

基于正交水印的盲水印检测技术¹⁾

钟桦¹ 黄霞² 焦李成¹

¹(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

²(西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071)

(E-mail: huazhxd@sina.com)

摘要 提出一种稳健的盲水印检测技术. 利用水印信号与主数据之间的正交性, 水印检测时不需要使用原始数据并且可以彻底消除主数据噪声的干扰, 从而大大提高了水印检测器的稳健性. 无论是根据 Neyman-Pearson 准则还是最小错误概率准则, 理论分析表明本文检测器在性能上可以取得很大改善. 利用对水印加权的分组技术, 盲水印检测器在性能上逼近非盲水印检测器. 各种失真下的实验结果表明这种盲水印检测技术是有效的.

关键词 盲水印检测, 主数据噪声, Neyman-Pearson, 最小错误概率准则

中图分类号 TP391.4

Watermark Detection Technique Using Orthogonal Watermark

ZHONG Hua¹ HUANG Xia² JIAO Li-Cheng¹

¹(National Key Laboratory for Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071)

²(College of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071)

(E-mail: huazhxd@sina.com)

Abstract A robust blind watermark detection technique is proposed. Through the orthogonality design between watermark signal and host data, the interference of the host data noise can be completely eliminated, which greatly improves the performance of the proposed blind watermark detector. The analysis shows that the detector outperforms other blind watermark detectors using either Neyman-Pearson criterion or Minimum Error Probability criterion. Moreover, a classification technique of watermark weights is used, which makes the performance of the detector approximate to that of watermark detectors using original host data. Experimental results verify the performance of the watermark detector under different distortions.

Key words Blind watermark detection, host data noise, Neyman-Pearson criterion, minimum error probability criterion

1) 国家自然科学基金(60133010)资助

Supported by National Natural Science Foundation of P. R. China(60133010)

收稿日期 2002-06-17 收修改稿日期 2003-03-14

Received June 18, 2002; in revised form March 14, 2003

1 引言

随着多媒体技术的飞速发展,人们对数字作品的版权保护和内容认证等的需求日益增加.数字水印技术作为一种很有潜力的解决手段,近几年来得到很快的发展.以图像为例,数字水印技术通过在数字图像中嵌入不可见的水印信号,从而提供版权保护,用户跟踪,内容认证以及各种附加服务的解决方案^[1].但是针对不同的应用,水印方案的设计需要满足不同的要求.

水印检测方法可以分为两类:非盲水印检测^[2~4]和盲水印检测^[5~7].非盲水印检测中允许使用原始数据,因此可以获得较高的稳健性.在实际应用中,由于原始数据的不可获得以及一些实时性要求,需要在不使用原始数据的情况下对水印进行检测.而且一些学者认为在水印检测中不使用原始数据是解决版权问题的前提^[5].因此盲水印检测具有更加广阔的应用前景.盲水印检测的缺点是稳健性要远低于非盲水印检测.我们知道稳健的水印是解决版权保护,用户跟踪等一类问题的必要条件.因此如何提高盲水印检测的稳健性是必须解决的一个问题.

本文通过分析指出,盲水印检测中最大的问题是如何消除主数据噪声的影响.这是提高检测器性能的关键.显然正交水印是一个较好的解决手段^[8].基于这一分析,本文构造了一种新颖的盲水印检测器,并对水印检测的统计性能给出了理论分析.分析结果表明本文提出的盲水印检测器大大降低了虚警概率和漏警概率,在性能上较一般的盲水印检测技术有了很大提高.本文还提出基于水印加权的分组技术,从而使得盲水印检测器的性能接近于非盲水印检测器.实验结果验证了以上分析.

2 问题分析

首先介绍两种经典的水印检测方法:Cox 等的非盲水印检测方法^[3],Zeng 等的盲水印检测方法^[5].通过分析比较这两种方法,本文将指出盲与非盲水印检测的区别所在.

2.1 Cox 等的方法

在 Cox 等的方法中提出了三种通用的图像数字水印嵌入模型,其中最常用的一种可以描述如下

$$r_i = x_i + \alpha x_i w_i \quad (1)$$

其中 $x_i (i=1, \dots, n)$ 是图像 DCT 域中幅值最大的 n 个系数(不包括直流系数), w_i 是高斯噪声水印,服从标准正态分布,即 $w_i \sim N(0, 1)$, α 是水印加权因子,修改过的系数用 r_i 表示.利用原始图像,水印检测如下所示

$$Sim(W^*, W) = \frac{\sum_{i=1}^n w_i^* w_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n w_i^* w_i}} \quad (2)$$

其中 w_i^* 是由测试图像中提取的水印.根据假设检验

$$\begin{aligned} H_0: r_i &= x_i + N_i, & \text{no watermark} \\ H_1: r_i &= x_i + \alpha x_i w_i + N_i, & \text{watermark exists} \end{aligned} \quad (3)$$

其中 N_i 表示噪声. 在假设 H_0 时, 根据中心极限定理, 式(2)中的分子 $\sum_{i=1}^n w_i^* w_i$ 服从正态分布 $N\left(0, \sum_{i=1}^n w_i^{*2}\right)$. 方差归一化后可以得到

$$Sim(W^*, W) \sim N(0, 1) \tag{4}$$

给定虚警概率即可根据式(4)确定检测门限. 门限越高则虚警概率越小. 但是门限值的设定还要考虑在假设 H_1 时的检测器响应. 显然过高的门限会导致较大的漏警概率.

在假设 H_1 时, 可以得到 $Sim(W^*, W)$ 的值在 \sqrt{n} 附近. 当噪声为 0 时, 其理想值即为 \sqrt{n} . 由于 $Sim(W^*, W)$ 与水印序列的长度 n 有关, 我们希望尽可能地增大 n . 此时才有可能设置较高的检测门限, 使虚警概率和漏警概率都达到可以接受的范围.

2.2 Zeng 等的方法

以上分析说明在假设 H_1 时, 非盲水印检测时的理想值为 \sqrt{n} . 但是在盲水印检测中由于主数据噪声的影响, 其检测器响应将远低于这一理想值. Zeng 等提出了一种较稳健的盲水印检测技术, 其水印嵌入过程如下所示

$$r_i = x_i + G_i S_{1,i} \tag{5}$$

其中 $S_{1,i}$ 是水印序列, 具有零均值且与 x_i 无关. x_i 为图像的 DCT 域系数, 满足条件 $\{x_i \mid |x_i| > G_i\}$. 我们称集合 $\{x_i\}$ 为特征集. 这里 G_i 是基于人眼视觉特性(HVS)的水印加权, 计算方法如下: 首先对 8×8 图像子块进行 DCT 变换. 基于特定的视觉条件, 可以得到不依赖于图像的 8×8 频率门限矩阵 $T_f(u, v), u, v = 1, \dots, 8$. 进一步可以得到亮度门限矩阵 $T_l(u, v, b) = T_f(u, v)(X_{0,0,b}/\bar{X}_{0,0})^{\alpha_T}$, 其中 $X_{0,0,b}$ 表示第 b 个子块的 dc 系数. $\bar{X}_{0,0}$ 是平均显示亮度, 一般取值为 1024. 参数 α_T 建议取值为 0.649. 根据亮度门限矩阵 $T_l(u, v, b)$ 可以得到对比度门限矩阵

$$T_c(u, v, b) = \max[T_l(u, v, b), T_l(u, v, b)(|X_{u,v,b}|/T_l(u, v, b))^{\beta_{u,v}}] \tag{6}$$

其中 $0 < \beta_{u,v} < 1$. $T_c(u, v, b)$ 即最终的 JND(just noticeable difference)矩阵. 把对应于特征集的 JND 用 $\{G_i\}$ 表示.

水印检测根据以下假设检验来完成

$$\begin{aligned} H_0: r_i &= x_i + N_i, && \text{no watermark} \\ H_1: r_i &= x_i + G_i S_{1,i} + N_i, && \text{watermark exists} \end{aligned} \tag{7}$$

Zeng 等提出的盲相关检测器如下

$$q = M_y \sqrt{n} / V_y \tag{8}$$

其中 $Y_i = x_i S_{2,i}, S_{2,i}$ 是 0 均值的检测序列, 与 $S_{1,i}$ 高度相关而与图像无关. M_y 和 V_y^2 分别为 Y_i 的样本均值和样本方差. 在假设 H_0 和 H_1 时, 检测器的输出 q 服从以下分布

$$q \sim \begin{cases} N(0, 1), & H_0 \\ N(m, 1), & H_1 \end{cases} \tag{9}$$

忽略噪声影响, 可以得到

$$m = E(G_i S_{1,i} S_{2,i}) \sqrt{n} / \sqrt{E(x_i^2) E(S_{2,i}^2)} \tag{10}$$

式(9)表明检测器输出在假设 H_0 和 H_1 时都服从正态分布, 这意味着即使无失真噪声仍有可能出现虚警现象和漏警现象.

虚警概率和漏警概率是衡量水印检测性能的重要指标. 给定方差, 这两类错误概率取决于均值 m 和门限. 均值越高, 才有可能设置较高的门限来减小虚警概率和漏警概率. 为提高均值 m , 把对应于特征集的频率门限用 $\{B_i\}$ 表示. $\{B_i\}$ 与特征集 $\{x_i\}$ 无关, 而 $\{G_i\}$ 则是基于特征集 $\{x_i\}$ 的. 令 $G_i = U_i B_i$, 以及检测序列 $S_{2,i} = B_i S_{1,i}$, 可以得到式(10)的最优值为

$$m_{\text{opt}} = E(U_i) \sqrt{E(B_i^2 S_{1,i}^2)} \sqrt{n} / \sqrt{E(x_i^2)} \quad (11)$$

由式(11)可以看出, 由于水印的不可感知性, 水印加权后的能量仍远小于主数据的能量 $E(x_i^2)$. 因此最优值 m_{opt} 也远小于 Cox 等的检测器中的理想值 \sqrt{n} . 这就是盲水印检测器的性能低于非盲水印检测器性能的原因.

3 正交水印

综上所述, 本文认为要提高盲水印检测器的稳健性, 必须彻底消除主数据噪声的影响从而可以最大可能地减小虚警概率和漏警概率. 忽略噪声, 假设检验可以分为三种情况

$$\begin{aligned} H_{01}: r_i &= x_i, & \text{No watermark} \\ H_{02}: r_i &= x_i + G_i v_i, & \text{Non-expected watermark} \\ H_1: r_i &= x_i + G_i w_i, & \text{Expected watermark} \end{aligned} \quad (12)$$

其中 H_{01} 表示不存在水印, H_{02} 表示嵌入的水印 v_i 与期望的水印 w_i 不相同. 利用相关检测器, 可以得到

$$Z = \sum_{i=1}^n r_i w_i = \begin{cases} \sum_{i=1}^n x_i w_i, & H_{01} \\ \sum_{i=1}^n (x_i w_i + G_i v_i w_i), & H_{02} \\ \sum_{i=1}^n (x_i w_i + G_i w_i^2), & H_1 \end{cases} \quad (13)$$

其中求和项 $\sum_{i=1}^n x_i w_i$ 服从均值为零的正态分布, 但是受主数据 x_i 的影响方差较大. 为消除主数据 x_i 的影响, 水印应满足两个要求: 1) $w_i \sim N(0, 1)$; 2) 满足正交性, 即 $\sum_{i=1}^n x_i w_i < \delta$, 其中 δ 很小可以忽略. 具体的水印产生方法可参考文献[8]. 本文采用一种简单的随机搜索方法, 随机产生满足要求(2)的高斯噪声作为水印. 则式(13)可以写成

$$Z = \begin{cases} 0, & H_{01} \\ \sum_{i=1}^n G_i v_i w_i, & H_{02} \\ \sum_{i=1}^n G_i w_i^2, & H_1 \end{cases} \quad (14)$$

由式(14)可见主数据干扰已被去除. 如果发行的数字图像都是加过水印的, 则假设 H_{01} 可以不考虑. 我们把假设 H_{02} 仍看作假设 H_0 . 假设 G_i, v_i 和 w_i 均为独立同分布变量且相互独立,

根据中心极限定理,在假设 H_0 和 H_1 时, Z 均服从正态分布:

$$Z \sim \begin{cases} N(0, nE(G_i^2)), & H_0 \\ N(nE(G_i), 2nE(G_i^2) + nD(G_i)), & H_1 \end{cases} \quad (15)$$

其中 $D(\cdot)$ 是方差操作符. 令检测器输出 $Z' = \sum_{i=1}^n r_i w_i / \sqrt{\sum_{i=1}^n G_i^2}$, 其中 $\sum_{i=1}^n G_i^2 \approx nE(G_i^2)$, 则可得归一化后的统计分布

$$Z' \sim \begin{cases} N(0, 1), & H_0 \\ N(m_z, \sigma_z^2), & H_1 \end{cases} \quad (16)$$

其中均值和方差分别为

$$m_z = \frac{\sqrt{n}E(G_i)}{\sqrt{E(G_i^2)}}, \quad \sigma_z^2 = 2 + \frac{D(G_i)}{E(G_i^2)} \quad (17)$$

由式(9)和(16)可以看出,在假设 H_0 时,检测器统计输出 Z' 的分布与 Zeng 等的检测器相同. 而在假设 H_1 时,根据关系式 $E(G_i^2) = D(G_i) + E^2(G_i)$, 水印加权 G_i 的均值和方差显然都不为 0, 则可以得到方差 σ_z^2 的取值范围是区间(2, 3). 比较式(11)和(17)还可以看出 m_z 远大于 m_{opt} 但是小于 Cox 等的方法中的理想值 \sqrt{n} .

4 一种优化的盲水印检测器

要进一步提高式(17)中的均值 m_z 和方差 σ_z^2 , 则必须减小水印加权的方差 $D(G_i)$. 本文提出一种分组技术来优化盲水印检测器使其逼近理想的非盲水印检测器. 对水印加权集合 $\{G_i\}$, 分组嵌入算法描述如下.

1) 把集合 $\{G_i\}$ 中的元素按大小排序后分成 M 段, 每一段作为一组, 表示为 $\{G_{k,j}\}$, $k=0, \dots, M-1, 1 \leq j \leq n/M$. 记下分组信息 I .

2) 根据分组信息 I , 把特征集 $\{x_i\}$ 分为 M 组, 用 $\{x_{k,j}\}$, $k=0, \dots, M-1$ 表示.

3) 为每一组特征集产生相应的水印 $\{w_{k,j}\}$, $k=0, \dots, M-1$, 满足 $\{w_{k,j}\} \sim N(0, 1)$ 且

$$\sum_{i=1}^{n/M} x_{k,i} w_{k,i} < \delta/M.$$

4) 按式(5)为每一组特征集嵌入相应的水印. 基于分组的水印检测器如下

$$Z'' = \sum_{k=0}^{M-1} z_k / \sqrt{M} \quad (18)$$

其中 $z_k = \sum_{j=1}^{n/M} r_{k,j} w_{k,j} / \sqrt{\sum_{j=1}^{n/M} G_{k,j}^2}$. 可以看出, 水印检测时必须向检测器提供两个信息, 即分组

信息 I 和 M 个统计值 $\sum_{j=1}^{n/M} G_{k,j}^2$. 下面讨论 M 的取值对检测器性能的影响.

显然当 $M=1$, $Z'' = z_1 = Z'$. 当 $M>1$ 时, 式(18)相当于 M 个检测器 z_k 并联, 其中 z_k 服从正态分布. 在假设 H_0 时, 易得 $z_k \sim N(0, 1)$. 在假设 H_1 时, 类似于式(17), z_k 的均值和方差分别为

$$E(z_k) = \frac{\sqrt{n/M}E(G_{k,j})}{\sqrt{E(G_{k,j}^2)}}, \quad D(z_k) = 2 + \frac{D(G_{k,j})}{E(G_{k,j}^2)} \quad (19)$$

为简单起见,假设 G_i 在区间 $[L_1, L_2]$ 上均匀分布. 对于其它分布也可得到相似的结论. 此时易得 $E(G_i) = (L_1 + L_2)/2$, $D(G_i) = (L_2 - L_1)^2/12$. 每一组 $\{G_{k,j}\}$ 的取值区间则可以写成 $[L_1 + k(L_2 - L_1)/M, [L_1 + (k+1)(L_2 - L_1)/M]$, 相应的均值和方差为

$$E(G_{k,j}) = E(G_i) + \frac{L_2 - L_1}{2} \cdot \frac{2k + 1 - M}{M} \quad (20)$$

$$D(G_{k,j}) = \left(\frac{L_2 - L_1}{M}\right)^2 / 12 = \frac{D(G_i)}{M^2} \quad (21)$$

受水印的不可见性限制, G_i 的取值范围 $(L_2 - L_1)$ 通常较小. 可以看出当 M 增大时, $E(G_{k,j})$ 相对 $E(G_i)$ 变化不大, 而 $D(G_{k,j})$ 则相对于 $D(G_i)$ 以 M 的平方减小. 对于足够大的 M , 可以假设 $D(G_{k,j}) \approx 0$, 此时可得 $E(G_i^2) \approx E^2(G_i)$, $E(G_i^2) \approx E^2(G_i)$. 则式(19)可以写成

$$E(z_k) \approx \sqrt{n/M}, \quad D(z_k) \approx 2 \quad (22)$$

Z'' 是 M 个正态变量的和, 根据中心极限定理易得

$$Z'' \sim \begin{cases} N(0, 1), & H_0 \\ N(\sqrt{n}, 2), & H_1 \end{cases} \quad (23)$$

与式(16), (17)相比, 可见在假设 H_1 时 Z'' 的均值较 m_z 得到提高, 达到 Cox 等的方法中的理想值, 而方差也达到 σ_z^2 的最小值 2. 这说明基于分组的检测方法是有效的.

实际中, M 的取值取决于由给定图像得到的 $\{G_i\}$. 实验结果表明, 当 $M=2$ 时, 分组检测器的性能已非常逼近式(23). 此时更大的 M 对检测器性能提高帮助不大, 反而增加复杂度. 还有一点值得注意的是, 受特征集大小的制约, 分组数 M 不能太大; 否则会导致每一组中水印的长度太短以至不可以看作是随机序列, 关于检测器性能的统计分析也将不成立.

M 取值的一个极端情况是 $M=n$. 这相当于每一组中只有一个元素, 则式(18)可以写成

$$Z'' = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{k=0}^{n-1} \frac{r_k \omega_k}{G_k} \quad (24)$$

式(24)相当于一个已知每一个加权值 G_k 的检测器. 类似于式(14)可以得到

$$Z'' = \begin{cases} \sum_{k=1}^{n-1} v_k \omega_k / \sqrt{n}, & H_0 \\ \sum_{k=1}^{n-1} \omega_k^2 / \sqrt{n}, & H_1 \end{cases} \quad (25)$$

在无失真情况下, 式(25)等同于式(2), 即 Cox 等的非盲检测器. 这似乎说明 $M=n$ 是最佳的取值. 但是, 把每一个加权值 G_k 传送给检测器其成本几乎相当于非盲检测器, 因此是不实际的.

5 性能分析

我们首先总结一下以上分析结果.

1) Cox 等人的方法适于非盲水印检测. 在假设 H_0 时服从正态分布 $N(0, 1)$, 在假设

H_1 时其在无失真情况下的理想值为 \sqrt{n} .

2) Zeng 等人的方法适于盲水印检测. 但是其检测器输出受主数据干扰较大. 在无失真情况下, 检测器输出在假设 H_0 时服从正态分布 $N(0, 1)$, 在假设 H_1 时服从正态分布 $N(m_{\text{opt}}, 1)$, 其中 m_{opt} 远小于 \sqrt{n} .

3) 本文的盲水印检测方法可以完全去除主数据干扰. 在无失真情况下, 检测器输出在假设 H_0 时服从正态分布 $N(0, 1)$; 在假设 H_1 时逼近正态分布 $N(\sqrt{n}, 2)$. 从而在性能上逼近理想的非盲水印检测器.

下面从错误概率的观点来分析以上算法性能. 用 P_e 表示总的错误概率, $P_e = P_{fa} + P_{\text{miss}}$. 我们可以根据以下准则确定检测门限.

5.1 Neyman-Pearson 准则

在假设 H_0 时的无失真情况下, Zeng 等的检测器与本文的检测器的虚警概率分别用 P_{fa}^A 和 Q_{fa}^A 表示. 由于两种检测器的输出均服从标准正态分布, 给定门限 T_1 , 则

$$P_{fa}^A = Q_{fa}^A = \text{erfc}(T_1/\sqrt{2})/2 \quad (26)$$

其中误差补函数 $\text{erfc}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt$. 用 P_{miss}^A 和 Q_{miss}^A 分别表示二者的漏警概率, 分别为

$$P_{\text{miss}}^A = \frac{1}{2} \text{erfc}\left(\frac{m_{\text{opt}} - T_1}{\sqrt{2}}\right) \quad (27)$$

$$Q_{\text{miss}}^A \approx \frac{1}{2} \text{erfc}\left(\frac{\sqrt{n} - T_1}{2}\right) \quad (28)$$

由于 $m_{\text{opt}} \ll \sqrt{n}$, P_{miss}^A 远小于 Q_{miss}^A . 这意味着本文的检测器优于 Zeng 等的检测器.

5.2 最小错误概率准则

利用这一准则将使我们设置门限 T_2 , 使得总的错误概率, 也即虚警概率和漏警概率之和达到最小. 对于 Zeng 等的检测器, 显然 $T_2 = m_{\text{opt}}/2$, 此时其虚警概率 P_{fa}^B 和漏警概率 P_{miss}^B 相等, 可以写成

$$P_{fa}^B = P_{\text{miss}}^B = \frac{1}{2} \text{erfc}\left(\frac{m_{\text{opt}}}{2\sqrt{2}}\right) \quad (29)$$

对于本文检测器, 检测门限 $T_2 = m_z/(\sqrt{2}+1)$ 将使得虚警概率 Q_{fa}^B 和漏警概率 Q_{miss}^B 之和达到最小, 可以得到

$$Q_{fa}^B = Q_{\text{miss}}^B = \frac{1}{2} \text{erfc}\left[\frac{\sqrt{n}}{2+\sqrt{2}}\right] \quad (30)$$

同样由于 $m_{\text{opt}} \ll \sqrt{n}$, 可以得到 $P_{fa}^B = P_{\text{miss}}^B \ll Q_{fa}^B = Q_{\text{miss}}^B$.

即使没有失真, 本文检测器和 Zeng 等提出的检测器都有可能发生虚警和漏警现象. 因此我们希望通过设定门限的方法来尽可能地减小错误概率. 从这一点出发, 无论是根据 Neyman-Pearson 准则还是最小错误概率准则, 以上分析表明本文检测器的错误概率均要小于 Zeng 等的检测器.

6 仿真结果

仿真利用标准的 $256 \times 256 \times 8$ 的 Lena 图像. 水印集合的大小为 1000. 特征集大小为

$n=13871$. 因此理想的检测器输出值 $\sqrt{n}=117.78$.

6.1 检测器输出的分布

这里我们检验一下本文检测器输出的统计分布的正确性. 这里不采用分组技术, 即 $M=1$. 设嵌入的水印为 $w_{1,i}$, 在假设 H_0 和 H_1 时我们分别用不正确的和正确的水印来检验. 重复 1000 次后的平均结果如图 1 所示. 为做比较, 同样对 Zeng 等的检测器作了 1000 次仿真, 其中 $S_{2i} = B_i S_{1i}$. 由图 1 可以看出, 本文检测器在假设 H_0 时的分布与 Zeng 等的检测器分布几乎重合, 大致服从标准正态分布. 这与我们的估计非常一致. 在假设 H_1 时, Zeng 等的检测器输出大致服从正态分布, 其均值和方差分别为 19.85 和 1.01. 相比之下, 本文检测器输出的均值和方差分别为 106.48 和 2.07, 这与理想的分布 $N(\sqrt{n}, 2)$ 已经非常接近.

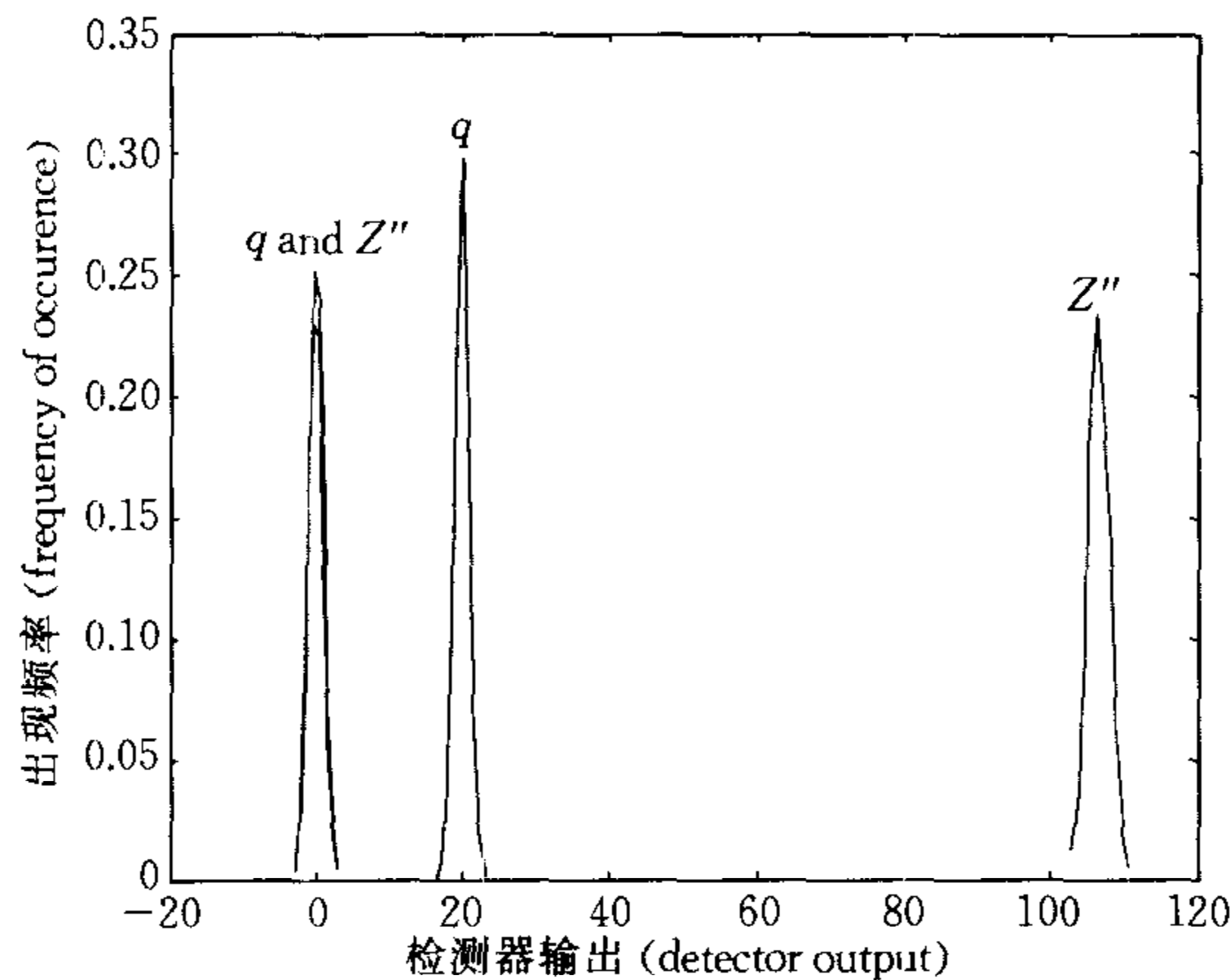


图 1 无失真情况下检测器输出分布

Fig. 1 Detector output in the case of no distortion

注. Zeng 等的方法: $H_0: q \sim N(-0.02, 0.95)$; $H_1: q \sim N(19.85, 1.01)$
 本文的方法: $H_0: Z'' \sim N(-0.01, 0.98)$; $H_1: Z'' \sim N(106.48, 2.07)$
 Note. Zeng's method: $H_0: q \sim N(-0.02, 0.95)$; $H_1: q \sim N(19.85, 1.01)$
 Our method: $H_0: Z'' \sim N(-0.01, 0.98)$; $H_1: Z'' \sim N(106.48, 2.07)$

根据 Neyman-Pearson 准则, 可以设置门限 T_1 为常数, 例如 $T_1=5$. 显然 Zeng 等的检测器具有的漏警概率要远大于本文的检测器. 如果根据最小错误概率准则, Zeng 等的检测器门限约为 9.9, 而本文检测器的门限取为 $\sqrt{n}/(\sqrt{2}+1) \approx 48.80$. 表 1 给出了不同检测门限 T 时的虚警概率. 当 $T=5$ 时, 虚警概率为 10^{-6} . 当 $T=10$ 时, 虚警概率为 10^{-23} . 如果取门限 $T > 40$, 虚警概率的具体值已无法计算, 我们用负无穷 $-\infty$ 表示. 可见本文检测器具有更好的稳健性.

表 1 虚警概率表

Table 1 Probability of false alarm P_{fa}

T	P_{fa}
5	10^{-6}
10	10^{-23}
20	10^{-88}
30	10^{-197}
40	$-\infty$

6.2 检测器的稳健性

下面测试本文盲水印检测器的稳健性. 仍取分组数 $M=1$, 即没有分组. 图像失真分别为 JPEG 压缩, 图像缩放, 中值滤波和加性白高斯噪声 (AWGN). 检测结果如图 2 所示, 其中 'of embedded' 表示正确水印的检测器响应, 'second highest' 表示除正确水印外其余 999

个水印的最大响应值. 可见 Zeng 等的检测器响应都要明显低于本文的检测器响应. 图 2(a) 中即使 JPEG 压缩质量因子等于 1 时, 本文检测器的响应值仍高达 20, 且明显地高于其它水印的响应值. 由图 2(b) 和 (c) 可以看出, 当缩放倍数为 0.5, 1.5, 2 和 4 时以及滤波器尺寸小于 9×9 的中值滤波, 则正确水印的检测器响应均要明显高于其余 999 个水印的最大响应值. 图 2(d) 中给出 AWGN 测试结果. 即使信噪比低至 -5dB , 仍可以清楚地识别正确的水印. 需要说明的是, 如果设置较低检测门限, Zeng 等的检测器也能获得较好的稳健性. 但是这是以较大的虚警概率为代价.

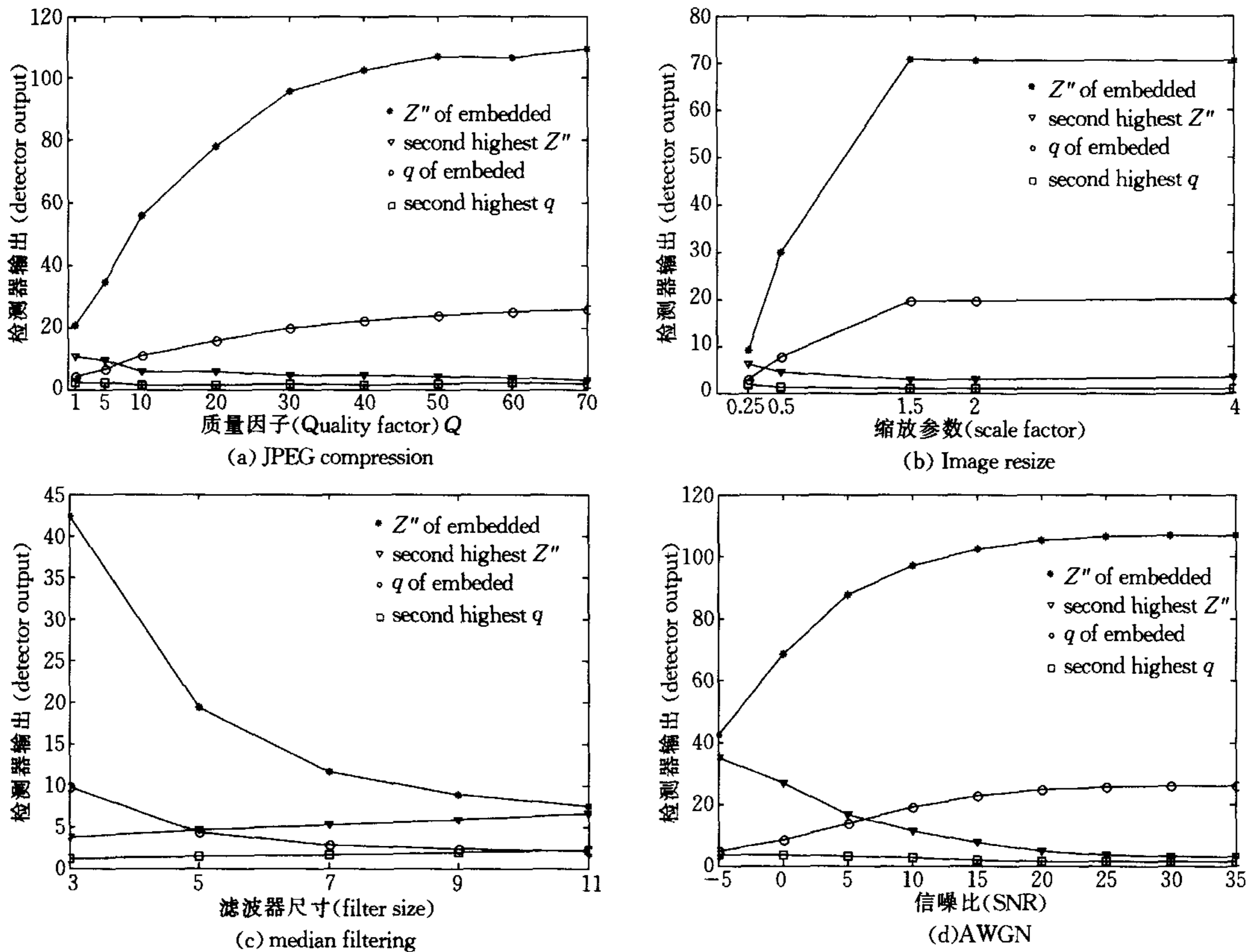


图 2 稳健性测试
Fig. 2 Robustness test

注. q : Zeng 等的检测器输出; Z'' : 本文检测器的输出; ‘of embedded’ 表示正确水印的检测器输出; ‘second highest’ 表示其余水印的最大检测器输出.

Note. q : the output of Zeng’s method; Z'' : the output of our method; ‘of embedded’ denotes the output of the correct watermark; ‘second highest’ denotes the maximum output among the other watermarks.

6.3 分组技术的效果

下面将验证分组技术的效果. 对 $\{G_i\}$ 分组处理后的结果如表 2 所示. 可见随着分组数目的增加, 各组中水印加权的平均方差迅速递减, 但是当 $M=7$ 时其方差仍大于期望值零. 即使如此, 检测器的性能仍有显著改善. 可以看出在假设 H_0 时, 检测器输出的均值都约为 0, 而在假设 H_1 时的均值却在递增且方差也趋于期望值 2. 当 $M=7$ 时, 其均值约为 116.90, 已经非常接近于其理想值 117.78. 另外, 在假设 H_0 和 H_1 时, 检测器输出的方差基本不变, 与期望值拟合地比较好.

表 2 对 $\{G_i\}$ 分组处理后的结果

Table 2 Results of using classification technique on $\{G_i\}$

分组数 M	$\{G_i\}$ 平均方差	检测器输出均值		检测器输出方差	
		H_0	H_1	H_0	H_1
1	4.32	-0.01	106.48	1.00	2.07
2	2.58	-0.05	113.46	1.04	2.10
3	1.86	-0.03	115.26	1.07	2.04
4	1.46	0.00	116.01	0.96	1.98
5	1.22	-0.06	116.49	0.92	1.98
6	1.04	0.03	116.73	0.96	2.24
7	0.92	0.02	116.90	1.02	1.89
期望值	0	0	117.78	1	2

不同分组数目时,本文水印检测器对不同失真的稳健性如图 3 所示.下面测试本文盲水印检测器的稳健性.当失真较大时,分组技术的效果并不明显.但是当失真较小时,例如质量因子大于 20 的 JPEG 压缩,缩放倍数大于 1.5, 3×3 的中值滤波以及信噪比大于 10dB 的 AWGN 失真,可以看出当分组数 $M=1$ 时的检测器响应始终低于分组数 M 为 2~7 时的结果. M 取值为 2~7 时的检测器响应差别不大.因此 $M=2$ 是一个较好的选择,既可以简化操作的复杂性,又可以较好地保持水印的统计特性.

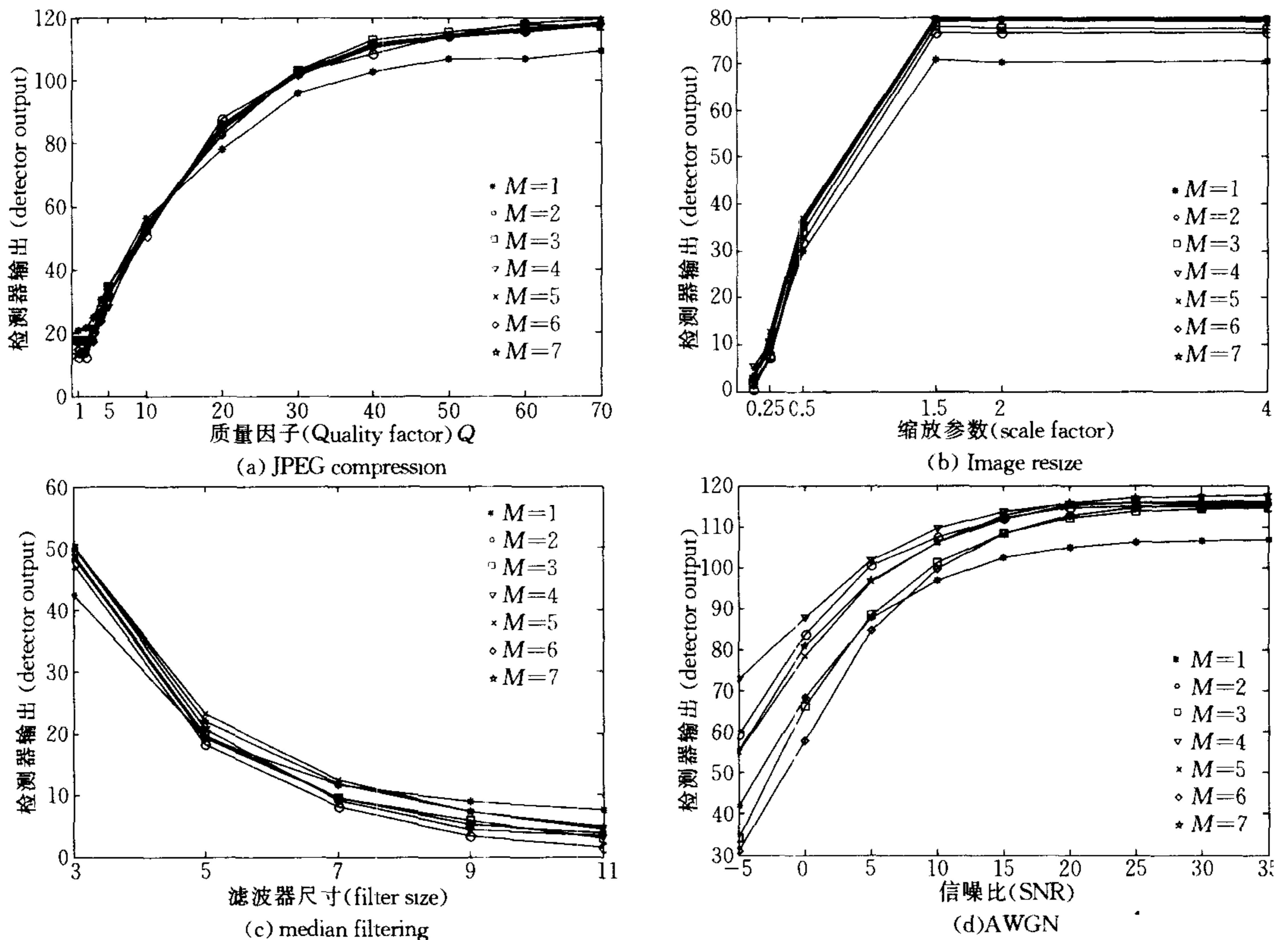


图 3 分组技术的效果(M 表示分组数目)

Fig. 3 Effect of classification technique(M denotes the number of classes)

7 结论

水印盲检测技术不需要原始图像,因此具有更大的应用前景.但是由于主数据噪声太大,严重影响了检测器的性能.本文设计的盲水印检测器可以有效地消除了主数据干扰,大大提高了检测器的稳健性,减小了错误概率.通过对水印加权的分组,本文的盲水印检测器在性能上接近于非盲水印检测器输出.

References

- 1 Hartung F, Kutter M. Multimedia watermarking techniques. *Proceedings of the IEEE*, 1999, **87**(7): 1079~1107
- 2 Hsu Chiou-Ting, Wu Ja-Ling. Hiding digital watermarks in image. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1999, **8**(1): 58~68
- 3 Cox I J, Kilian J, Leighton F T, Shamoon T. Secure spread spectrum watermarking for multimedia. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **6**(12): 1674~1687
- 4 Craver S, Memon N, Yeo B, Yeung M M. Resolving rightful ownerships with invisible watermarking techniques: Limitations, attacks and implications. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 1998, **16**(4): 573~586
- 5 Zeng W, Liu B. A statistical watermark detection technique without using original image for resolving rightful ownerships of digital images. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1999, **8**(11): 1534~1548
- 6 Kang H, Choi J, Lee S, Cho S. Reliable watermark detection method based on analysis of correlation. *Optical Engineering*, 2000, **39**(12): 3308~3316
- 7 Barni M, Bartolini F, Rosa A, Piva A. A new decoder for the optimum recover of nonadditive watermarks. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, **10**(5): 755~766
- 8 Liu R Z, WANG Y H, TAN T N. Image content-based watermarking model. *Journal of Image and Graphics*, 2001, **6**(6): 558~562 (in Chinese)

钟 桦 西安电子科技大学博士研究生,主要研究方向为智能信息处理,多媒体信息隐藏,数字水印.

(ZHONG Hua He is a doctoral candidate at Xidian University. His research interests include intelligent information processing, multimedia information hiding, and digital watermark.)

黄 霞 1998年于西安电子科技大学获硕士学位,现在西安电子科技大学电子工程学院任教,主要研究方向是雷达信号处理,信号估计和检测,智能天线.

(HUANG Xia Received her master degree from Xidian University. Her research interest include radar signal processing, signal estimation and detection.)

焦李成 1990年西安交通大学获博士学位,现为西安电子科技大学教授,博士生导师,主要研究领域为非线性理论,人工神经网络,数据挖掘,数字水印.

(JIAO Li-Cheng Received his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 1990. He is currently a professor at Xidian University. His research interests include nonlinear theory, neural network, data mining, and digital watermarking.)