Level Emphasis

10.Long Run Low Gray-Level Emphasis

11.Long Run High Gray-Level Emphasis

12.Gray-Level Variance

13.Run-Length Variance

五．Gray-Level Size Zone Matrix (GLSZM) texture features.  
用P定义GLSZM，*P* (*i; j*) 代表在V中灰度为i并且大小为j的3D区域的数量,Ng表示在V中设置的量化灰度级数量, Lz代表V中最大的区域(任何灰度水平)的大小。区域由三维空间26邻域中相同灰度的像素组成(一个像素只可能是一个区域的一部分)。. The entry (*i; j*)  
of the normalized GLSZM is then defined as: IMG_256  
The following quantities are also defined:  
IMG_256

[5~8]

2.

3.

4.

5.

6.

7.

8 .

9.

10.

11.

12.

13.

1. Neighbourhood Gray-Tone Difference Matrix (NGTDM) texture features 邻域灰度差分矩阵

Amadasun and King [2] proposed the Neighborhood Gray Tone Difference Matrix in order to extract textural features, which correspond to visual properties of texture. The following features were extracted, for a neighborhood size of (2d+1)x(2d+1) where d was varied for values 1 to 5: 1) Coarseness, 2) Contrast, 3) Busyness, 4) Complexity, and 5) Strength.

[9]

用P(i)定义NGTDM，P(i)表示在三维空间V中，所有灰度值为i的像素与其26邻域内像素的平均灰度值之间的灰度差异的总和。Ng表示在V中设置的量化灰度级数量，{Ng}eff是V中灰度级的有效数字，{Ng}eff小于Ng(V中的灰度值向量表示为g=g(1);g(2); ...;g(Ng);由于不同的量化方法，一些灰度级包括g(1)和g(Ng)可能不会出现在V中），每个V计算出一个大小为Ng \*1的NGTDM。考虑离散长度的差异，围绕中心位置(j;k;l)的平均值都执行这样的操作，距中心点√3的像素赋予权重√3 ，距中心点√2的像素赋予权重√2 ，距中心点1的像素赋予权重1，第i个NGTDM定义为:

{Ni}是V中所有灰度值为i的所有像素的集合，Ni是V中灰度值为i的像素个数，Ai是V中位置(j;k;l)的26邻域像素点的平均灰度值：

其中n是v中的体素的总数。该NGTDM纹理特征定义为：

七．TIC（MR）

通过计算DCE-MRI序列图像中病灶区域内对比剂的平均浓度（在图像中表现为平均灰度），可以得到代表区域内代谢特性的特征值， 将在序列图像中得到的结果绘制成曲线，就得到时间-信号强度曲线.

本文所用数据共有九个序列（一个 MASK 序列记为0，八个 DCE 序列，分别记为1到8）,每个序列中病灶区域的平均浓度用val 值表示，通过7次多项式方法对这9个值进行拟合，得到曲线C。

（1）

通过TIC曲线，可以提取一些曲线上的参数，来表征乳腺病灶的良恶性差异。本文基于病灶的TIC 曲线，共计算灰度比参数、达峰时间、廓清率、吸收率、浓度最大值等29个特征。

1~8）灰度比参数：

（2）

其中， i =1，2，3，4，5，6，7，8

9）吸收率：  （3）

10）廓清率：

（4）

11）达峰时间：

（5）

12）浓度最大值：

（6）

13）峰值增强斜率：

（7）

14）峰值增强曲率：

（8）

15~22）曲线拟合参数：

（9）

23）信号增强比：

（10）

24）初始增强百分比：

（11）

25）初始增强速率：

（12）

26）最大增强百分比：

（13）

27）最大增强速率：

（14）

28）流出百分比：

（15）

29）流出速率：

（16）

# 七．WLD韦伯局部描述子（XR）

we examined a group of new features based on the WLD descriptors proposed by Chen et al.11 In Chen et al.11 the WLD features outperformed other widely used features (including Gabor and SIFT) in experimental results on popular texture databases (e.g., Brodatz and KTH-TIPS2-a),  
and produced good performances compared to bestknown results on some human face detection experiments (e.g., MIT + CMU frontal face test set and CMU profile test set). The WLD descriptor is a simple, yet powerful and robust local descriptor. It consists of two separate components—differential excitation and orientation—and is inspired by Weber’s Law, which is a law developed according to the perception of human beings. It states that the change of a stimulus (such as  
pixel intensity, lighting) that will be just noticeable is a constant ratio of the original stimulus. When the change is smaller than the constant ratio of the original  
stimulus, a human eye (vision system) can recognize it as background noise rather than a valid signal. Thus, for a given pixel, we computed the differential excitation component of the WLD descriptor as a ratio between two terms11: (1) the relative intensity differences of a current pixel against its 3 9 3 neighbors; (2) the intensity of the current pixel. With the differential excitation component, the local salient patterns in the image can be extracted.11 We also computed the gradient orientation at the location of each pixel. We computed the contrast, difference variance, difference entropy, sum of squares: variance, and dissimilarity WLD features using the method proposed in Haralick et al.,20 Soh and Tsatsoulis,33 and Wei et al.41

WLD算法分为differential excitation和orientation两部分, 获得差励图和方向图，各计算 contrast, difference variance, difference entropy, sum of squares: variance, and dissimilarity 5个特征

八．Gabor（XR）

基于 Gabor 滤波器的纹理提取方法是一种常用的空间-频率域联合的纹理分析

方法， 由于其符合人类的视觉原理， 能对信号空间域和频率域进行最佳描述， 其已经广泛用于纹理特征提取、纹理分割、基于纹理特征的识别等方面[66]-[69]。 1985年， Daugman 提出了二维 Gabor 滤波器理论， 并指出二维 Gabor 滤波器可以同时在空域、频域和方向上获得最佳的分辨率。二维 Gabor 滤波器可以很好的模拟人的视觉神经细胞的感受视野轮廓。 由于二维的 Gabor 滤波器能够很好地反应图像的多尺度、多方向上纹理信息，因此本文采用二维 Gabor 滤波器对图像进行分析处理。

本文采用 8 个方向（原始图像的 0°， 45°， 90°， 135°， 180°， 225°，

270°， 315°八个方向）和五个距离尺度上（7\*7，13\*13，19\*19，23\*23，29\*29大小的滤波核）。

文使用 Gabor 滤波器将图像分为多尺度与多方向上的泡沫纹理幅度谱(GMTR)与相位谱(GPTR)两种不同图像。并在各图像上提取图像均值（Mean）， 标准差

（Variance）， Skeweness，Kurtosis。

小波特征

小波变换的图像处理中常用的工具方法之一， 小波变换作为一种多分辨率分  
析工具， 为不同尺度上信号的分析和表征提供了精确和统一的框架[70]-[74]。通过小波变换，不同频谱的信息将会被统一归类。如本章节最开始时的图示，通过一次小波变换，图像中高频信息将会被分配到高频图像上（High），而低频信息则会被分类到低频图像上（Low），这一过程成为一次小波变换。然后对第一步中得到的高频图像和低频图像再分别进行小波变换，原始的图像被分为四个小波图像（这四个小波图像分别用 HH， HL， LH， LL 表示）。小波变换能够将原始图像上的不同的信息进行归类，本研究所构建的特征集，除了在原始图像上对本文上述章节中提到的：多阶统计特征、纹理特征以及 Gabor特征进行提取外，还在经过小波变换之后的四幅图像上分别进行特征提取。 （XR）

三维离散小波变换的实现（MR）  
目前二维多分辨率分解的理论在图像处理领域得到丁广泛的应用．而为了实现三维MRI图像的多分辨率分解，有必要将二维小波变换算法推广到三维。  
图1是动态图像信号一层小渡分解的三维子带示意图，基于三维小渡变换的一层分辨率分解过程立“罔2所示。图中L、H分别表示序列经过低频和高频滤渡后得到的低频成分和高频成分。与二维小渡变换相似，图像序列经三维变换后被分解成一个低分辨下的逼近(低频三维子带)和一系列代表不同分辨率的罔像序列细节信息的高频三维子带。  
  
三维离散小波变换的实现是对信号s先在x方向上进行一维小波变换得到2个子带，然后再对2个子带分别在y方向上进行一维小波变换得到4个子带，然后再对这4个于带分别在z方向上进行一维小渡变换得到8个子带，分别为LLL,LLH,HLL,HLH,LHL,LHH,HHL,HHH ，分解过程如图2所示。其中LLL是整个三维块的近似信息，HHH为三维块的高频信息，其它的都是中频信息。