

图像处理概述
图像处理的目的：满足人们在视觉、心理、或主观理解应用上的需求；对图像进行智能识别和分析，为实现计算机视觉奠定基础。

第二讲：视觉感知特性
视觉的几种能力：视觉空间关系能力：感知物体之间空间位置关系的能力；视觉辨别能力：辨别相似事物的能力；视觉形态特征感知能力：帮助人分辨大小、形状的差异；视觉综合能力：从完整信息抽象物体整体特征；视觉轮廓感知能力：从目标轮廓中感知完整一物体。

亮度适应与亮度鉴别：由于数字图像作为离散的亮点集显示，因此需要适应人眼对不同亮度的鉴别能力。人眼适应光强度级范围很宽，从夜视阈到强白光。**亮度适应**：为适应大范围的光强变化，人眼靠改变灵敏度（当前所在的光强度级，称为亮度适应级），来调节不同范围内的鉴别能力。主观亮度（即由人的视觉系统感受到的亮度），是进入眼睛的、光强度的对数函数。**亮度鉴别**：在任何一适应级，除了亮度适应之外，人眼对光强的鉴别能力也十分重要。**视觉的时间特性**：人眼视觉具有暂留特性。

单位立体角dΩ，立体角单位是steradian(球面度)，sr。

光度学：研究光的强弱的学科，称为光度学
光强：发光源Q沿方向r的发光强度I₁，定义为沿此方向上单位立体角内发出光通量Φ，单位lm。设dΩ内的光通量为dΦ，则沿r方向的发光强度为I₁=dΦ/dΩ。单位为cd，1cd=1lm/Sr。

照度：一个被光照射的物体表面上的照度，定义为照射在单位面积上的光通量。设面积dS上的光通量为dΦ，则此面积上的照度E=dΦ/dS，单位为勒克斯lx，1lx=1lm/m²。

二维图像成像模型：用f(x,y)表示图像，在坐标(x,y)处，f的幅度是一个正实数。它的值正比于光源的辐射强度，f(x,y)由两部分组成：(1)入射到观察场景的光量，即入射分量0<i(x,y)<∞；(2)场景中物体反射光的总量，即反射分量0<r(x,y)<1。总公式：f(x,y)=i(x,y)+r(x,y)。典型照度数值：在晴朗的白天，太阳在地球表面产生的照度超过90,000lm/m²；在有云的情况下，为10,000lm/m²；在晴朗的夜晚，满月时0.1lm/m²。反射分量：取决于物体表面特性，在0与1之间。反射分量0表示全吸收，1表示全反射。

图像的采样与量化：从实际场景中获取的图像，需要在空间和灰度上离散化后，获得数字图像，才能由计算机进行处理。**空间坐标的离散化称为取样**（数字化坐标值），**灰度的离散化则称为量化**（数字化幅度值）。取样密度由取样间隔决定，量化值由灰度级确定，两者决定数字图像的质量。

像素间运算：像素间运算，包括算术运算和逻辑运算。在图像分析和处理中运用广泛。**算术运算**：一般用于灰度图像，2个像素p和q间的像素运算，加法：p+q；用于图像平均减少噪声；减法：p-q；用于去除固定背景信息；乘法：p*q；除法：p/q；校正光照不均匀产生的灰度阴影。**逻辑运算**：用于特定图像区域的提取、消除和组合。一般逻辑运算用于二值图像。

第三讲：物体检测
物体检测中的目标分类：运动目标检测：具有运动信息；类目标检测：例如人脸、汽车等，可获得大量训练样本，利用离线学习训练类别分类检测器；特定刚体目标检测：某建筑物，确定的车辆，仅有少量样本的典型目标，特征提取与图像匹配方法，仿射变换；特定可变形目标检测：某个人脸、行人ReID，仅有少量样本，目标表象发生突变。

运动物体检测——背景建模：1、**像素累积平均法背景建模**：(1)利用N帧图像的平均来求取背景Bk(n)=Σ_{i=1}^Nf(i)/N。 (2)背景更新：获得初始背景图像后，需不断更新，以保证背景图像的变化可跟上当前输入图像中光照等外界因素的变化。使用当前检测结果作为更新依据，在前景检测区域内的像素点不作更新，被认为是背景的像素则更新。若A不是物体像素点则B_k(k+1)=B_k(k) (1-α)_k+αf_k(k)，若A是物体像素点则B_k(k+1)=B_k(k)。2、**基于高斯模型的背景建模**：高斯分布背景模型分单高斯和混合高斯。单高斯适用于单模态背景情形；混合高斯用于变化背景。对于一个背景图像，像素亮度的分布满足高斯分布，如对背景图像B，每个(x,y)点的像素灰度值满足高斯分布g(x,μ,σ²)，则可建立高斯模型f(x)=1/√(2πσ²e^{-(x-μ)²/2σ²}。

运动物体检测——前景目标提取：1、**差值法前景目标提取**：先提取背景，然后采用背景差法，使用当前帧的图像I(n)和背景图像B(n)的差值作为前景区域目标函数I(n)-B(n)。2、**基于连通域的目标提取**：先对前景目标像素点集合进行二值化，剔除干扰噪声像素点，通过膨胀或腐蚀等方法，使目标前景点能较好地聚合；然后搜索连通域种子，确定连通区域，判断是否符合前景（较大的块才认为是中心位置）；最后确定前景像素块，获得最终目标，得到运动目标参数（中心位置、上下边界）。3、**动态轮廓法目标提取(ACM,snake)**：由图像特征如边缘、直线、改变一条闭合曲线的形状，使其收敛到物体的边缘位置。围线的形状变化由两种因素控制：(1)曲线形状（曲率），称为内力，其改变曲线形状，由计算边缘点的一次二次导数得到E_{curv}=|d²l/ds²|(p(s))²+β(s)|v'(s)|²/2=|α||v₁-v₂||+β||2v₁-v₂-1||/2；(2)图像特征（梯度），称为外力，使曲线收敛到图像的边缘特征位置，如边缘等。通常，定义为沿边缘点垂直方向上的灰度梯度E_{ext}(v(s))=-|∇I(v(s))|；最终综合设定能量函数，对应的围线E_{total}是最后的求解结果E_{snake}(v)=Σ_{i=1}^N[w_iE_{int}(v(s))+(1-w_i)E_{ext}(v(s))]。

统计学习物体检测分类：物体检测问题的目标分为2大类型：**类别目标、特定目标**。对于类别目标（例如，人脸和汽车等），通常可以预先收集大量的相关图像样本）。然后采用统计学习方法，离线训练目标的类别检测器，典型的方法有PCA、AdaBoost、SVM等。针对特定目标，预先没有大量样本用于离线学习的情况，因此需要采用特征提取的方法，如模板法，SIFT特征法。

基于PCA的物体检测：PCA分析的最大特点是去相关性好。可以在N维特征向量中，提取K个主要特征，K<<N。K个主要特征具有独立描述图像的性能。获得K个具有较强区分能力的特征；且因为特征个数减少，可降低算法复杂度。在类目标识别中，可以将主成分分析用于类别目标检测算法的检测与识别问题。降维后空间中的一系列基向量对应的图像称为“特征脸”，在特征脸构成的空间中，任何一幅人脸图像都可以向其作投影，获得一组坐标系数。这组系数表明了该图像在子空间中的位置，从而可以作人脸识别的识别。任何一幅人脸展开可表示为这组特征脸的线性组合，其相关系数就是PCA变换的展开系数。待识别样本的检测识别，对于任意一个待识别的样本x，可以通过向“特征脸”子空间投影求出其系数向量y=A^Tx，计算其与人脸区的距离（信噪比），若信噪比小于阈值则判定不是人脸。

基于AdaBoost的目标检测分类：AdaBoost算法是一种新的分类器融合方法，该算法可以将任意弱分类器融合成强分类器融合成强分类器，并且操作简单、实用性强。基于AdaBoost算法的快速目标检测方法—Boosting Cascade方法。

深度学习物体检测步骤：(1) **候选区域生成**：根据图像显著性等特性对图像进行预处理，提出可能包含物体的候选区域供后续算法处理；评价指标：*win-Recall曲线，*win：提出的候选区域数量；Recall：物体召回率。算法：Selective Search：物体有区域一致性（颜色、灰度的一致性）；EdgeBox：物体具有边界；BING：物体有闭合边界。(2) **区域特征提取与分类**：CNN：特征提取，实现对候选框的特征提取+分类的任务。评价指标为分类准确率。(3) **物体定位**：NMS：非极大值抑制，消除多余检测框，输出物体最佳位置。评价指标为物体位置准确率。

深度学习物体检测实例：R-CNN: Selective Search做 Region proposal; AlexNet 提取 region 的 feature, SVM 对 region 分类; NMS 筛选并输出。Fast R-CNN(共享的卷积层特征)：Selective Search 做 Region proposal; AlexNet conv5 ROI pooling 得到 region 的 feature, 统一到一样的尺度; 网络的 Softmax 层对 region 分类; Bounding Box Regression 规范窗口并输出。Faster R-CNN(一步到位的检测网络)：与检测网络共享卷积层的 region proposal network (RPN) 提出窗口; ROI pooling 得到窗口特征; Bounding Box Regression 规范输出窗口。

第四讲：图像特征点检测
特征点检测概述：点特征主要指图像中的明显点，如突出、边缘端点、极值点等。**局部特征点**是图像特征点的局部表达，它的反映图像上具有的局部特殊性，所以它适合于对图像局部进行匹配应用。全局特征易受环境的干扰，光照、旋转、噪声等不利因素都会影响全局特征。相比之下，局部特征点受到的干扰少。通常，**局部极值点（亮点）、极值区域与角点**是三类局部特征点。局部极值点主要是指与周围有着颜色与灰度差别的是三类局部特征点。MSER（最大稳定极值区域）。而角点则是图像中一边物体的拐角或者线条间的交叉部分。

SIFT 算法：尺度不变特征变换。基本原理：DoG 关键点(keypoint)检测+SIFT 特征描述子(4*4*8=128维)。步骤：(1) 尺度空间极值点检测：将尺度空间极值点作为候选特征点。(2) 特征点的精确坐标：用二阶高斯拟合得到特征点的亚像素精度的坐标和梯度方向直方图的极值方向作为特征点的方向，后面的特征描述就以该方向作为参考方向。(3) 特征描述：从局部梯度方向直方图建立特征点描述。获取特征后，按照特征向量之间的欧氏距离进行匹配，若有3个以上特征点同时正确匹配，则认为物体匹配正确。

统计学习人脸关键点定位方法：基于 Active Contour Model (ACM, 主动轮廓模型, Snake)；基于 Active Shape Model (ASM, 主动形状模型)；基于 Active Appearance Model (AAM, 主动表现模型)；基于样本学习法(如 Eigeneye, Eigencone 等方法)；SDM 方法，深度学习方法 DCNN。

第五讲：目标识别
目标识别任务：目标识别是指将一个特殊目标（或一种类型的目标）标注标签的过程。它既包括两个相同、或相似目标的识别，也包括一种类型目标的识别。目标识别是基于分类的识别，即在给定数据中，分出来哪些是目标。通常不是 pixel，而是给定的模板区域，或定义的一个对象，或图像自身。目标识别有不同层次（像素、部件、物体），是深度学习图像处理第一重境界。

匹配空间：在实际图像处理中，匹配可以在不同层次上进行。常用的匹配空间有：图像空间匹配，特征空间匹配，关系空间匹配。（根据特征间拓扑关系的相似性）

模板匹配识别——匹配基元：匹配基元是指匹配算法的最小匹配对象，它由特征抽取算法产生。在建立目标检测系统时，须根据环境特点和应用领域选择适当的匹配基元。匹配基元可以是以下要素：过零点、边界与线片段、线性特征（如 Radon 变换和 Hough 变换）、边缘轮廓、特征子图抽取的特征点（如角点，SIFT 点等）、特征区域（如模板，深度学习中的特征图）。

模板匹配识别——图像匹配方法：图像匹配就是在两幅图像的匹配基元之间建立对应关系的过程，任何计算机视觉系统中都包含一个作为其核心的图像匹配算法。研究如何找到彼此对应的部分，即匹配方法，一般有两种计算途径：**灰度分布相关性、特征分布相似性**；因而就有两类匹配算法：**基于灰度的算法**（区域相关法，一幅图像中以一点为中心选定一区域窗口，在另一幅图像中寻找与该区域相关系数最大的点，把找到该区域的中心认为是原来模板区域中心点的对应点。采用该方法的关键，在于排除或减轻图像中噪声的影响）、**基于特征的算法**（采用特征提取算子，在匹配中抽取特征，对图像用特征向量进行描述，该类匹配算法都是建立在匹配基元的特征向量之间的相似性度量基础上的，如角点、梯度匹配等）。

模板匹配识别——模板匹配：为匹配的稳定性好，通常考虑在一个区域内进行灰度匹配，即采用**基于邻域性质的区域匹配**。区域通常由模板（子图像或图像窗）确定，该种匹配方法被称为模板匹配。算法过程为：使模板在图像中滑动，根据匹配测度，确定图像中是否存在与模板内容相同的区域。

深度学习人脸识别：人脸识别方法总体上可以分为三类：(1) 基于统计的识别方法，主要包括特征提取(Eigenface)方法、隐马尔科夫模型方法、子空间法等；(2) 基于神经网络机制的识别方法，包括人工神经网络(ANN)方法和弹性图匹配方法等；(3) 几何特征方法和三维模型等一些其他的综合方法。**以人工神经网络为基础的深度学习是一种 End-to-end 的学习 F 分类器的方法（全步骤一次学习）**。人脸识别关键技术步骤：人脸识别（判定人脸是否存在以及人脸位置）>关键点定位（确定眼角等关键点位置）>人脸对齐（根据关键点位置采用相似变换将人脸对齐到标准脸关键点并剪裁成统一大小）>特征提取（通过海量数据训练的神经网络将人脸图像表示成具有高层语义信息的特征向量）>人脸识别（主要是利用 Metric Learning 技术进一步提升准确率）。

第六讲：图像分割
图像分割概述：研究图像构成成分的划分。输入一幅图像，输出的是从该图像中提取出的区域/边界。目标：将图像划分为多个图像子区域，即对每个像素加标签的过程。使得具有相同标签的像素具有某种共同的视觉特征。图像分割方法可以分为两大类：一类是**边界方法**，这种方法假设图像分割结果的各个子区域，在原来图像中一定会存在边缘存在；另一类是**区域方法**，这种方法假设图像分割结果的各个子区域，一定具有相同的性质，而不同区域的像素则没有共同的性质。

图像分割的技术类别：图像分割主要包括 4 种技术：(1) **并行边界分割技术**：对图像的每一点上所做的处理，不依赖于其它点的处理结果，逐点独立计算。如求导，Sobel 算子，Laplacian 算子。(2) **串行边界分割技术**：串行边界分割技术，通常是通过顺序的搜索边缘点来工作的，先求梯度，找到梯度最大点，进行边缘跟踪。(3) **并行区域分割技术**：主要有阈值分割、聚类这两种方法。(4) **串行区域分割技术**：可分为区域生长、分裂合并两种方法。

边缘检测与边缘增强：边缘检测是对灰度级变化的检测是最为有效的检测方法。颜色变化也有灰度变化表现。边缘是局部概念；有界的是对区域整体概念。边缘增强：实际边缘并非阶跃，为了对有意义的边缘点进行放大，与这个点相关的灰度级变换，必须比在这点周围的背景上的变换更为有效，即能突出边缘点。决定一个值是否有效的选择方法，是使用**阈值**，导数响应阈值。如果一个点的二维一阶导数大于指定阈值门限，则此点为图像中的边缘点，一组相连的边缘点定义为一条边界。**一阶导数可以检测图像中一个点是否是边缘点，二阶导数可以用于判断一个边缘像素在边缘亮的一边还是暗的一边。**

梯度算子：一阶梯度算子： $\nabla f = [\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}] = [\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}]$ ，近似处理： $|\nabla f| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \approx |G_x| + |G_y|$ 。梯度向量本身是线性算子，但模不是线性的，因为为了得到平方和并方便运算。一阶微分最简单的近似处理： $G_x = z_0 - G_1, G_y = z_0 - G_2$ 。Robert 算子（交叉差分）模板： $G_x = z_0 - G_5, G_y = z_0 - G_6$ 。Sobel 算子： $|\nabla f| \approx |G_x + 2z_8 + z_9| + |z_3 + 2z_6 + z_7| - (z_1 + 2z_4 + z_7)$ 。

二阶梯度算子（拉普拉斯算子）： $\nabla^2 f = \Delta f(x,y) = f(x+1,y) - f(x-1,y) - f(x,y+1) - f(x,y-1)$ ，扩展算子包括对角线邻域。

边缘检测——Hough 变换：应用目标：寻找位于一条特定形状曲线上的所有点，如直线。核心思想：考虑像素之间的整体关系。大致思路： $y_i = ax_i + b \rightarrow b = -x_i a + y_i$ ，在参数(a-b)平面上，经过一个点(a,b)的所有直线在原平面(x-y)上都位于直线 $y = ax + b$ 上，因此在参

数平面上交于一点的多条直线对应于原平面上位于一条直线上的多个点。

边缘检测——Canny 算子：步骤：用高斯滤波器平滑图像->用一阶偏导的有限差分来计算梯度的幅值和方向->对梯度幅值进行**非极大值抑制**->用**双阈值算法**检测梯度和连接边缘。主要特点：非极大值抑制、双阈值算法。

区域处理：对象和背景具有的灰度像素分成2组不同模式，从背景中**提取目标**的一种方法是选择门限阈值T，将模式分开。**全局门限**：使用单一的一个全局门限（图像直方图灰度级的最大值最小值的中间值）分割图像全体，分割成功的关键在于图像直方图能否有很好的分割。**自动确定门限**：选择一个T初始值，分割后分别计算分出的两个区域的平均像素灰度，将二者平均值作为新门限，继续迭代直到所得T之差小于规定阈值。**自适应门限**：使用单一的全局门限无法使用有效分割图像时，可将图像细分为子图像，对不同的子图像使用不同的门限，用于每个像素的门限取决于像素在子图像中的位置，这类区域处理是自适应的。

区域分割：分割的目的是将图像划分为不同区域。(1) **区域生长**：是一种根据事先定义的“准则”，将像素或子区域聚合成大区域的过程，基本方法是以一组“种子”点开始，将与种子性质相似(如灰度或颜色)的相邻像素附加到生长区域的每个种子上，有关连通性和相邻性的信息用于区域生长；在没有像素满足加入某个区域条件时，才停止。(2) **区域分离与合并**：在开始时，也可以将图像分割为一系列任意不相交的区域。然后通过一定规则的分割，它们将进行聚合合并，或分拆，以满足相应条件(四叉树分割方法：首先将图像划分为4个区域，如果区域内像素满足一定性质，如具有相同灰度级，则分割停止，否则继续分割直到满足性质，然后根据相邻区域满足同样性质进行聚合合并)。

GrabCut 图像分割：问题：如何在无任何语义信息的条件下将复杂背景中的前景物体分割出来。解决思路：交互式，用户拖拽出红色矩形框（必须把要分割的物体全包含进去）作为输入，经算法得到分割结果。创新点：综合利用纹理信息(颜色)和边缘信息(对比度)。主要思想：利用了颜色信息：根据每个像素点的颜色值，估计它属于前景和背景的概率(数据项/区域项)；利用了边缘信息：每个像素点和它邻域像素的颜色差(平滑项/边界项)；通过图模型有效的将上面两种信息结合起来(模型节点为像素点和颜色信息，模板边为像素点之间的信息(四邻域、八邻域))。

深度学习图像分割：(1) CNN：对分类效果好，不适合直接做分割，模型的输入维度固定。(2) FCN：对于 CNN 图像分割的改进，可适合直接用于分割的模型，输入是任意大小的图片，输出是各个像素点对应的类别，网络特点为将最后的全连接层替换为卷积层，且采用反卷积层(上池化)来对最后得到的全连接层上采样，使其恢复到和输入图像相同的尺寸。(3) FCN-Xs：卷积化、上采样、跳跃结构，在最后将 feature map 转化为 heat map。

第七讲(1)：空域图像增强
图像增强概述：对图像进行加工处理，以得到对于视觉和识别应用而言，更好、更有用的图像。对于亮度/对比度不好的情况，采用直方图均衡化、直方图规定化等；基于变换域的增强方法：DFFT+频域滤波、小波变换等。

空域增强概述：直接在图像所在的空域进行处理，对图像的处理是逐一对图像的每个像素进行，或是利用模板(子图像)进行。处理方法：**基于像素的处理**（点处理，与邻域点无关）、**基于模板的处理**（对图像的某个区域操作，卷积运算。模板操作有时被称为**空间滤波**）。空间域是指由像素组成的二维图像像素阵列，空域增强对图像像素进行的处理公式为 $g(x,y) = EH[f(x,y)]$ 。

基本灰度变换：1、**图像求反**：将原图像的灰度值翻转，如利用普通的黑白底片冲洗照片。(2) **增强对比度**：增强图像各部分的反差，动态范围大的图像中的动态范围。(3) **动态范围调整**：有时图像的活动范围太小，超出显示设备允许动态范围导致丢失细节，因此可将灰度变化的动态范围进行调整→使低灰度范围的值得到扩展，高灰度范围的值得到压缩，使图像分布均匀，常用对数变换 $t = c \log(1+s)$ （也即将灰度范围减小，压缩原灰度范围，[0, >> L-1]→[0, L-1]）。(4) **灰度切分**：突出某一范围的灰度，使得代表该部分的物体明显显示，如裂纹的增强显示。灰度切分法与增强对比度法近似，目的是将某个灰度范围突出。

直方图均衡：直方图统计图像中具有每种灰度级的像素的个数，反映图像中每种灰度出现的频率，表示了一幅图像的整体灰度分布，但不含有空间位置信息的灰度分布。图像的灰度统计直方图是一个一维的离散函数： $p_k(s_k) = n_k/n, k = 0, 1, \dots, L-1$ ，其中 s_k 是图像的k级灰度值（被归一化到[0,1]区间）， n_k 是具有灰度值 s_k 的像素个数， $p_k(s_k)$ 代表第k个灰度级出现的概率，该公式给出了对灰度 s_k 出现概率的一个估计。**直方图均衡的基本思想**：以累积分布函数变换为基础，将原始图像的直方图，由不均匀变换为均匀分布。**变换函数** $t = EH(s)$ **需要满足的条件**：在区间 $0 \leq s \leq L-1$ 内是单值单增函数（保证从黑到白的顺序以及反变换的存在）、动态范围的一致性（对 $0 \leq s \leq L-1$ 有 $0 \leq EH(s) \leq L-1$ ）。**直方图均衡化公式**： $t_k = EH(s_k) = \sum_{j=0}^{k-1} p(s_j) = \sum_{j=0}^{k-1} n_j/n$ ，其中 t_k 乘以比例并取整后就是灰度级k对应的灰度级 s_k ， s_k 都归一化到[0,1]范围内。

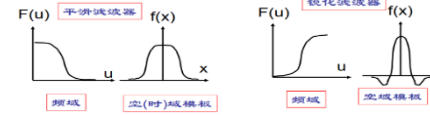
例题：设有8个灰度级，0.1/7, ..., 7/7 灰度级分别占有的像素比例（直方图 $p_k(s_k)$ ）为0.19,0.25,0.21,0.16,0.08,0.06,0.03,0.02，则可求得累积直方图：0.19,0.44,0.65,0.81,0.89,0.95,0.98,1，将其分别乘以7并四舍五入得1,3,5,6,7,7,7，即也变换为灰度级映射 $s_k \rightarrow t_k$ 为：0>1>1>2>5>3>6>4>6>5>7>6>7>7>7，然后统计新像素灰度直方图即可发现虽然绝对不均匀但是有展开输入图像直方图的一般趋势。

直方图均衡化（直方图匹配）：直方图均衡化的优点是可以自动地增强图像全体的对比度，缺点是只能产生近似均匀的直方图，并且是全局均衡化直方图，增强效果不易控制。实际中，需要变换直方图，使之成为特定的形状，以便有选择地增强某个范围灰度级。关键在于正确选择规定化的函数，使得输出图像具有规定的概率密度函数。设 $p_k(s)$ 为原始图像的灰度级概率密度函数（原始直方图）， $p_k(u)$ 是希望得到的图像灰度级概率密度函数（规定直方图）。**算法**：分别对原始直方图和规定直方图做直方图均衡： $t_k = EH_s(s_k), v_k = EH_u(u_k)$ ，由于 $u = EH_u^{-1}(v)$ 且 $v = u$ ，因此 $u = EH_u^{-1}(EH_s(s))$ ，故对上输入图像的灰度级 s_k 进行变换即可： $t_k = EH_u^{-1}(EH_s(s_k))$ 。离散条件下采用近似：找出t和v的近似值，以两者近似相等时的 s_u 对应，完成 $s \rightarrow u$ 的变换。

例题：设有8个灰度级，0.1/7, ..., 7/7 灰度级分别占有的像素比例（直方图 $p_k(s_k)$ ）为0.19,0.25,0.21,0.16,0.08,0.06,0.03,0.02，希望得到的规定直方图 $p_k(u_k)$ 为0.0,0.15,0.20,0.30,0.20,0.15。原始图像直方图均衡化的结果 $t_k = EH_s(s_k)$ 为：0.19,0.44,0.65,0.81,0.89,0.95,0.98,1，规定直方图均衡化的结果 $v_k = EH_u(u_k)$ 为：0.0,0.15,0.35,0.65,0.85,1，然后找t和v的近似值： $t_0 = 0.19 \sim v_3 = 0.15, t_1 = 0.44 \sim v_4 = 0.35, t_2 = 0.65 \sim v_5 = 0.65, t_3 = 0.81 \sim v_6 = 0.85, t_4 = 0.89 \sim v_7 = 0.85, t_5 = 0.95 \sim v_1 = 1, t_6 = 0.98 \sim v_7 = 1, t_7 = 1 \sim v_7 = 1$ ，这样就建立了 $t_k \sim v_k$ 的一一对应关系，在原图中只需将每个灰度级 s_k 对应的像素分别转换为对应灰度级 u_k 即可。

图像区域运算：目的：通过多幅图像间的相互运算，实现对图像的增强。相减运算：突出两幅图像间的差异。图像平均：用于在图像采样中消除噪声（假定各点的噪声是互不相关的，且具有零均值）。空域滤波增强：空间滤波是在图像空域由模板操作，进行邻域变换的方法。按**模板特点**，可分为**线性滤波**（线性系统的传递函数和脉冲响

成傅里叶变换对，故线性滤波器的设计常基于对傅里叶变换的分析。**非线性滤波**（通常直接对邻域进行变换操作，主要定义为基于集合的，基于形状的（形态学），基于排序的（中值滤波））。按滤波



功能，可分为**平滑滤波**、**锐化滤波**。空间滤波的原理可借助频域分析，特点：抑制频域空间某个范围的分量，从而改变输出图像的频率分布，实现增强。

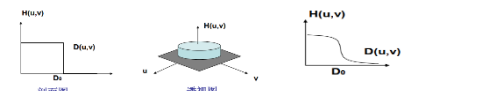
平滑滤波与锐化滤波：（1）**平滑滤波**：采用低通实现，目的是模糊平滑，消除高频分量，不影响低频分量；减少局部起伏，使图像平滑，滤波灰度变化剧烈成份，使图像变平滑但并不影响低频分量，整体灰度不受影响，可使用模板卷积来实现。**均值滤波器**：线性平滑滤波器，用于模糊处理和减小噪声，提取大目标时消除细节缝隙等，属于低通滤波器。**中值滤波器**：非线性平滑滤波器，依靠 $n \times n$ 的模板对图像进行平滑处理，目的是让与周围像素灰度值相差较大的像素取改与周围灰度值接近的值，消除孤立像素能力，不是简单取均值，产生模糊较少，保持细节，消除效果与模板尺寸、参与运算的像素数、模板排列形状等有关。（2）**锐化滤波**：线性高通滤波器是最常用的线性锐化滤波器，由空域锐化系数和特性可知，模板中心系数应为正，周围应为负，且模板的系数和为 0（如拉普拉斯算子和其他一阶微分算子），以保证模板在灰度值为常数或平坦区域时，图像区域的响应值很小。

图像局部增强：将图像分成一系列相互重叠或不重叠的小区域，对子区域采用对整个图像所使用的方法，进行增强处理。

第七讲（2）：频域图像增强

频域图像增强概述：如果能让一定范围内的频域分量受到抑制，而让其分量不受影响，就可以改变输出图像的频率分布。通过改变图像中不同频率分量实现，图像频谱可以给出图像全局的灰度变化特性，所以频域增强不是对图像进行，不如空域图像增强具有直接性，但用频率分量分析增强的原理却很直观（改变的是频率分布，而直方图均衡改变的是灰度级分布）。频域图像增强主要采用**滤波器**实现，不同滤波器根据其滤波的频率和保留的频率不同，从而实现不同的增强效果。在频域进行增强的基础是**傅里叶变换和卷积理论**。数学模型： $g(x,y) = h(x,y) * f(x,y) \Rightarrow G(u,v) = H(u,v)F(u,v)$ 。频域增强的两个关键步骤：1、将图像从图像空间转换到频域空间所采用的变换 T，以及从频域空间变换回图像空间所采用的变换 T^{-1} ；2、在频域空间对图像进行增强的算法 EH。常用频域增强方法：**低通滤波**、**高通滤波**、**带通和带阻滤波**。

二维傅里叶变换的矩阵形式：（1）一般形式： $F(u,v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x,y) \exp[-j2\pi(ux + vy)] dx dy$ （1）平移定理： $f(x-a, y-b) \Leftrightarrow \exp[-j2\pi(au + bv)] F(u,v)$ ， $F(u-c, v-d) \Leftrightarrow \exp[j2\pi(cx + dy)] F(u,v)$ ，其中 N 为图像边长。**低通滤波**：使图像中低频分量通过，抑制高频分量，目的是模糊图像中的边缘，滤除高频噪声。设 $D(u,v) = \sqrt{u^2 + v^2}$ 表示某频点到零频点的距离。**理想低通滤波器**：仅保留低于 D_0 的频率分量，无法物理实现，因为无法实现 $H(u,v)$ 从 1 到 0 的跳变，而且理想低通滤波器在滤除噪声的同时，产生图像变得模糊的不良后果。理想低通滤波器在滤除噪声的同时，产生截止频率 D_0 的不同，还会产生不同程度的**振铃现象**（空间脉冲的频域滤波响应造成）。**巴特沃斯低通滤波器**：可以物理实现，N 阶巴特沃斯低通滤波器传递函数为： $H(u,v) = 1/[1 + (D(u,v)/D_0)^{2N}]$



高通滤波：图像中的边缘对应傅里叶变换中高频部分，锐化图像可选择高通滤波。理想高通也不能物理实现。**巴特沃斯高通滤波器**：n 阶巴特沃斯高通滤波器传递函数： $H(u,v) = 1/[1 + (D_0/D(u,v))^{2N}]$ 。

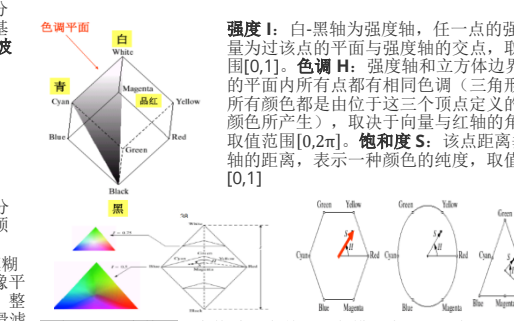
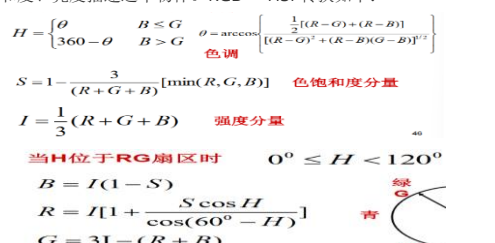
带通和带阻滤波器：（1）**带阻滤波器**：主要用于消除周期性噪声（如正弦波噪声），N 阶巴特沃斯带阻滤波器： $H_{BP}(u,v) = 1/[1 + (D(u,v)W/D_0^2(u,v - D_0^2))^{2N}]$ ，其中 W 为带宽， D_0 为半径。（2）**带通滤波器**：执行与带阻滤波器相反的操作，帮助提取噪声模式， $H_{BP}(u,v) = 1 - H_{BP}(u,v)$ 。

第八讲：彩色图像增强

人眼的光学特性：光的三基色：RGB。人眼有两类光接收器：锥状体和杆状体，锥状体对颜色敏感度高，杆状体对黑白对比度更敏感。从试验得知人眼的锥状体细胞有 3 种，分别感受红光、绿光与蓝光（选用 RGB 彩色模型描述图像的原因）。人所感受到的物体颜色，主要取决于来自物体表面的反射光的特性：均匀反射各种光谱>物体是白色，对某些光谱反射较多>物体呈现相应颜色。**颜色的基本特性**：区分颜色常用 3 种基本特性量：**亮度**、**色调**、**饱和度**。（1）**亮度**：与物体的反射率成正比，无彩色时只有亮度。对彩色而言，颜色中加入白色越多越明亮。（2）**色调**：与混合光谱中主要波长相联系，即在多光谱中偏主要波长的颜色。（3）**饱和度**：与一定色调的纯度有关，饱和度为完全饱和和。随着白光的加入，饱和度逐渐减少。**色调和饱和度合称为色度**，它确定光谱成分。

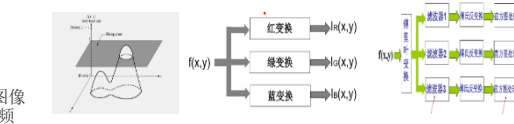
色度图：用组成某一颜色的三基色比例来规定这一颜色。从色度图中可知：（1）所有可见颜色在图内都有一个确定点；（2）色度图边界上的点代表纯颜色。趋向中心，表示混合的白光增加，饱和度减少；（3）连接任 2 端点直线上的各点表示将这 2 端点所代表的颜色相加可组成的一种颜色。可用组成某种颜色的三原色比例来规定该颜色 C： $C = xX + yY + zZ$ ，其中 X, Y, Z 称为刺激量， C 称为比例系数（色系数）。色度图是马蒂斯的原因：是数学计算得来的，根据“感知均匀性”，也即这种形状更容易表现色彩之间的关系，例如若不是马蒂斯则纯绿和纯红两点连线的中点就不是纯黄了（纯黄在边界上）。

颜色模型：建立颜色模型的目的：是为了用基本量描述所需的颜色。通常，建立 RGB 坐标系，每一个空间点代表某一种颜色。颜色模型形式：常用有 RGB，HSI 等，用于彩色处理和彩色显示。**HSI 也称为用户直观的彩色模型**：H（色调 hue），S（饱和度 saturation），I（密度或明度 V 亮度，即亮度）。**HSI 彩色模型**：RGB 模型虽然与入眼很强烈地感觉红、绿、蓝三原色的事实能很好地匹配，但不能很好地适应人解释的颜色，它没有涉及用组成某物体颜色的、每一原色的百分比，给出一个物体的颜色描述（如光线的颜色）。当人们观察一个彩色物体时，习惯用色调、色饱和度和亮度描述这个物体。RGB<=>HSI 转换如下：



彩色分量的变换：该变换涉及在单一彩色模型中处理彩色分量的问题。定义彩色变换作为模型： $g(x,y) = T[f(x,y)]$ ，其中 $f(x,y)$ 是彩色图像， $g(x,y)$ 是变换处理后的彩色输出图像，T 是在 (x,y) 的空间邻域上对 f 的操作。用彩色变换式表达 RGB 亮度变换是： $R'(x,y) = T_1[R(x,y)]$ ， $G'(x,y) = T_2[G(x,y)]$ ， $B'(x,y) = T_3[B(x,y)]$ 。用彩色变换式表达 RGB->HSI 时，计算模型为： $H(x,y) = T_1[R(x,y), G(x,y), B(x,y)]$ ， $S(x,y) = \dots$ 。理论上任何变换可在任何模型中进行，但实际上某些操作只对特定的模型或者特定的分量比较适用。该操作的条件为：**每一个变换仅依赖于其色彩空间的一个分量**，即输入和输出的分量一致，例如 HIS 中操作 I 只改变 I。此类变换是最简单最重要的彩色变换。

伪彩色图像增强：伪彩色图像也称假彩色，是根据特定的准则对灰度值以彩色的形式。目的：主要是易于人观察和解释图像灰度目标如医学图像中依强度标示色彩。通常对于彩色图像的增强，可分为**伪彩色增强**、**全彩色增强（真彩色增强）**两种处理方法。全彩色增强不增加新的色彩成分。**伪彩色增强方法**：（1）**亮度分层**：等密度分层伪彩色技术，亦称为灰度分层。如果一幅图像可以被看作是一个二维的亮度函数，此方法可以描述为：定义一组平行于坐标平面的平面，每个平面在亮度函数相交处划分亮度函数，对不同灰度值区域赋予不同的颜色，可以使区域更明显区分。（2）**灰度级转换为彩色处理**：不同于亮度分层法，该方法对输入的灰度级变换，进行 3 个独立的变换。其结果构成 R、G、B 的 3 个值，由此合成显示一幅图像。此方法获得后的彩色内容，受变换函数的特性所调制，可显示出不同的色彩（也即通过三个变换，给图像赋予 R、G、B 三个分量，转换为彩色图进行处理）。（3）**频域滤波处理**：根据图像中各区域的不同频率含量给区域赋予不同颜色



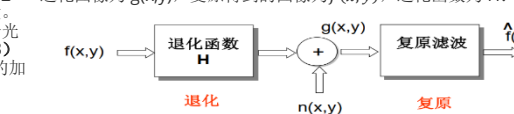
真彩色图像增强：突出图像中特殊的彩色区域，对从其周围区域中分离出目标物体有重要作用。**全彩色图像处理分为两大类**：分别处理每一个分量然后合成、直接对彩色图像处理。彩色分量： $c(x,y) = [R(x,y), G(x,y), B(x,y)]^T$ 。在彩色图像处理中，允许使用灰度图像处理方法来处理彩色图像的每一个分量，为保证对每个分量的处理都等于对向量的处理，需要满足 2 个条件：处理必须对向量和标量都适用（如均匀化平均处理，直接对向量的邻域平均等不同于各个分量的邻域分别平均后合成处理的平均向量）、对向量的每一个分量的操作对于其他分量都是独立的（如对 R 的处理不影响 G、B）。

真彩色图像增强的方法：（1）**彩色分层增强**：突出图像中特殊的彩色区域，把感兴趣区以外的区域的彩色映射为不突出的自然色，对从其周围区域中分离出目标物体有重要作用。基本使用方法：1. 显示感兴趣的区域，以从背景中分离；2. 向模板一样，使用由彩色定义的区域。不能采用各通道灰度切分增强的方法，因为彩色像素是一个 n 维向量。（2）**直方图处理**：在单色图像条件下，直方图均衡使直方图产生分布均匀，但彩色图像由多个分量组成，独立进行各个分量的均衡会产生不正确的彩色。考虑适应于一个分量的直方图均衡。采用方法是均匀扩展彩色强度，保留色本身（色调）：RGB->HSI 转换后对 I 分量增强，然后进行 HIS->RGB（在 HIS 空间中操作！均衡，增加彩色亮度，虽然保留自身颜色（色调和饱和度不变），但增强强度改变，会影响图像的色彩状态）。

第九讲：图像复原

图像复原概述：图像复原是利用退化现象的某种先验知识，复原被退化的模糊图像。因而，复原技术就是把退化过程模型化，然后，采用相反的过程处理，复原原图像。图像增强主要是一个主观过程，而图像复原大部分是一个客观过程。

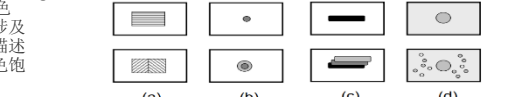
退化与复原过程物理模型：输入图像为 $f(x,y)$ ，外加噪声为 $n(x,y)$ ，退化图像为 $g(x,y)$ ，复原得到的图像为 $\hat{f}(x,y)$ ，退化函数为 H：



对于系统 H，输入和输出具有关系： $g(x,y) = H[f(x,y)] + n(x,y)$ ，若不考虑噪声即 $n(x,y) = 0$ ，则线性系统 H 有如下性质：（1）相加性： $H[f_1(x,y) + f_2(x,y)] = H[f_1(x,y)] + H[f_2(x,y)]$ ；（2）一致性： $H[k_1 f_1(x,y)] = k_1 H[f_1(x,y)]$ ；（3）线性： $H[k_1 f_1(x,y) + k_2 f_2(x,y)] = k_1 H[f_1(x,y)] + k_2 H[f_2(x,y)]$ ；（4）位置不变性： $H[f(x-a, y-b)] = H[f(x, y)]$ 。空间位置不变性表明线性系统在图像任意位置的响应只与该点位置的输入值有关，而与空间位置无关（在任何位置的退化函数都是一样的）。

常见具体退化模型：下图 (a)(b)(c) 为空间不变，(b)(c)(d) 为线性退化。（a）：摄影影片的曝光过程可用这种退化模型表示，表示原来亮度光滑或形状规则的图案变得不太规则了，原来线性变化的亮度变得非线性了。（b）：表示一种模糊造成的退化，在实际中由于孔径衍射所产生退化。（c）：目标运动造成的模糊退化。（d）随机噪声叠加产生的退化，产生了空间变化（不满足空间不变性）。

无约束复原：产生退化模型可得： $G = Hf + n \Rightarrow n = G - Hf$ ，当 n 未知时，希望找到一个 f 的估计 \hat{f} ，使得 \hat{f} 在最小平方意义上近似于 g ，也即使得 $L(f) = \|n\|^2 = \|g - Hf\|^2$ 最小（不考虑噪声影响，



假设噪声为 0）。除了要求该式最小外没有其他约束条件，因此称为无约束复原。求解： $L(f)$ 对 f 微分并使其结果为 0，最终可得原图像的估计： $\hat{f} = H^{-1}g$ 。**逆滤波**：已知退化图像的傅里叶变换和“滤波”传递函数，可得原图像傅里叶变换，也即在频域有： $\hat{F}(u,v) = G(u,v)/H(u,v)$ 。

考虑噪声的复原：当考虑噪声时有： $G(u,v) = H(u,v)F(u,v) + N(u,v)$ ，则原图像的估计可以表示为： $\hat{F}(u,v) = F(u,v) + N(u,v)/H(u,v)$ 。问题 1：N(u,v) 为随机噪声，其傅里叶变换未知，若想准确复原需要增加约束条件。问题 2：如果 $H(u,v)$ 很小或为 0，则导致复原结果不稳定。且 $N(u,v)/H(u,v)$ 值过大，掩盖真信号 $F(u,v)$ ，使复原图像失真。实际中的确存在这种情况：真 $H(u,v)$ 与原图距离增加而迅速减小，而噪声 $N(u,v)$ 却变化缓慢。必须采取一

种折中方法解决 $H(u,v)$ 零点问题：逆滤波不直接采用 $1/H(u,v)$ ，而是采用 $M(u,v)$ ， ω_0 的选取标准是将 $H(u,v)$ 的零点排除在此区域之外。

因此实际的原始图像傅里叶估计为： $\hat{F}(u,v) = [F(u,v)H(u,v) + N(u,v)]/M(u,v)$ 。有约束恢复：有约束复原，是指除了已知退化系统传递函数外，还要根据其条件作为一个约束：噪声统计特性，或噪声与图像的相关信息。计算方法：寻找一个 f 使得该准则函数最小： $L(f) = \|Qf\|^2 + \lambda \|g - Hf\|^2 - \|n\|^2$ ，用已知原始图像的某种变换性质 Qf 作为一种附加的约束，例如选择 f 的一个线性算子 Q。下面讨论两种重要的最小二乘法约束复原，它们分别是通过选择不同的 Q 而获得的：

（1）**维纳滤波**：也称为最小均方误差滤波（在图像统计平均意义下最优），该复原方法是建立在认为图像和噪声是随机过程的基础上，目标是找一个不模糊图像 f 的估计 \hat{f} ，并且能够使得二者之间的均方误差为最小： $e^2 = E[(f - \hat{f})^2]$ 。维纳滤波器的表达式如下，通常近似取 $S=1$ ， $S_n(u,v)/S_f(u,v) = K$ ，代表噪声与信号的功率密度比。
$$\hat{F}(u,v) = \left[\frac{1}{H(u,v)} \frac{|H(u,v)|^2}{|H(u,v)|^2 + s[S_n(u,v)/S_f(u,v)]} \right] G(u,v)$$

（2）**最小平方复原**：维纳滤波器的常数 K 不易估计，也即维纳滤波器在图像统计平均意义下最优，但对于某一具体图像而言不一定最优。有约束最小平方复原只要求噪声方差和均值信息，就可以对给定图像复原出最佳结果。实现方法：寻找一种准则函数，由此导出的复原对每一幅具体图像确定一个最优的评判标准。1、**确定最小平方测度准则**：在逆滤波中，由于 $H(u,v)$ 的病态性质，导致在其零点附近数值变化起伏过大，产生多余噪声和边缘，会造成图像严重失真，而图像的灰度变化是平滑的、少跳变，因此可采用最小平方测度准则进行约束。2、**最大平滑算法**：图像相邻像素间平滑性可通过二阶导数表征，二阶导数小，灰度跳变少，图像平滑，所以可作为图像复原时的约束条件 Qf。二阶导数可用拉普拉斯算子表示，可看成与拉普拉斯模板 $p(x,y)$ （中心为 4，四邻域都为 -1 的 3*3 模板）卷积的结果。将 $p(x,y)$ 进行周期扩展： $p_e(x,y) = p(x,y)$ ， $0 \leq x \leq 2.0, 0 \leq y \leq 2.0$ ， $p_e(x,y) = 0.3$ 或 $x \leq M-1.3, y \leq N-1$ 。最优化问题在频域的解为如下，其中 $P(u,v)$ 是 $p_e(x,y)$ 的傅里叶变换。
$$\hat{F}(u,v) = \left[\frac{H(u,v)}{|H(u,v)|^2 + s|P(u,v)|^2} \right] G(u,v)$$

第十讲：图像压缩编码

图像压缩编码概述：图像编码的目的：消减数据量，采用编码方式进行图像表达，以减少一幅图像所需的数据量。根据解码结果对图像的保真度，图像压缩技术可分为两大类：1、**信息保持编码**：允许对图像进行无损压缩和解压缩。如用于重要文档、医学图像的压缩；2、**信息有损编码**：提供更高的压缩率，但重建图像不如原图。如电视、视频类。

数据冗余：数据冗余是图像压缩中的关键概念，由于冗余的存在，使图像压缩成为可能。压缩数据量的重要方法是消除冗余数据。**数学模型**：设 n_1 为原始数据个数， n_2 为压缩后数据个数，则 n_1 相对于 n_2 的相对冗余度为： $R_D = (n_1 - n_2)/n_1$ ，压缩率： $C_R = n_1/n_2$ ，相对冗余度可表示为： $R_D = 1 - 1/C_R$ 。**数据冗余类型**：编码冗余、像素间冗余、心里视觉冗余。（1）**编码冗余**：变长编码基本思想：用较少 bit 数表示出现概率较大灰度级，用较多 bit 数表示出现概率较小灰度级，即可数据压缩。（2）**像素间冗余**：与像素间相关性有直接联系的数据冗余，其相关性来自图像中像素间的结构或几何关系。为减少图像数据冗余，需要经常用的 2D 像素间矩阵表达式，以映射方式转换为频域表达式，如进行 FFT、DCT。特点：像素值可以由相邻像素值预测得到；每个独立像素携带的信息相对较少；对图像贡献是冗余。（3）**心里视觉冗余**：人眼所感受到的图像区域亮度不仅与区域的亮度本身有关，而且与分布相关（如马赫带效应），人眼并不是对所有视觉信息有相同的敏感度，一些信息在视觉中与另一些信息相比并不重要，这些并不重要的信息被认为是心理视觉冗余。去除这些信息，不会明显降低感受到的图像质量。

图像保真度和图像质量：在图像压缩编码处理中，由于复原图像与原图像可能不尽相同，因此需要对信息的损失给定一个测度。测度用于描述解码图像相对于原图像的偏离程度。这些测度称为保真度准则。常用的准则分为 2 大类：（1）**客观保真度准则**：当所损失的信息量可用输入原始图像与编码/解码后的输出图像的函数表示时，可以为此函数作为是客观保真度准则：1、均方根误差准则： $e_{rms} = \sqrt{M^{-1} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [f(x,y) - \hat{f}(x,y)]^2}$ ；2、均方信噪比准则： $SNR_{rms} = \sqrt{M^{-1} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N f^2(x,y) / \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [f(x,y) - \hat{f}(x,y)]^2}$ ，其中 $M*N$ 为图像大小。（2）**主观保真度准则**：一种常用的主观评价方法是：对一组选择的观察者(>20)展示一幅图像，将他们的综合评价平均，获得一个统计准则。

图像编码系统模型



编码器：2 个子模块，由 1 个用来去除输入冗余的信源编码器，和 1 个用来增强信源编码器输出抗噪能力的信道编码器组成。**解码器**：由与编码器对应 1 个信道解码器和 1 个信源解码器组成。

信源编码器和信源解码器：减少、或消除冗余信息（像素间、心理视觉、编码等 3 个冗余），通常包含 3 个独立的独立处理模块：映射变换，量化，符号编码。**映射器**：变换输入数据减少**像素间冗余**；**量化器**：以保真度准则减少映射器输出数据减少**心理视觉冗余**（决定了是否有损编码，若有量化器则为有损编码）；**符号编码器**：产生量化器输出的码本一般采用变长码表达式数据，减少**编码冗余**。由于量化操作不可逆，所以解码器中没有量化逆操作。



信道编码器和信道解码器：由于压缩后，信源编码器的输出数据一般只有很少的冗余，所以对信道中的传输噪声非常敏感。信道编码器通过把可控制的冗余加入信源编码后的码字，以减少信道噪声的影响，如 Hamming 编码技术。**编码算法**：**霍夫曼编码**：对信源符号逐个编码时，其能获得最短码字，是一种一致性编码法（编码法），块(组)码，每个信源符号被映射成一组固定次序的码字；即时码，每个码字不需等待后面的符号而解出；可唯一解的码，任何符号串只有一种方式的解。步骤：缩减信源符号量、对每个信源符号赋值。**算术编码**：算术编码是直接按整个输入的消息信息的一个小数 N。在给定符号集和符号概率的情况下，算术编码可以给出接近最佳的编码结果。使用算术编码的压缩算法，通常先要对输入符号的概率进行估计，然后再编码。这个估计越准，编码结果就越接近最优的结果。**预测编码**：根据图像数据在时间和空间上的相关性，利用已有样本，对新样本进行预测，然后将样本的实际值与其预测值相减得到误差，再对误差值进行编码的方法。**变换编码**：频域法，基本思想是略去能量很小高频部分或分配少的 bit 数；变换编码方法：DFT,DCT 等，变换产生子压缩，只是进行能量集中。

