

DCT变换、DCT反变换、分块DCT变换

欢迎转载，但请注明出处！

一、引言

DCT变换的全称是离散余弦变换(Discrete Cosine Transform)，主要用于将数据或图像的压缩，能够将空域的信号转换到频域上，具有良好的去相关性的性能。DCT变换本身是无损的，但是在图像编码等领域给接下来的量化、哈弗曼编码等创造了很好的条件，同时，由于DCT变换时对称的，所以，我们可以在量化编码后利用DCT反变换，在接收端恢复原始的图像信息。DCT变换在当前的图像分析已经压缩领域有着极为广大的用途，我们常见的JPEG静态图像编码以及MJPEG、MPEG动态编码等标准中都使用了DCT变换。

二、一维DCT变换

一维DCT变换时二维DCT变换的基础，所以我们先来讨论下一维DCT变换。一维DCT变换共有8种形式，其中最常用的是第二种形式，由于其运算简单、适用范围广。我们在这里只讨论这种形式，其表达式如下：

其中， $f(i)$ 为原始的信号， $F(u)$ 是DCT变换后的系数， N 为原始信号的点数， $c(u)$ 可以认为是一个补偿系数，可以使DCT变换矩阵为正交矩阵。

$$F(u) = c(u) \sum_{i=0}^{N-1} f(i) \cos \left[\frac{(i+0.5)\pi}{N} u \right]$$
$$c(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, & u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & u \neq 0 \end{cases}$$

三、二维DCT变换

二维DCT变换其实是在一维DCT变换的基础上在做了一次DCT变换，其公式如下：

$$F(u, v) = c(u)c(v) \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{N-1} f(i, j) \cos \left[\frac{(i+0.5)\pi}{N} u \right] \cos \left[\frac{(j+0.5)\pi}{N} v \right]$$
$$c(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, & u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & u \neq 0 \end{cases}$$

由公式我们可以看出，上面只讨论了二维图像数据为方阵的情况，在实际应用中，如果不是方阵的数据一般都是补齐之后再作变换的，重构之后可以去掉补齐的部分，得到原始的图像信息，这个尝试一下，应该比较容易理解。

另外，由于DCT变换高度的对称性，在使用Matlab进行相关的运算时，我们可以使用更简单的矩阵处理方式：

接下来利用Matlab对这个过程进行仿真处理：

$$F = AfA^T$$

$$A(i,j) = c(i) \cos \left[\frac{(j+0.5)\pi}{N} i \right]$$



```
1 clear;
2 clc;
3 X=round(rand(4)*100)    %产生随机矩阵
4 A=zeros(4);
5 for i=0:3
6     for j=0:3
7         if i==0
8             a=sqrt(1/4);
9         else
10            a=sqrt(2/4);
11        end
12        A(i+1,j+1)=a*cos(pi*(j+0.5)*i/4);
13    end
14 end
15 Y=A*X*A'               %DCT变换
16 YY=dct2(X)             %Matlab自带的dct变换
```



运行结果为：



```
1 X =
2
3     42     66     68     66
4     92      4     76     17
5     79     85     74     71
6     96     93     39      3
7
8
9 Y =
10
11    242.7500    48.4317    -9.7500    23.5052
12   -12.6428   -54.0659     7.4278    22.7950
13    -6.2500    10.7158   -19.7500   -38.8046
14    40.6852   -38.7050   -11.4653   -45.9341
15
16
17 YY =
```

```

18
19    242.7500    48.4317    -9.7500    23.5052
20    -12.6428   -54.0659     7.4278    22.7950
21     -6.2500    10.7158   -19.7500   -38.8046
22     40.6852   -38.7050   -11.4653   -45.9341

```



由上面的结果我们可以看出，我们采用的公式的方法和Matlab自带的dct变化方法结果是一致的，所以验证了我们方法的正确性。

如果原始信号是图像等相关性较大的数据的时候，我们可以发现在变换之后，系数较大的集中在左上角，而右下角的几乎都是0，其中左上角的是低频分量，右下角的是高频分量，低频系数体现的是图像中目标的轮廓和灰度分布特性，高频系数体现的是目标形状的细节信息。DCT变换之后，能量主要集中在低频分量处，这也是DCT变换去相关性的一个体现。

之后在量化和编码阶段，我们可以采用“Z”字形编码，这样就可以得到大量的连续的0，这大大简化了编码的过程。

四、二维DCT反变换

在图像的接收端，根据DCT变化的可逆性，我们可以通过DCT反变换恢复出原始的图像信息，其公式如下：

$$f(i, j) = \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} c(u)c(v) F(u, v) \cos \left[\frac{(i+0.5)\pi}{N} u \right] \cos \left[\frac{(j+0.5)\pi}{N} v \right]$$

$$c(u) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, & u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & u \neq 0 \end{cases}$$

同样的道理，我们利用之前的矩阵运算公司可以推导出DCT反变换相应的矩阵形式：

下面我们Matlab对这个过程进行仿真：



```

1 clear;
2 clc;
3 X=[
4     61     19     50     20
5     82     26     61     45
6     89     90     82     43
7     93     59     53     97] %原始的数据
8 A=zeros(4);
9 for i=0:3
10     for j=0:3

```

$$F = AfA^T$$

$$\therefore A^{-1} = A^T$$

$$\therefore f = A^{-1}F(A^T)^{-1} = A^TFA$$

```

11         if i==0
12             a=sqrt(1/4);
13         else
14             a=sqrt(2/4);
15         end
16         A(i+1,j+1)=a*cos(pi*(j+0.5)*i/4); %生成变换矩阵
17     end
18 end
19 Y=A*X*A' %DCT变换后的矩阵
20 X1=A'*Y*A %DCT反变换恢复的矩阵

```



运行结果为：



```

1 X =
2
3     61     19     50     20
4     82     26     61     45
5     89     90     82     43
6     93     59     53     97
7
8
9 Y =
10
11    242.5000    32.1613    22.5000    33.2212
12   -61.8263     7.9246   -10.7344    30.6881
13   -16.5000   -14.7549    22.5000    -6.8770
14     8.8322    16.6881   -35.0610    -6.9246
15
16
17 X1 =
18
19     61.0000     19.0000     50.0000     20.0000
20     82.0000     26.0000     61.0000     45.0000
21     89.0000     90.0000     82.0000     43.0000
22     93.0000     59.0000     53.0000     97.0000

```



我们可以看到反变换后无损的恢复了原始信息，所以证明了方法的正确性。但是在实际过程中，需要量化编码或者直接舍弃高频分量等处理，所以会出现一定程度的误差，这个是不可避免的。

五、分块DCT变换

在实际的图像处理中，DCT变换的复杂度其实是比较高的，所以通常的做法是，将图像进行分块，然后在每一块中对图像进行DCT变换和反变换，在合并分块，从而提升变换的效率。具体的分块过程中，随着子块的变大，算法复杂度急速上升，但是采用较大的分块会明显减少图像分块效应，所以，这里面需要做一个折中，在通常使用时，大都采用的是8*8的分块。

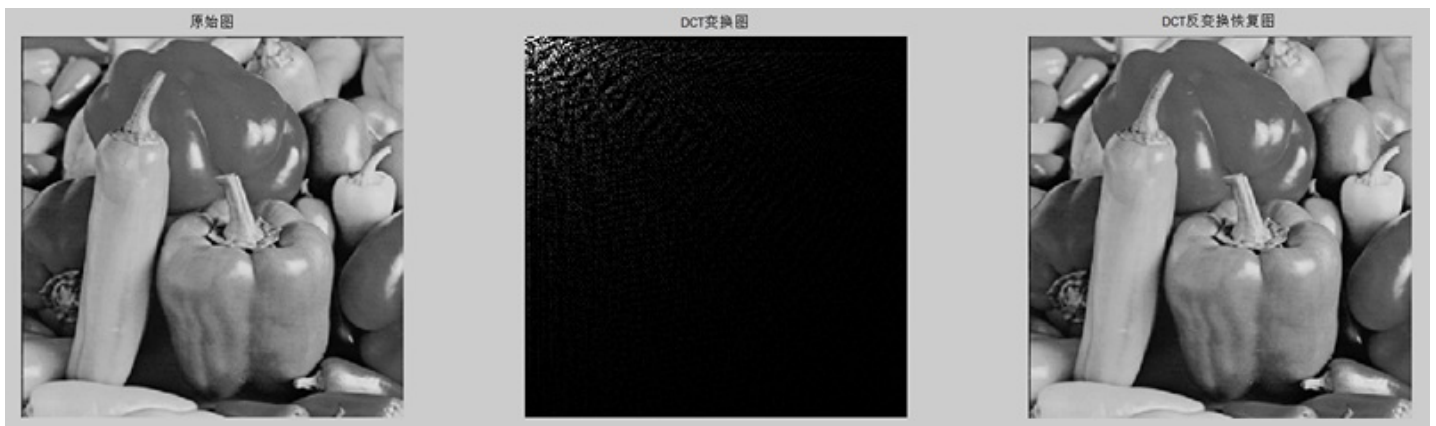
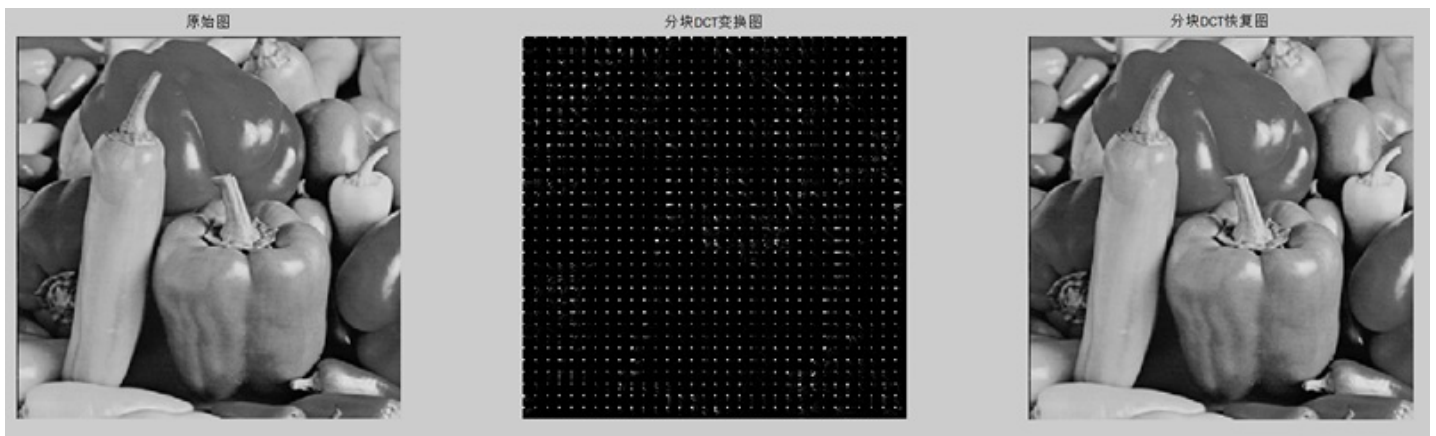
Matlab的 blkproc 函数可以帮我们很方便的进行分块处理，下面给出我们的处理过程：



```
1 clear;
2 clc;
3
4 X=imread('pepper.bmp');
5 X=double(X);
6 [a,b]=size(X);
7 Y=blkproc(X,[8 8],'dct2');
8 X1=blkproc(Y,[8 8],'idct2');
9
10 figure
11 subplot(1,3,1);
12 imshow(uint8(X));
13 title('原始图');
14
15 subplot(1,3,2);
16 imshow(uint8(Y));
17 title('分块DCT变换图');
18
19 subplot(1,3,3);
20 imshow(uint8(X1));
21 title('分块DCT恢复图');
22
23 Y1=dct2(X);
24 X10=idct2(Y1);
25
26 figure
27 subplot(1,3,1);
28 imshow(uint8(X));
29 title('原始图');
30
31 subplot(1,3,2);
32 imshow(uint8(Y1));
33 title('DCT变换图');
34
35 subplot(1,3,3);
36 imshow(uint8(X10));
37 title('DCT反变换恢复图');
```



运行结果为：



从图中，我们可以明显看出DCT变换与分块DCT变换在使用时的区别。

六、小结

DCT、DWT等是图像处理的基础知识，之前一直有用到，但是没怎么好好整理下，今天在做稀疏编码的时候正好有用到，就顺便整了下，希望能够给后来者一些提示。

Reference:<http://wuyuans.com/2012/11/dct2/>