

基于迭代计算的二值波形反卷积

刘宁钟¹⁾ 杨静宇²⁾

¹⁾(南京航空航天大学信息科学与技术学院计算机系, 南京 210016)

²⁾(南京理工大学计算机系, 南京 210094)

摘要 传统的条码识别方法是通过二阶导数零交叉来定位条码边界。对于被光学系统点扩展函数严重模糊的高密度条码图像, 这种方法的性能急剧下降。为了克服点扩展函数卷积造成的模糊, 需要进行反卷积处理复原波形。反卷积问题的求解是一个病态问题。在条码波形二值的限定下, 提出了一种基于迭代计算的反卷积算法。先将条码图像旋至水平, 然后分析条码波形, 进行系统辨识; 最后根据点扩展函数, 采用迭代的方法重建条码波形。实验结果表明算法具有优秀的性能, 显著地提高了高密度条码的识别率。

关键词 反卷积 二值波形 点扩展函数 迭代计算 条码识别

中图法分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2004)10-1160-05

Deconvolution of Bilevel Waveform Based on Iterative Computations

LIU Ning-Zhong¹⁾, YANG Jing-yu²⁾

¹⁾(Computer Science Department, College of Information Science & Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016)

²⁾(Computer Science Department, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094)

Abstract Traditionally, the method of bar code recognition is based on zero crossing of the second derivative. But the performance of this method deteriorates in the case of high density bar code image, which is severely blurred by a point spread function of optical system. In order to deblur the image, deconvolution and waveform recovery are necessary. Deconvolution is an ill-posed problem. Bar code is a kind of bilevel waveform. On this condition, a novel deconvolution algorithm based on iterative computations is proposed. First, the location and segment technology of bar code is discussed and a single row codeword image is obtained. After analysing the waveform, the system identification is accomplished and the standard deviation of the point spread function is obtained. At last, the bar code waveform is reconstructed based on iterative computations. The experimental results show that the performance of the algorithm proposed in this paper is excellent. It can achieve higher recognition rate of bar code, which suffices to the requirement of the practical use.

Keywords deconvolution, bilevel waveform, point spread function, iterative computations, bar code recognition

1 引言

条码识别是一个边缘检测问题^[1]。长期以来, 条码识别的基本思想都是通过一阶导数极大值或二阶导数零交叉进行边缘检测^[2,3]。当条码密度较小时, 这种方法能够取得很好的效果, 然而当条码密度较大时, 受光学系统点扩展函数(point spread function)的卷积影响, 边缘相互干扰, 单纯的边缘检测技术不再适用。经过光学系统点扩展函数的卷积作用后, 相临近的边界

相互干扰, 将出现边界位置偏移的现象^[3,4]。此时, 直接运用边缘检测的识别方法不再可靠, 需要对观测数据进行反卷积处理后复原原始波形。反卷积问题的求解是一个病态问题(ill-posed problem), 表现为问题的解不是连续地依赖于观测数据, 换句话说, 观测数据的微小变动可能导致解的很大变动^[5]。如果没有附加的假定或限定, 病态问题是无法求解的^[5]。而条码识别有其特殊性, 由于条码是由黑的条和白的空组成, 因此条码信号是二值的。在信号二值的限定下, 一些研究人员提出了一些解决方法; 如计算点扩展函数的方差,

对条码边界进行补偿^[3,4],这种方法能够对边界位置进行纠正,但是对噪声敏感;把基于期望最大算法的反卷积技术应用与条码的识别^[6,7];运用拉普拉斯变换增强条码边界^[8];运用傅里叶变换处理观测数据^[9]等。但 these 方法对点扩展函数方差尺度有所限制,为此充分利用条码信号二值的限定,提出了一种基于迭代思想的反卷积求解方法。

2 旋转条码图像

打印或扫描条码时会出现条码的倾斜和偏移,因此条码识别的第 1 步就是在图像上定位条码所在的位置,并将其旋至水平。首先找出条码的左边界点,得到边界点后再利用 Hough 变换求出条码左边界点的直线方程^[9]。

在得到了条码的倾角后,通过旋转图像可以将

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} s(Y_1) \\ s(Y_2) \\ s(Y_3) \\ s(Y_4) \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} f(I-1, J-1) & f(I-1, J) & f(I-1, J+1) & f(I-1, J+2) \\ f(I, J-1) & f(I, J) & f(I, J+1) & f(I, J+2) \\ f(I+1, J-1) & f(I+1, J) & f(I+1, J+1) & f(I+1, J+2) \\ f(I+2, J-1) & f(I+2, J) & f(I+2, J+1) & f(I+2, J+2) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s(X_1) \\ s(X_2) \\ s(X_3) \\ s(X_4) \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中,

$$X_1 = 1 + u, X_2 = u, X_3 = 1 - u, X_4 = 2 - u, Y_1 = 1 + v, Y_2 = v, Y_3 = 1 - v, Y_4 = 2 - v \quad (3)$$

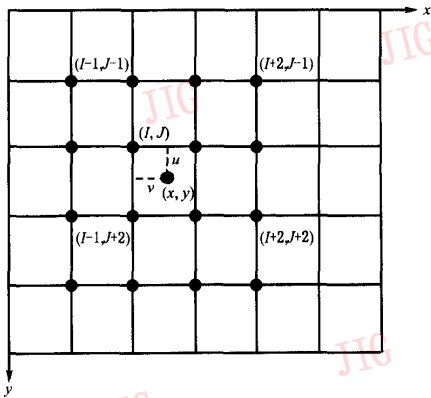


图 1 三次卷积法

三次卷积法计算精度高,能保持较好的图像边缘细节,有利于高密度条码的识别。

3 条码波形的模型

条码图像经过采集后,白色空的灰度值为 v_1 ,黑色条的灰度值为 v_2 ,用一条直线水平扫过一行条码可以得到一个方波,如图 2 所示。

条码旋至水平。如果旋转采用最近邻插值会使图像失真,令条码产生锯齿形的边界,虽然双线性插值^[9]能够消除条码的锯齿形边界,但双线性插值具有低通性质,使高频信息受损^[10],图像模糊,不利于反卷积处理,而三次卷积法可以克服最近邻点法图像灰度不连续和双线性插值滤除高频信息的缺点。故改进文献[9]中的双线性插值法,采用三次卷积法。三次卷积法利用下式所示一个三次多项式^[10]:

$$s(w) = \begin{cases} 1 - 2|w|^2 + |w|^3 & |w| < 1 \\ 4 - 8|w| + 5|w|^2 - |w|^3 & 1 \leq |w| < 2 \\ 0 & |w| \geq 2 \end{cases} \quad (1)$$

来近似理论上的最佳插值函数 $\text{sinc}(w)$ 函数 ($\text{sinc}(w) = \frac{\sin w}{w}$, w 为自变量)。

如图 1 所示,三次卷积法是采用共轭点周围的 16 个邻点来进行坐标点 (x, y) 处灰度值的计算,

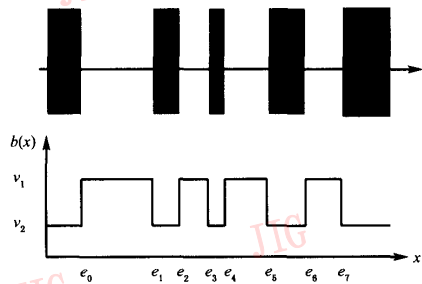


图 2 条码信号

设条码有 n 个边界,并记为 $e_i (i = 0, 1, \dots, n-1)$ 。用函数 $b(x)$ 来描述图 2 的信号,

$$b(x) = \sum_{i=0}^{n-1} [(-1)^i (v_1 - v_2) U(x - e_i)] + v_2 \quad (4)$$

其中, $U(x)$ 为阶跃函数

$$U(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad (5)$$

为了便于描述,可以将 v_1, v_2 归一化为 $v_1 = 1, v_2 = 0$,再考虑到随机噪声 $n(x)$,则式(4)写为

$$b(x) = \sum_{i=0}^{n-1} [(-1)^i U(x - e_i)] + n(x) \quad (6)$$

为了消除随机噪声,充分利用二维特性,计算条码竖直投影的信号,抵消随机噪声,提高信噪比。这样随机噪声表示为一个二维函数 $n(x, y)$ 。可以认为噪声来自于均值为 0 的随机噪声样本集,抵消后的随机噪声相对于竖直投影的信号可以忽略^[11]。式(6)写成如下形式:

$$\begin{aligned} b(x) &= \frac{1}{H} \sum_{y=0}^{H-1} \left\{ \sum_{i=0}^{n-1} [(-1)^i U(x - e_i)] + n(x, y) \right\} \\ &= \sum_{i=0}^{n-1} [(-1)^i U(x - e_i)] + \frac{1}{H} \sum_{y=0}^{H-1} n(x, y) \\ &= \sum_{i=0}^{n-1} [(-1)^i U(x - e_i)] \quad (7) \end{aligned}$$

其中, H 为条码的高度。一个典型的图像采集系统包括一个光源和一个光电传感器和信号处理硬件。光源用来产生一个光点,光电传感器用来接收反射光并转换为电信号。由于光点具有一定的物理尺寸,因此经过光学系统得到的实际信号 $w(x)$ 是光点的点扩展函数 $g(x)$ 和 $b(x)$ 的卷积:

$$\begin{aligned} w(x) &= g(x) * b(x) \\ &= \sum_{i=0}^{n-1} [(-1)^i g(x) * U(x - e_i)] \quad (8) \end{aligned}$$

在光学系统中, $g(x)$ 为一高斯降晰函数^[12]:

$$g(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (9)$$

式中的 σ 为点扩展函数的标准方差, σ 由光柱的尺寸,光头和条码的距离等决定。

4 系统辨识

在进行反卷积以前,需要确定光学系统的点扩展函数,故需要根据 $w(x)$ 分析计算得到 σ 。由 $g(x)$ 定义不难得到 $g(x)$ 的一阶导数为

$$g'(x) = -\frac{x}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

对于波形 $w(x)$, 可以证明其一阶导数为^[9]

$$w'(x) = \sum_{i=0}^{n-1} [(-1)^i g'(x - e_i)] \quad (11)$$

$w(x)$ 的二阶导数为^[9]

$$w''(x) = \sum_{i=0}^{n-1} [(-1)^i g''(x - e_i)] \quad (12)$$

对于点扩展函数 $g(x)$ 有以下几个性质:

性质 1 点扩展函数 $g(x)$ 为偶函数,即

$$g(x) = g(-x)$$

性质 2 点扩展函数 $g(x)$ 在 0 点值最大,

$$g(0) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma}$$

性质 3 $\lim_{x \rightarrow \infty} g(x) = 0, \lim_{x \rightarrow \infty} g'(x) = 0$ 。

由性质 3, 可以对 $g(x)$ 和 $g'(x)$ 做如下近似:

$$g(x) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) & |x| \leq T \\ 0 & |x| > T \end{cases} \quad (13)$$

$$g'(x) = \begin{cases} -\frac{x}{\sqrt{2\pi}\sigma^3} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) & |x| \leq T \\ 0 & |x| > T \end{cases} \quad (14)$$

其中, T 为阈值, 可以为 3σ 。

定义 1 如果某个边界 e_i 和最邻近边界的距离大于 T , 则称边界 e_i 为独立边界。

考虑一个独立边界 e_j , 由式(11)可知波形 $w(x)$ 在 e_j 处的一阶导数为

$$|w'(e_j)| = \left| \sum_{i=0}^{n-1} [(-1)^i g'(e_j - e_i)] \right| \quad (15)$$

因为 e_j 为独立边界, 故 $|e_i - e_j| > T, \forall i \neq j$ 。由式(13), $g(e_j - e_i) = 0, \forall i \neq j$, 故

$$|w'(e_j)| = |g(0)| = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \quad (16)$$

即

$$\sigma = \frac{1}{\sqrt{2\pi}|w'(e_j)|} \quad (17)$$

由式(12)可知, 波形 $w(x)$ 在 e_j 处的二阶导数为

$$w''(e_j) = \sum_{i=0}^{n-1} [(-1)^i g''(e_j - e_i)] \quad (18)$$

因为 e_j 为独立边界, 故 $|e_i - e_j| > T, \forall i \neq j$ 。由式(14), $g'(e_j - e_i) = 0, \forall i \neq j$, 故

$$w''(e_j) = (-1)^j g''(0) = 0 \quad (19)$$

综合式(17)和式(19)可知, 对于一个独立边界, 由式(19)可知其二阶导数为零, 按照这个准则, 找到这个独立边界的位置, 然后由式(17)可计算得到 σ 。

5 基于迭代计算的反卷积

由于波形 $w(x)$ 是通过采样得到的离散序列, 故将式(8)写成离散卷积的形式:

$$w(x) = g(x) * b(x) = \sum_i g(i) b(x - i) \quad (20)$$

设离散化后, 降晰函数序列 $g(x)$ 的长度为 M , 现有 L 个观测数据 w_0, w_1, \dots, w_{L-1} , 由卷积运算的

定义可以知道有 $M+L-1$ 个原始数据 $b_0, b_1, \dots, b_{M+L-2}$ 参与了卷积。将上式进一步写成矩阵形式^[5]:

$$\begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_{L-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_{M-1} & g_{M-2} & \dots & g_0 & & & & \\ & \ddots & & & \ddots & & & \\ & & g_{M-1} & g_{M-2} & \dots & g_0 & & \\ & & & \ddots & & & \ddots & \\ & & & & g_{M-1} & g_{M-2} & \dots & g_0 \\ & & & & & \ddots & & \\ & & & & & & g_{M-1} & g_{M-2} & \dots & g_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_{M+L-2} \end{bmatrix} \quad (21)$$

有了观测数据 w_0, w_1, \dots, w_{L-1} 和降晰函数序列 g_0, g_1, \dots, g_{M-1} , 理论上讲只要限定初始值, 求解式(21)这个线性方程组便可完成反卷积, 求出原始数据。但是实际上反卷积属于数学物理问题中的一类“反问题”(inverse problem), 反问题的一个重要属性就是它们的病态^[5]。一个方程的病态表现为方程的解不是连续地依赖于观测数据, 换句话说, 观测数据的微小变动可能导致解的很大变动。因此直接求解式(21)的方程是无法得到预期结果的。

如果没有附加的假定或限定, 病态问题是无法求解的^[5]。因此必须对解附加很强的限制, 对解的限制等价于对反卷积问题的某种规整化。条码的反卷积问题有其特殊性, 条码信号具有以下的两个性质:

性质 4 条码有一个左空白区^[1], 在左空白区中, 条码信号的值为 1。

性质 5 条码是由黑的条和白的空组成, 因此条码信号是二值的, 为 0 或 1。

这两个性质的限定规整下, 采用迭代的方法求解式(21)的方程。考虑式(21)线性方程组中的第 1 个方程

$$w_0 = g_{M-1}b_0 + \dots + g_1b_{M-2} + g_0b_{M-1} \quad (22)$$

则

$$b_{M-1} = \frac{w_0 - (g_{M-1}b_0 + g_{M-2}b_1 + \dots + g_1b_{M-2})}{g_0} \quad (23)$$

实际采样中, 总可以调整数据的采样范围, 使得采样数据包含条码的左空白区^[1], 由性质 4 可知, 在条码的左空白区, 条码信号的若干个初值为 1, 即

$$b_0 = b_1 = \dots = b_{M-2} = 1 \quad (24)$$

结合以上两式便可求得 b_{M-1} , 由于点扩展函数远离原点处值很小, 很小的偏差都会导致信号很大的扰动, 因此还需要将求得的 b_{M-1} 规整化。由性质 5 可知条码信号是二值的, 考虑到噪声的影响, 原始数据不可能是完全意义上的二值, 因此这里对 b_{M-1} 的规整化采用如下策略:

$$b_{M-1} = \begin{cases} 0 & b_{M-1} < 0 \\ b_{M-1} & 0 \leq b_{M-1} \leq 1 \\ 1 & b_{M-1} > 1 \end{cases} \quad (25)$$

依此迭代, 对于式(21)线性方程组中的第 $i+1$ 个方程

$$w_i = g_{M-1}b_i + \dots + g_1b_{i+M-2} + g_0b_{i+M-1} \quad (26)$$

则

$$b_{i+M-1} = \frac{w_i - (g_{M-1}b_i + g_{M-2}b_{i+1} + \dots + g_1b_{i+M-2})}{g_0} \quad (27)$$

再对 b_{i+M-1} 规整化

$$b_{i+M-1} = \begin{cases} 0 & b_{i+M-1} < 0 \\ b_{i+M-1} & 0 \leq b_{i+M-1} \leq 1 \\ 1 & b_{i+M-1} > 1 \end{cases} \quad (28)$$

依此迭代, 求出原始数据。得到原始数据后, 再进行边缘检测得到条码的边界位置, 进一步译码纠错便可得到条码所包含的信息^[1,11]。

6 实验和结论

采用 PDF417 条码作为实验数据。针对不同密度的条码, 用提出的基于迭代反卷积计算的识别算法, 基于傅里叶变换的识别算法^[9]和传统的基于边缘检测的识别算法进行识别。其中各种模块宽度的条码各 400 幅。条码图像的采集设备为摄像头。不同于扫描仪, 摄像头为非接触式的采集设备, 它的点扩展函数导致的降晰效应明显。这里主要验证的是条码识别算法的性能, 因此在识别后没有采用 PDF417 条码数据级的纠错算法^[11]。实验结果如表 1 所示。

表 1 3 种识别方法的比较

模块宽度 (1/300inch)	图像级识别率(%)		
	边缘检测	傅里叶变换	迭代计算
4	24.50	88.25	94.25
5	52.25	90.50	95.50
6	62.75	96.25	97.25
7	91.5	100	100

比较表中第 1 列和第 2 列的数据可以看出, 基于傅里叶变换的识别算法性能优于传统的基于边缘检测的识别算法, 在模块宽度较大的时候, 用基于傅里叶变换的识别算法能够获得比较满意的识别率。

然而随着条码密度的增加, 基于傅里叶变换的识别算法中出于噪声的考虑, 略去了高阶算子^[9], 导

致信号反模糊不够彻底。比较表中第2列和第3列的数据可以看出,此时基于迭代反卷积计算的识别算法具有优秀的性能,有效地提高了识别率。基于迭代反卷积计算的识别算法之所以能够获得比较高的识别率,主要源于算法采用了2个有效的策略,其一是,旋转定位条码图像时,改进文献[9]中的双线性插值法,采用了三次卷积法,克服了双线性插值滤除高频信息的缺点;其二是,算法采用了迭代法进行反卷积,并在求解过程中加入了值约束规整,有效地复原了原始波形,并解决了反卷积中的病态问题。

点扩展函数 $g(x)$ 距原点越远,其值越小。计算中,引入了一个比值 k ,对于点扩展函数小于 $kg(0)$ 的部分按零来处理,其中 $g(0)$ 为点扩展函数在零点的取值,是点扩展函数的最大值。观察图3(c),由于 $k=0.3$,把点扩展函数中远离原点很大一部分的值设为零,这种近似导致反卷积不彻底,滤波后得到的信号仍有部分模糊;图3(d)中取阈值 $k=0.15$,可以看到反卷积后,复原出的信号效果很好;图3(e)中 $k=0.05$,虽然反卷积效果很好,但在一些地方出现了信号的扰动,这主要由于点扩展函数远离原点处值很小,而很小的偏差会导致信号很大的扰动,虽然在求解时加入了值约束条件,但不能完全避免这种情况的发生。一般取 $k=0.1\sim 0.2$,可以获得很好反卷积效果,同时不出现信号的扰动。

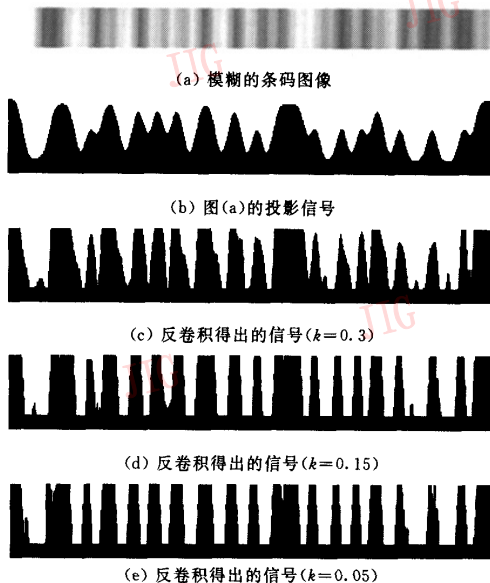


图3 反卷积效果

参考文献

- 1 Pavlidis T, Swartz J. Fundamentals of bar code information theory[J]. IEEE Computer, 1990, 23(4):74~86.
- 2 Okol'nishnikova L V. Polynomial algorithm for recognition of bar codes[J]. Pattern Recognition and Image Analysis, 2001, 11(2):361~364.
- 3 Joseph E, Pavlidis T. Bar code waveform recognition using peak locations [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(6):630~640.
- 4 Joseph E, Pavlidis T. Deblurring of bilevel waveforms[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1993, 2(2):223~235.
- 5 邹谋炎. 反卷积和信号复原[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001.
- 6 Turin W, Boie R A. Bar code recovery via the EM algorithm [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(2): 354~363.
- 7 Boie R A, Turin W. Noise-limited reading of bar codes [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 1997, 44(2): 816~824.
- 8 Shellhammer S J, Goren David P, Pavlidis T. Novel signal-processing techniques in barcode scanning [J]. IEEE Robotics and Automation Magazine, 1999, 6(1):57~65.
- 9 刘宁钟, 杨静宇. 基于傅里叶变换的二维条码识别[J]. 中国图象图形学报(A版), 2003, 8(8):877~882.
- 10 郭德方. 遥感图象的计算机处理和模式识别[M]. 北京: 电子工业出版社, 1987.
- 11 刘宁钟, 杨静宇. 综合利用投影算法和相似距离算法的二维条码识别[J]. 模式识别与人工智能, 2003, 16(1):86~90.
- 12 Hummel R A, Kimia B, Zucker S W. Deblurring gaussian blur [J]. Computer Vision, Graphics, and Image Processing, 1987, 38(1):66~88.



刘宁钟 1975年生。讲师。现为南京理工大学计算机系模式识别和人工智能专业博士研究生。主要研究方向为自动识别、图像检索、信息融合等。

E-mail:lnz66@hotmail.com



杨静宇 1941年生。教授、博士生导师。主要研究方向为人工智能、机器人、多传感器信息融合等。主持并完成多项国家、部委重点科研项目。