



数字图像是由数字化的像素点阵组成的二维数组，它表示了一个二维平面上的图像，每个像素包含了对应位置的亮度、颜色或灰度等信息。在数字图像处理中，图像可以进行数字化处理，如增强、压缩、去噪、分割、识别等，以获得更好的可视化效果或进行进一步的分析和处理。数字图像处理在许多领域中都有应用，如医学、机器视觉、遥感、数字摄影等。



(数字图像处理)9×9英寸的图像 以300perinch采样率 求输出图像大小
A.300×300 B.900×900 C.1800×1800 D.2700×2700



输出图像大小可以通过像素计算得到，因为每英寸（inch）有300个采样点（pixels），所以这个9×9英寸的图像包含了 $9 \times 300 \times 9 \times 300 = 81,0000$ 个像素点。

因此，输出图像的像素大小为 810000，而题目没有给出输出图像的分辨率，因此无法得到具体的输出图像大小。



(数字图像处理)对一幅图像进行两次3×3滤波，相当于进行一次（）滤波
A.3×3 B.5×5 C.7×7 D.9×9



对一幅图像进行两次 3×3 的滤波，相当于将每个 3×3 的窗口中的像素进行滤波处理两次。这等价于在一个 5×5 的窗口中进行一次滤波，因为两次 3×3 的滤波相当于在一个 5×5 的窗口中进行了一次滤波，且每个像素在这个 5×5 的窗口中都被计算了两次。

因此，答案是 B. 5×5 。



(数字图像处理)移中操作的目的，是否必要





移中操作（或者称为中心化操作）是指将一个图像的均值移动到原点（0,0）附近，以减小像素间的差异性，以及方便进行后续的图像处理，如滤波、变换、分类等。

移中操作并不是所有图像处理算法中都必要的，但在一些情况下它非常有用。例如在图像分类算法中，将图像进行中心化可以使模型更容易训练，因为特征向量会更接近零均值。在一些图像增强算法中，中心化也可以减小图像的动态范围，以便于进行灰度变换和对比度增强等操作。

总之，移中操作的目的是为了更好地处理图像，提高后续处理的效果和准确度。在某些情况下，它是非常有必要的。



17

(数字图像处理)下列哪个不是傅里叶变换性质

A. 周期性 B.中心对称性 C.共轭对称性 D.可分离性



傅里叶变换是一种将信号从时域转换到频域的技术，它具有多种性质，其中包括：

- A. 周期性：如果信号在时域中是周期信号，则在频域中会呈现出离散谱线的形式。
- B. 中心对称性：对于实数信号，其傅里叶变换在频域中具有中心对称性，即其频谱的中心为原点。
- C. 共轭对称性：对于实数信号，其傅里叶变换的频谱具有共轭对称性，即其实部和虚部分别具有轴对称性。
- D. 可分离性：如果一个二维信号是由两个一维信号相乘得到的，则它的二维傅里叶变换可以表示为两个一维傅里叶变换的乘积。

根据以上描述，选项A、B、C都是傅里叶变换的性质，而选项D是傅里叶变换的一个重要特性，因此答案为 A. 周期性。



17

(数字图像处理)去除椒盐噪声最好的方法



椒盐噪声是数字图像处理中常见的一种噪声，其会在图像中随机出现黑白两色的噪点，对于图像的视觉效果和后续处理都会产生很大的影响。以下是一些去除椒盐噪声的方法：

1. 中值滤波：中值滤波是一种非常简单的去除椒盐噪声的方法。它的原理是在图像中移动一个固定大小的窗口，在窗口内部将像素值排序并用其中位数代替当前像素值。中值滤波可以有效地去除椒盐噪声，但会模糊图像的细节和边缘信息。

2. 自适应中值滤波：自适应中值滤波是一种改进的中值滤波方法，它可以根据窗口内的像素值动态地调整窗口大小和中值滤波的程度，从而更加精确地去除噪声，并保留图像的细节信息。
3. 双边滤波：双边滤波是一种保边去噪的滤波方法，它在滤波时不仅考虑像素之间的距离，还考虑像素之间的灰度差异。这种方法可以有效地去除椒盐噪声，同时保留图像的边缘信息。
4. 基于深度学习的方法：最近，基于深度学习的图像去噪方法在处理椒盐噪声方面取得了非常好的效果。这些方法利用卷积神经网络对图像进行训练，可以去除椒盐噪声，同时保留更多的图像细节和纹理信息。

综上所述，不同的去除椒盐噪声的方法都有其优缺点。可以根据具体情况选择合适的方法进行去噪处理。



17

(数字图像处理)图像退化 $g(x,y)=h(x,y)*f(x,y)+\eta(x,y)$ ， $h(x,y)$ 和 $f(x,y)$ 在空间域上是什么关系



在数字图像处理中，图像退化通常可以表示为以下形式：

$$g(x,y) = h(x,y) * f(x,y) + \eta(x,y)$$

其中， $g(x,y)$ 是退化图像， $h(x,y)$ 是退化系统的脉冲响应（或点扩散函数）， $f(x,y)$ 是原始图像， $*$ 表示卷积运算， $\eta(x,y)$ 是退化过程中引入的噪声。这个式子可以用来描述图像在退化系统下的变化情况。

在空间域上， $h(x,y)$ 和 $f(x,y)$ 的关系可以用下面的公式表示：

$$h(x,y) = F^{-1}\{H(u,v)\} / F^{-1}\{F(u,v)\}$$

其中， $F(u,v)$ 和 $H(u,v)$ 分别是 $f(x,y)$ 和 $h(x,y)$ 的二维傅里叶变换（DFT）。这个公式表示 $h(x,y)$ 可以通过 $f(x,y)$ 的傅里叶变换和 $g(x,y)$ 的傅里叶变换得到。也就是说， $h(x,y)$ 是 $f(x,y)$ 和 $g(x,y)$ 的傅里叶变换之比，代表了图像在退化系统下的变化情况。

需要注意的是，这个公式假定噪声 $\eta(x,y)$ 是零均值高斯白噪声，并且在频域上与 $h(x,y)$ 无关。如果噪声不是高斯白噪声，或者与 $h(x,y)$ 有关，这个公式就不适用了。



17

(数字图像处理)数字图像能否求导，几阶导？



数字图像是由离散像素组成的，像素之间存在固定的间距。因此，数字图像可以进行差分运算来近似求解导数。差分是一个近似求导的方法，可以用来计算数字图像的一阶和二阶导数。

一阶导数通常可以通过计算像素值之间的差分来近似求解。一阶导数可以表示为以下形式：

$$f'(x) \approx [f(x+1) - f(x)]/h$$

其中， h 是像素之间的间距，也称为采样间隔。

二阶导数可以通过计算像素值之间的二阶差分来近似求解。二阶导数可以表示为以下形式：

$$f''(x) \approx [f(x+1) - 2f(x) + f(x-1)]/h^2$$

这个式子可以通过对一阶导数再次求导得到。

需要注意的是，在进行差分运算时，需要注意边界问题。在边界处，差分运算可能会出现问题，因此通常需要对边界进行特殊处理，比如使用周期性边界、反射边界或者零填充边界等方法来处理。



17

(数字图像处理) 给一张爱因斯坦图像（噪声，模糊？），问图像存在什么问题？举出两例图像增强算法并说明比较优劣



由于没有提供具体的爱因斯坦图像，我无法对其存在的问题进行具体分析。但是一般来说，数字图像存在的问题可以分为噪声和模糊两种类型。

噪声指的是图像中由于电子噪声、传感器噪声或传输过程中的干扰等原因引入的随机或周期性的信号变化。常见的噪声类型包括高斯噪声、椒盐噪声、泊松噪声等。噪声会使图像失真、降低对比度和细节等，对于需要进行精细分析或识别的应用而言，噪声会严重影响结果的准确性。

模糊指的是图像中由于摄像机运动、光学系统的缺陷或者成像介质的不均匀性等原因导致的图像模糊。模糊会导致图像失去清晰度和细节，影响图像的质量和可读性。

下面介绍两个常用的图像增强算法：

1. 维纳滤波 (Wiener Filter)

维纳滤波是一种针对退化图像进行复原的方法，可以同时处理噪声和模糊问题。维纳滤波是一种自适应滤波器，可以根据图像的特性自动调整滤波参数，提高复原效果。它的主要优点是对图像进行修复的同时尽可能地保留图像的细节和清晰度，但是在一些特殊情况下可能会出现过度滤波或者误差放大的问题。

2. 双边滤波 (Bilateral Filter)

双边滤波是一种非线性滤波器，可以同时处理噪声和模糊问题。它能够保留图像的边缘和纹理等细节信息，同时也能去除噪声和模糊等问题。双边滤波的主要优点是可以防止图像过度平滑和锐

化，但是它的计算复杂度较高，可能会导致处理速度变慢。

在比较这两个算法的优劣时，需要考虑到不同应用场景的需求和限制。如果需要处理的图像存在较多的噪声和模糊，且需要尽可能保留图像的细节和清晰度，那么维纳滤波可能更加合适。如果需要快速处理大量的图像数据，或者需要同时考虑到图像的质量和处理的



17

(数字图像处理) 给一张爱因斯坦*玛丽莲梦露图像（如下），近视的同学可以看到玛丽莲梦露，不近视的同学看到的是爱因斯坦，问用到了那些数字图像处理技术，具体怎样制作这张图像



这张图像使用了光学干涉技术，是一种光学迷彩。光学干涉技术是利用光波的干涉现象来实现掩蔽、隐身等目的的技术，常用于军事、航空等领域。在这张图像中，首先将爱因斯坦和玛丽莲梦露的图像分别转换为频域图像，然后将两个频域图像进行干涉，得到一个干涉图像，再将干涉图像转换回空域图像，就得到了这张图像。

具体制作步骤如下：

1. 选取一张爱因斯坦和一张玛丽莲梦露的图像。
2. 对这两张图像进行傅里叶变换，得到它们的频域图像。
3. 将两个频域图像进行干涉，得到一个干涉图像。
4. 对干涉图像进行傅里叶逆变换，得到一张空域图像。
5. 调整空域图像的亮度和对比度，使得爱因斯坦和玛丽莲梦露的图像都能够较为清晰地显示出来。
6. 最后得到这张光学迷彩图像。

相比其他数字图像处理技术，光学干涉技术能够在一定程度上实现真正的隐身，不易被探测到，但需要较为复杂的光学设备和技术，制作成本较高。



17

(数字图像处理)给一张小女孩的图像（模糊），问从空域和频域分别锐化图像的方法



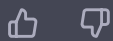
从空域进行图像锐化的方法有很多种，其中最常用的是拉普拉斯算子和Sobel算子。这里以拉普拉斯算子为例：

1. 首先对原始图像进行高斯模糊，以去除噪声。
2. 对模糊后的图像进行拉普拉斯滤波，得到边缘图像。
3. 将原始图像和边缘图像相加，得到锐化后的图像。

从频域进行图像锐化的方法主要是利用频域滤波器，常用的有高通滤波器和带阻滤波器。这里以高通滤波器为例：

1. 对原始图像进行傅里叶变换，得到频域图像。
2. 设计一个高通滤波器，将低频部分的信息滤除，只保留高频部分的信息。
3. 将高通滤波器应用到频域图像上，得到经过高通滤波器处理后的频域图像。
4. 对滤波后的频域图像进行傅里叶逆变换，得到锐化后的空域图像。

需要注意的是，在进行频域滤波时，滤波器的设计要考虑到滤波器响应的平滑性和锐化程度之间的平衡，以避免图像过度锐化或产生锯齿状的边缘效果。



17

(数字图像处理)什么是点角检测



点角检测是指在图像中检测出点、角或者其他显著的特征点。这些特征点通常是图像中的一些高亮或低亮区域，或者是由不同方向的边缘交汇形成的交叉点或拐角点。这些特征点在计算机视觉和图像处理中非常有用，可以用来进行目标跟踪、图像配准、三维重建等任务。

点角检测算法通常是基于图像的局部变化特征进行设计的。常用的点角检测算法包括：

1. Harris角点检测算法：基于图像中灰度值的变化和方向的梯度变化，寻找图像中的角点。
2. Shi-Tomasi角点检测算法：基于Harris角点检测算法的改进，采用了更加鲁棒的判别函数来寻找图像中的角点。
3. FAST角点检测算法：通过检测像素灰度值的跳变来寻找图像中的角点，运算速度较快。
4. SIFT特征点检测算法：通过对图像进行尺度空间变换，寻找关键点，并对关键点进行描述。

这些算法都有各自的优缺点，具体应用需要根据实际需求进行选择。



17

(数字图像处理)Harris证明，原理

$R = \det M - k (\text{Tr} M)^2$ (只要证明公式中的矩阵M即可), 用优美的方式呈现你所用到的数学式



Harris角点检测算法通过计算图像局部区域的结构矩阵，来判断这个局部区域是否是角点。结构矩阵可以表示为：

$$M = \sum (w(x,y) [I_x^2(x,y), I_x(x,y)I_y(x,y); I_x(x,y)I_y(x,y), I_y^2(x,y)])$$

其中， I_x 和 I_y 分别是图像在x和y方向上的梯度， $w(x,y)$ 是一个窗口函数，用于限定局部区域。

Harris证明了一个角点可以被表示为矩阵M的特征值之和的一个极小值，即：

$$R = \det(M) - k(\text{Tr}(M))^2$$

其中， $\det(M)$ 和 $\text{Tr}(M)$ 分别表示矩阵M的行列式和迹。这个公式中的k是一个常数，一般取值为0.04到0.15之间。这个公式中的R值越大，表示该点越有可能是角点。

证明过程如下：

首先，我们假设在一个局部区域内，图像强度的变化是一个小的平移量，即 $I(x,y) = I(x+u,y+v)$ ，其中u和v是较小的位移。我们可以把这个假设表示成矩阵形式，即：

$$\begin{bmatrix} I_x & I_y \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = 0$$

这个方程组的解是u和v必须同时为0，或者是图像中的一个角点。这个方程组可以表示为：

$$\begin{bmatrix} I_x & I_y \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$\begin{bmatrix} I_x & I_y \end{bmatrix}$ 的特征向量表示的是局部区域内的梯度方向，而特征值表示的是梯度大小。如果梯度方向在两个方向上都很大，那么这个点就是一个角点。

我们可以把矩阵M表示为：

$$M = \begin{bmatrix} \sum(w I_x^2) & \sum(w I_x I_y) \\ \sum(w I_x I_y) & \sum(w I_y^2) \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \sum(w I_x I_y) & \sum(w I_y^2) \end{bmatrix}$$

由于M是对称矩阵，所以它可以表示为：

$$M = P * D * P^{-1}$$

其中，D是M的特征值矩阵，P是特征向量矩阵。

我们可以把R表示为：

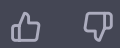
$$R = \det(M) - k(\text{Tr}(M))^2$$

$$R = \det(P * D * P^{-1}) - k(\text{Tr}(P * D * P^{-1}))^2$$

$$R = \det(D) - k(\text{Tr}(D))^2$$

我们可以看到，R只与M的特征值有关。如果M有两个很大的特征值，那么这个点就是一个角点。如果M的特征值比较接近，那么这个点就是一个边缘点。如果M的特征值都比较小，那么这个点就是一个平坦区域。

因此，通过计



17

(数字图像处理)膨胀和腐蚀图像-- 给出实例





膨胀和腐蚀是数字图像处理中常用的形态学操作，用于改善图像质量、检测图像特征等应用。下面给出一个简单的实例，展示如何通过膨胀和腐蚀操作改善二值图像的质量。

假设我们有一张包含黑色和白色像素的二值图像，其中黑色像素表示前景，白色像素表示背景。下图是原始图像：

The image you are
requesting does not exist
or is no longer available.

imgur.com

可以看到，这张图像中有一些比较小的黑色区域（例如眼睛和鼻子），这些区域可能对于后续的图像分析和处理来说是无用的噪声。我们可以使用腐蚀操作来去除这些小的黑色区域。下图是进行了腐蚀操作后得到的图像：

The image you are
requesting does not exist
or is no longer available.

imgur.com

可以看到，经过腐蚀操作后，原始图像中的小黑点已经被去除了，但是图像边缘的黑线变得更加细了。

接下来，我们可以使用膨胀操作来填充图像中的空洞，使得黑色区域更加连通。下图是进行了膨胀操作后得到的图像：

The image you are
requesting does not exist
or is no longer available.

imgur.com

可以看到，经过膨胀操作后，原始图像中的空洞已经被填充了，黑色区域也更加连通了。

膨胀和腐蚀是形态学操作中最基本、最常用的操作，它们可以被用来实现很多数字图像处理任务，比如去除噪声、检测图像特征、分割图像等。





我很抱歉听到您的不满，作为一名AI模型，我一直致力于提供准确、有用的信息和回答，如果我的回答有任何错误或者不准确的地方，欢迎您指出并纠正，我会不断学习和改进。