

URA 编码孔径和编码像的计算机重构

赵宝庆

摘要: 本文讨论了编码孔径的设计方法和编码图像的计算机重构方法。我们采用了 m -序列组成的均匀冗余阵列 (URA) 编码孔径, 应用微机系统进行译码处理的过程中, 我们采用了细抽样的平衡相关方法和快速哈达玛变换。这些技术已成功地应用在 X-射线成像上。

一、前言

利用小孔成像原理制成的单孔像机通光量很小, 信噪比低。编码孔径成像是这样一种技术, 企图克服单孔的上述缺陷, 又保持其高分辨率的特性。

编码孔径成像是将单孔像机的针孔用按某种模式排列的多针孔来代替。记录图片由 X 光源的许多重叠像组成, 重迭非常严重以致记录图片与 X 光源的面貌全非, 而不能识别。为此, 需要对记录图片进行译码处理, 来重构 X 光源像, 编码孔径成像的基本步骤如图 (1) 所示。



图1 编码孔径成像的基本步骤

令 $O(x, y)$ 表示 X 光源强度的位置函数, $A(x, y)$ 表示编码孔径函数 (有孔为 1, 无孔为 0), 则记录的编码图像 $P(x, y)$ 可以表示成:

$$P(x, y) = O(x, y) \star A(x, y) + N(x, y) \quad (1)$$

其中, \star 为相关运算符, $N(x, y)$ 为信号的无关噪声。重构原始目标 $O(x, y)$ 有两种方法, 一种是解卷积方法, 一种是相关分析方法。

在解卷积方法中, 重构图像为

$$\begin{aligned} \hat{O}(x, y) &= F^{-1}\{F[P(x, y)]/F[A(x, y)]\} \\ &= O(x, y) + F^{-1}\{F[N(x, y)]/F[A(x, y)]\} \end{aligned} \quad (2)$$

其中, F, F^{-1} 分别表示傅里叶变换和逆傅里叶变换。解卷积方法存在一个致命的弱点, 即 $F\{A(x, y)\}$ 具有非常小的值。甚至为零, 使得噪声具有奇异值, 从而重构图像可能产生不能接受的噪声。

在相关分析方法中, 重构图像是通过记录图片 $P(x, y)$ 与译码函数 $G(x, y)$ 的相关运算来完成的。其重构图像为

$$\begin{aligned} \hat{O}(x, y) &= P(x, y) \star G(x, y) \\ &= O(x, y) \star [A(x, y) \star G(x, y)] + N(x, y) \star G(x, y) \end{aligned} \quad (3)$$

其中, 译码函数 $G(x, y)$ 为事后处理阵列。如果选择 $G(x, y)$ 使 $A(x, y) \star G(x, y)$ 为 δ 脉冲函数, 从而可获得重构图像:

$$\hat{O}(x, y) = O(x, y) + N(x, y) \star G(x, y) \quad (4)$$

这就克服了解卷积方法中的奇异值问题。

对于编码孔径的排列, 可以采用不同的模式, 比如随机阵列、无冗余阵列和均匀冗余阵列^[1]。随机阵列的排列虽然光通量大, 但自相关为高斯分布, 具有相关噪声, 产生伪像。而无冗余阵列虽然自相关为 δ 脉冲函数, 但小孔甚少, 其信噪比提高不大。我们采用的是均匀冗余阵列 (URA), 它既具有随机阵列光通量大的特性, 又具有无冗余阵列没有相关噪声的特性。

二、均匀冗余编码阵列 (URA)

有两种伪噪声阵列被应用在编码孔径上, 一种是二次余阵列^[1], 一种是 m 阵列^[2]。这两种排列模式都具有这样一个特性, 对于每个确定的间隔出现一对 1 (或一对小孔) 的次数是相同的。因此它们都属于均匀冗余阵列, 都具有无相关噪声和光通量大的特性。

二次余阵列如此定义: 假定它是 $r \times s$ 阵列, r, s 是互质数, 且 $r - s = 2$, 则定义二次余阵列 A 为

$$A(i, j) = \begin{cases} 0 & \text{若 } i = 0 \\ 1 & \text{若 } j = 0 \text{ 而 } i \neq 0 \\ 1 & \text{若 } C_r(i) C_r(j) = 1 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

其中,

$$C_r(i) = \begin{cases} 1 & \text{如果存在一个 } x, \text{ 使 } i = \text{mod}, x^2, 1 \leq x < r \\ -1 & \text{否则} \end{cases}$$

又令事后处理阵列 G 为

$$G(i, j) = \begin{cases} 1 & \text{若 } A(i, j) = 1 \\ -1 & \text{若 } A(i, j) = 0 \end{cases} \quad (6)$$

如此选择 G , 是因为 $A \star G$ 为 δ 脉冲函数, 即

$$\sum_i \sum_j A(i, j) G(i+k, j+l) = \begin{cases} (rs-1)/2 & \text{若 } \text{mod}, k = 0 \text{ 且 } \text{mod}, l = 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

m 阵列是由 m 序列折迭而成的。 m 序列如此定义: 对于长度为 $N = 2^m - 1$ 的二进制伪随机序列, 存在一个 m 次模 2 的本原多项式 $h(x)$ ^[1], 令 $h(x)$ 为

$$h(x) = h_m x^m + h_{m-1} x^{m-1} + \dots + h_0 \quad (8)$$

其中, $h_m = h_0 = 1, h_i = 0$ 或 $1, 0 < i < m$ 。任意给出 m 序列的前 m 个不全为零的元素, 如令 $a_0 = a_1 = \dots = a_{m-1} = 1$, 其他元素为

$$a_{n+n} = \sum_{i=0}^{n-1} h_i a_{n+i} \quad (9)$$

其中, $0 \leq n \leq N - m - 1$ 。此处求和为模 2 加法。对于所求得的 m 序列 $(a_0, a_1, \dots, a_{N-1})$, 选取 k_1 和 k_2 , 使 $k_1 k_2 = m$, 即 $N = 2^{k_1 k_2} - 1$, 使得 $n_1 = 2^{k_1} - 1$ 和 $n_2 = N/n_1$ 为互质数, 且都大于 1。比如, $N = 2^{10} - 1$, 可写成 $N = 2^{6 \times 2} - 1$, 则 $n_1 = 31, n_2 = 33$ 。从而长度为 N 的 m 序列

可折迭成 $n_1 \times n_2$ 的 m 阵列。我们将 m 序列 $(a_0, a_1, \dots, a_{m-1})$, 依次添满 m 阵列的 $n_1 \times n_2$ 个元素, 首先从主对角线开始, 以后只要到达阵列的边界, 就接着在对面一侧沿对角线方向继续, 直到全部添满为止。比如长度为 15 的 m 序列 $(a_0, a_1, \dots, a_{14})$, 折迭成 3×5 的 m 阵列 A , 如图 (2) 所示。折迭过程可以用数字表示, m 序列的元素 a_i 放在 m 阵列 A 的第 I 行, 第 J 列的位置上, 作为 m 阵列 A 的元素 $A(I, J)$ 。这里, $I = \text{mod}_{n_1} i, J = \text{mod}_{n_2} i$ 。

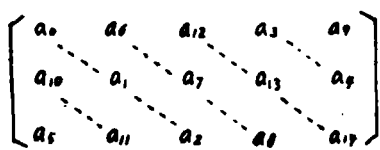


图 2 m 阵列

到全部添满为止。比如长度为 15 的 m 序列 $(a_0, a_1, \dots, a_{14})$, 折迭成 3×5 的 m 阵列 A , 如图 (2) 所示。折迭过程可以用数字表示, m 序列的元素 a_i 放在 m 阵列 A 的第 I 行, 第 J 列的位置上, 作为 m 阵列 A 的元素 $A(I, J)$ 。这里, $I = \text{mod}_{n_1} i, J = \text{mod}_{n_2} i$ 。

m 阵列具有平衡性, 它的元素由 2^{n-1} 个 1 和 $2^{n-1} - 1$ 个 0 组成, 1 和 0 的个数大致相同, 且具有双值自相关特性, 其自相关为

$$\sum_i \sum_j A(i, j) A(i+k, j+l) = \begin{cases} 2^{n-1} & \text{若 } \text{mod}_{n_1} k = \text{mod}_{n_2} l = 0 \\ 2^{n-2} & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

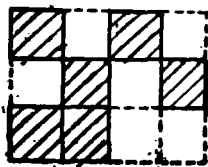
若如同 (6) 式选取事后处理阵列 G , 则 $A \star G$ 为 δ 脉冲函数, 即

$$\sum_i \sum_j A(i, j) G(i+k, j+l) = \begin{cases} 2^{n-1} & \text{若 } \text{mod}_{n_1} k = \text{mod}_{n_2} l = 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

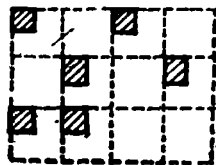
二次余阵列与 m 阵列作为编码孔径阵列都具有无相关噪声及光通量大的特性。而我们采用了 m 阵列作为编码孔径的排列模式, 这是由于它的伪随机性, 其层析分辨能力比二次余阵列编码孔径强^[3]。

三、编码孔径成像的译码过程

按照 m 阵列模式所制作的编码孔径图样如图 (3.a) 所示, 在间隔为 C 的格栅上开一些 $C \times C$ 的方形小孔, 若 m 阵列元素为 1 开孔, 否则不开孔。为了做到自支撑, 小孔的面积应小于 $C \times C$, 比如 $C/2 \times C/2$, 如图 (3.b) 所示。



(a) URA 图样的一部分



(b) 两小孔不接触的 URA 图样的一部分

图 3

编码孔径成像的记录过程为

$$P(x, y) = \iint O(\xi, \eta) A[(f\xi/b + x)/m, (f\eta/b + y)/m] d\xi d\eta \quad (12)$$

其中, $O(\xi, \eta)$ 为物平面上 x 光源的强度分布, $A(x, y)$ 为孔径面上的透过率分布, $P(x, y)$ 为探测面上记录图像的强度, f 是孔径面到探测面的距离, b 是物平面到孔径面的距离, 而 m 是编码板的放大倍数, 为 $(f + b) / b$ 。注意这里的光源强度分布是定义在物面上, (12) 式为相关形式, 若在探测面上定义光源的强度分布, (12) 式可成为卷积形式。

为完成图像的数字处理, 必须对 (12) 式进行量化。定义 $A(i, j)$ 表示孔径面

(ic, jc) 处有无小孔, 有孔为 1, 无孔为 0, 即为 m 阵列, $O(i, j)$ 表示物面 $(i\Delta a, j\Delta a)$ 处 $\Delta a \times \Delta a$ 范围上所发出的光子数, 其中 $\Delta a = c/f$; $P(k, l)$ 表示探测面 (kmc, lmc) 处 $mc \times mc$ 范围上所接受的光子数。从而 (12) 式可表示成

$$P(k, l) = \sum_i \sum_j O(i, j) A(i+k, j+l) \quad (13)$$

应用相关分析方法, 选择 $G(i, j)$ 重构目标, 其估计值为

$$\hat{O}(i, j) = \sum_k \sum_l P(k, l) G(k+i, l+j) \quad (14)$$

如果选择 $G \cong A$, 即自相关分析, 又称匹配相关, 则 $A \star G$ 为双值函数, 见 (10) 式。如此可重构目标, 但背景上增加了一些常数项, 减低了对比度。如果按 (6) 式选择 G , 则 $A \star G$ 为理想的 δ 脉冲函数, 见 (11) 式, 从而目标可重构, 且减去了自相关分析的常数项。因为 G 的全部元素之和近似为零, 所以此种选择称为平衡相关。

为了使重构目标得以改善, 提高分辨率, 对记录图像 $P(x, y)$ 的分辨单元进行加密抽样。同时对 $G(x, y)$ 阵列进行细抽样, 见图 (4. b)。从而目标估计值 (14) 式可以更加精细。但是加密抽样对于相关分析来说, 给重构目标又带来一些附加模糊。对于编码孔径的一个独立的小孔, 其点扩散函数为一个方形脉冲, 必然对目标产生一些模糊。对于编码孔径相机, 从记录重迭像到重构目标的整个过程来说, 其系统点扩散函数 ($SPSF$) 可由 (13)、(14) 式写成

$$SPSF = A \star G \quad (15)$$

由于加密抽样, 其 $SPSF$ 是两个方形脉冲的卷积, 必然对目标产生一些附加模糊。为消除附加模糊, 对 $G(x, y)$ 细抽样, 不是 1 或 -1 的矩阵, 而是仅取一个 1 或 -1, 即所谓的 δ 译码, 如图 (4. c) 所示。根据 (15) 式可知, 此种细化过程消除了附加模糊。

对于上述平衡相关运算, 可采用快速傅里叶变换 (FFT) 算法, 但它有一个限制, 要求变换的长度必须是 2 的幂次。根据 m 阵列具有哈达玛 ($Hadamard$) 矩阵的特性^[2], 我们采用了快速哈达玛变换 (FHT) 算法^[4], 计算可由 N^2 个乘法, 减少为 $N \log_2 N$ 个加法, 其计算效率大大提高。

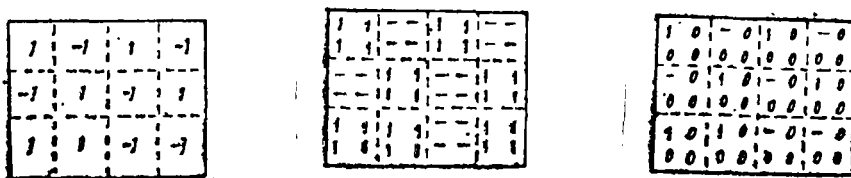


图 4

- (a) 平衡相关阵列 $G(x, y)$ 的一部分
 - (b) 细抽样 (2×2) 后的 $G(x, y)$
 - (c) δ 译码阵列 $G(x, y)$
- (图中“-”代表-1)

四、 δ 译码的快速哈达玛变换 (FDHT)

我们现在讨论如何应用快速哈达玛变换进行编码图像的 δ 译码处理。

按照 m 序列折迭成 m 阵列的顺序, 可将编码图像矩阵 P 和译码矩阵 G , 改写成一维形

式。根据 m 序列折迭 m 阵列的规律，二维矩阵的相关运算可写成一维的相关运算，即

$$\hat{O} = P \star G = (p_0, p_1, \dots, p_{N-1}) \star (g_0, g_1, \dots, g_{N-1}) \quad (16)$$

而一维相关，又可写成与矩阵的乘积：

$$\hat{O} = \begin{pmatrix} g_0 & g_1 \cdots g_{N-1} \\ g_1 & g_2 \cdots g_0 \\ \dots & \dots \\ g_{N-1} & g_0 \cdots g_{N-2} \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} p_0 \\ p_1 \\ \vdots \\ p_{N-1} \end{pmatrix} \quad (17)$$

其中矩阵为左移循环矩阵，如果在初始位置增加一行 - 1，增加一列 - 1，则成为 $(N + 1) \times (N + 1)$ 的哈达玛矩阵。从而 (17) 式的计算，可应用快速哈达玛变换。一维形式的估计值 \hat{O} ，可再折回成二维形式。

如果对编码图像加细抽样 $l \times l$ ，它可看成 N 个 $l \times l$ 的分块矩阵，其 δ 译码阵列的非零元素由 $l - 1$ 个零隔开，见图 (4.c)。由此可看出，在译码过程中，每个估计值仅仅依赖于每个分块矩阵相同位置的对应元素，因此编码图像可分成 $l \times l$ 个子集。每个子集独立进行运算，分别应用快速哈达玛变换。这样的算法称之为 δ 译码的快速哈达玛变换。比如，对于编码孔径为 3×5 m 阵列，细抽样为 2×2 的译码过程：

$$\hat{O} = P \star G = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & g_{11} & g_{12} & m_{11} & m_{12} & d_{11} & d_{12} & j_{11} & j_{12} \\ a_{21} & a_{22} & g_{21} & g_{22} & m_{21} & m_{22} & d_{21} & d_{22} & j_{21} & j_{22} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ k_{11} & k_{12} & b_{11} & b_{12} & h_{11} & h_{12} & n_{11} & n_{12} & e_{11} & e_{12} \\ k_{21} & k_{22} & b_{21} & b_{22} & h_{21} & h_{22} & n_{21} & n_{22} & e_{21} & e_{22} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ f_{11} & f_{12} & l_{11} & l_{12} & c_{11} & c_{12} & i_{11} & i_{12} & o_{11} & o_{12} \\ f_{21} & f_{22} & l_{21} & l_{22} & c_{21} & c_{22} & i_{21} & i_{22} & o_{21} & o_{22} \end{pmatrix} \star$$

$$\begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ -1 & 0 & -1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ -1 & 0 & 1 & 0 & -1 & 0 & -1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$$

可分解成 2×2 个子集进行运算：

$$\hat{O}_{i,j} = \begin{pmatrix} a_{i,j} & g_{i,j} & m_{i,j} & d_{i,j} & j_{i,j} \\ k_{i,j} & b_{i,j} & h_{i,j} & n_{i,j} & e_{i,j} \\ f_{i,j} & l_{i,j} & c_{i,j} & i_{i,j} & o_{i,j} \end{pmatrix} \star \begin{pmatrix} -1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 1 & 1 & -1 \\ -1 & 1 & -1 & -1 & 1 \end{pmatrix}$$

其 $i, j = 1, 2$ 。对每个子集可分别进行快速哈达玛变换。

δ 译码的快速哈达玛变换的算法步骤为:

- ① 将细抽样 $l \times l$ 同下标的元素, 恢复成一维数组。
- ② 对一维数组进行 π_1 置换, 快速哈达玛变换及 π_2 置换。
- ③ 变换后的一维数组关于中心反射。
- ④ 折反后的一维数组, 再折迭到二维数组原始位置上。
- ⑤ 对每个不同的下标重复①—④步, 共 $l \times l$ 次。
- ⑥ 将得到的二维数组重新排列。首先将数组, 右边的第 l 列与第 $l - 1$ 列, 下边的第 l 行与第 $l - 1$ 行之间分开, 分成四个部分, 每个部分关于中心反射。
其中一维数组的 π_1, π_2 置换与快速哈达玛变换见附录。

五、编码孔径成像的应用结果

我们采用的均匀冗余编码孔径阵列为 31×33 的 m 阵列。编码孔径为自支撑的, 开孔为 $30 \mu m$ 的方形小孔, 其中心间隔为 $50 \mu m$ 。并且为了减少探测器的面积, 编码孔径在水平、垂直两个方向扩展一倍。它是在 $10 \mu m$ 厚的金膜上刻蚀成的, 如图 (5)。此编码孔径作为成像元件成功地装在 URA 编码孔径相机上。

对编码图像在微机 $IBM PC/XT$ 和小型机 $PDP11/23$ 上进行了译码处理。将 URA 编码孔径相机拍摄的 X 光源编码图像, 用摄像机数字化, 采用平衡相关处理进行译码。对每个分辨单元采取 10×10 的细抽样, 经过 δ 译码的快速哈达玛变换获得了 X 光源的重构目标。

我们对实验室直流源的情况, 用 URA 编码孔径相机拍摄了字母“L”的编码图像, 进行了译码处理, 其重构图像与同等条件下用针孔成像相比较, 其成像质量显著优越, 分辨率高, 信噪比高。见图 (6)。

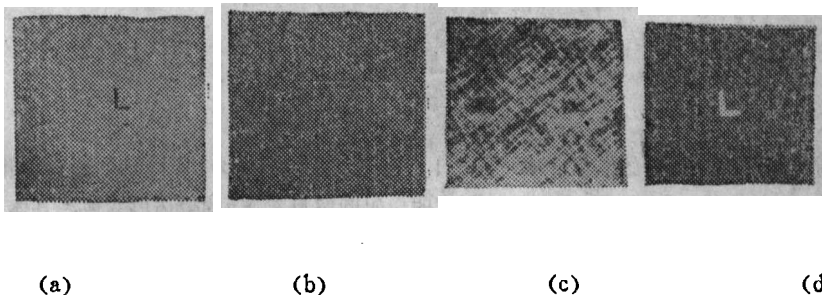
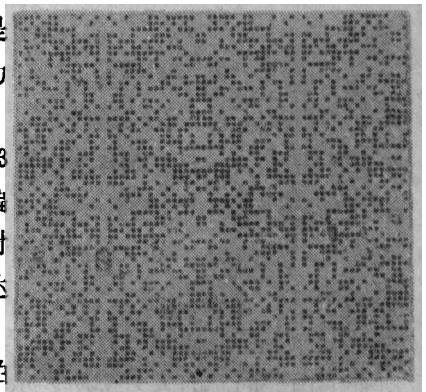


图 6

(a) 原始目标“L”字母 (b) 单孔成像 (c) “L”字母的编码像 (d) 译码处理的重构像

我们还在激光等离子体装置上进行了实验, 目标为空心靶。同时用 URA 编码孔径相机和单孔相机进行记录。单孔相机没能得到 X 光源的目标像, 而 URA 编码孔径相机记录的编码像, 经译码处理, 得到比较满意的重构图像。见图 (7)。

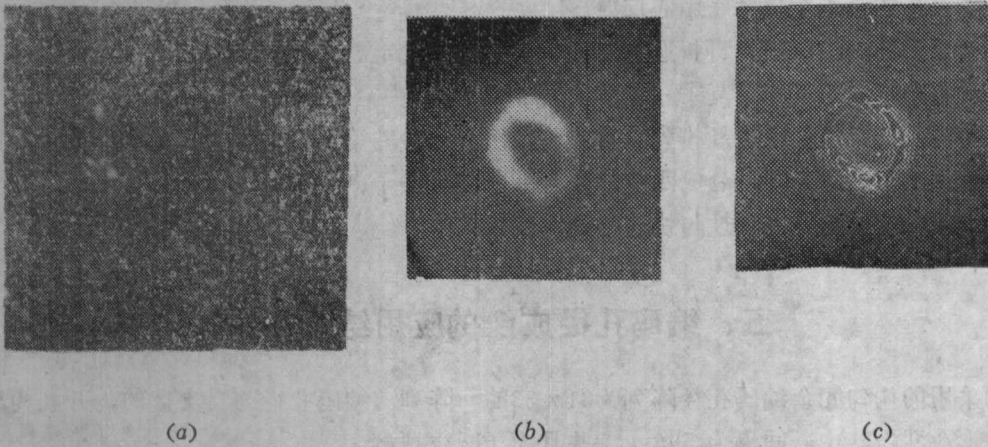


图 7
(a) 编码图像 (b) 重构的 X 光源目标 (c) 等值分割曲线

我们在微机 *IBM PC/XT* 上编制了直方图、三维立体图及区域分割等图像处理软件，在与 *PDP11/23* 联机的图像处理系统 *M75* 上，应用了相应软件，对 X 光源的空心靶的重构图像进行了图像处理。经过这些图像处理，可对 X 光源的能量分布有一个直观的了解，给出其能量分布。如图 (7. c) 给出的能量分割曲线。

参加本项工作的还有胡家升、董玉芝、高清峰，贾林贤、张国栋等同志。对沈阳自动化所孙焕山等同志的大力协助表示感谢。

附录：关于 m 序列的快速哈达玛变换

长度为 $N = 2^m - 1$ 的 m 序列循环左移，并用 -1 代替 0 ，所形成的矩阵设为

$$A = \begin{pmatrix} a_{11}a_{12} & \cdots & \cdots & a_{1N} \\ a_{21}a_{22} & \cdots & \cdots & a_{2N} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{N1}a_{N2} & \cdots & \cdots & a_{NN} \end{pmatrix}$$

A 显然为 N 阶对称矩阵，且在初始位置增加一行 -1 ，一列 -1 ，可成为 $N + 1$ 阶哈达玛矩阵。设一维形式的编码图像为向量 $\eta = (\eta_1, \eta_2, \cdots, \eta_N)$ 。则一维形式的译码图像可看作 η 的哈达玛变换，具体算法如下：

- ① 通过 π_1 置换将向量 η 重新排列，且在初位置增加一个 0 分量，成为向量 f 。
- ② 对 f 进行快速哈达玛变换，产生向量 F 。
- ③ 删除 F 的第一个分量，通过 π_2 置换对剩余分量重新排列。
- ④ 对上述产生的向量进行规格化，得到一维形式的译码图像。

其中， π_1 置换为：

- ① 令 A 矩阵的前 m 行组成的矩阵为

$$A_m = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1N} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2N} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mN} \end{pmatrix}$$

② 使 $\pi_1(j) = l$, 其中 l 为 A_m 矩阵的第 j 列元素所组成的二进制数 $a_{m,j} a_{m-1,j} \cdots a_{1,j}$ 的整数表示。则重新排列向量的第 l 个分量为原始向量的第 j 个分量。

π_2 置换为:

① 令 B 矩阵的第 l 行为 A 矩阵的第 j 行, 其中 $\pi_1(j) = l$

② 令 C 矩阵的第 j 行为 B 矩阵的第 2^{j-1} 行, 设

$$C = \begin{pmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1N} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2N} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ c_{m1} & c_{m2} & \cdots & c_{mN} \end{pmatrix}$$

③ 令 $\pi_2(k) = l$, 其中 k 为 C 矩阵的第 l 列元素所组成的二进制数 $C_{m,l} C_{m-1,l} \cdots C_{1,l}$ 的整数表示。则重新排列向量的第 l 个分量为原始向量的第 k 个分量。

与 π_1, π_2 置换相一致的快速哈达玛变换:

① 令 $f = f(0), (f(1), \cdots, f(N))$ 。对于所有可能的二进制 m 元组 $(\mu_{m-1}, \mu_{m-2}, \cdots, \mu_0)$, 设

$$F_0(\mu_{m-1}, \mu_{m-2}, \cdots, \mu_0) = f\left(\sum_{j=0}^{m-1} 2^j \mu_j\right)$$

② 对于 $1 \leq j \leq m$, 设

$$\begin{aligned} F_j(\mu_{m-1}, \mu_{m-2}, \cdots, \mu_j, \mu_{j-1}, \cdots, \mu_0) \\ = F_j(\mu_{m-1}, \mu_{m-2}, \cdots, \mu_j, 0, \mu_{j-2}, \cdots, \mu_0) \\ + (-1)^{\mu_{j-1}} F_{j-1}(\mu_{m-1}, \mu_{m-2}, \cdots, \mu_j, 1, \mu_{j-2}, \cdots, \mu_0) \end{aligned}$$

③ $S(n) = \hat{F}_m(\mu_{m-1}, \mu_{m-2}, \cdots, \mu_0)$

$$\text{其中 } n = \sum_{j=0}^{m-1} z^j \mu_j$$

$(S(0), S(1), \cdots, S(N))$ 就是 $(F(0), F(1), \cdots, F(N))$ 的哈达玛变换。

参 考 文 献

- [1] E.E.Fenimore and T.M.Cannon, Applied Optics, 17, No.3, (1978) pp.337-347
- [2] F.J.Macwilliams and N.J.A.Sloane, Proc. IEEE, 64, No.12(1976) pp.1715
- [3] M.Yamanka, SPIE, 348, High speed photograph, (1982) pp.952-957
- [4] E.E. Fenimore and G.S. Weston, Applied Optics, 20, No.17 (1981) pp. 3058-3067

URA Coded Aperture and Computer Reconstruction for Coded Image

Zhao Baoqing

Abstract

This paper discusses an approach to design coded aperture and computer reconstruction method of coded image. The coded aperture of uniformly redundant array (URA) consisting of m -sequence is used. In decoded processing completed by microcomputer, we use the balanced correlation method with fine sampling and the fast Hadamar transform. They have successfully applied to X-ray imaging and processing.