算法、设计与应用

文章编号:1671-4598(2015)05-1678-04 DOI:10.16526/j. cnki.11-4762/tp.2015.05.069 中图分类号:TP391

文献标识码:A

凸优化耦合传感器模式噪声的图像伪造检测

李景富、张 飞

(黄淮学院 信息工程学院,河南 驻马店 463000)

摘要:现有的图像伪造检测算法主要是借助局部像素与恒虚警率来决策真伪,且忽略了源图像的强烈空间相关性,使算法鲁棒性不 佳,难以检测微小尺寸伪造;对此,根据成像传感器的独特随机特性,设计传感器模式噪声检测思想;并提出了凸优化机制耦合传感器 模式噪声的图像伪造检测算法;基于光响应非均匀性噪声,联合马尔可夫随机场与贝叶斯规则,设计传感器模式噪声;并构造最佳图像 标记像素的先验概率模型;嵌入贝叶斯规则,代替恒虚警率,考虑源图像的强烈空间依赖性,联合整个图像像素,确定最大概率标记像 素映射,设计凸优化机制,将图像伪造检测转换为凸问题,提高算法检测效率,并分析了不同伪造区域尺寸对算法检测的影响,仿真结 果表明:与当前图像伪造检测算法相比,文章算法具备更好的接收机工作特征;以及更高的检测精度与检测效率。

关键词:图像伪造检测;凸优化机制;传感器模式噪声;光响应非均匀性噪声;接收机工作特征

Study on Image Forgery Detection Algorithm Based on Convex Optimization Mechanism Coupled Sensor Pattern Noise

Li Jingfu, Zhang Fei

(College of information Engineering, Huanghuai University, Zhumadian 463000, China)

Abstract: poor robustness and low detection precise were induced by using local pixels to decision authenticity, and ignoring the strong spatial dependence of the source in current image forgery detection algorithms so that can not detect small real area of forgery; in addition, the high complexity and severe time consuming were existed by the idea of detection step by step adopted in theses algorithms. So the image forgery detection algorithm based on convex optimization mechanism coupled sensor pattern noise was proposed. The best priori probability model of image label pixel was constructed by introducing Markov random field and taking into account the strong spatial dependence of the source; embedding the Bayes rule, and jointing entire image pixels to balance the observed statistics and the prior knowledge on the image and penalizing maximum probability label pixel maps for detection the authenticity of the image; taking image forgery detection into convex optimization problem, and designed the convex optimization mechanism to improve the detection efficiency. Experimental results show that this algorithm had stronger robust and higher detection accuracy and efficiency.

Keywords: image forgery detection; convex optimization mechanism; sensor pattern noise; photo-response non-uniformity noise; receiver operating characteristics; bayes rule

0 引言

数字图像具备良好的内容直观性,是日常信息交流的重要 载体,已在刑事侦查、医疗以及商业等领域得到了广泛应 用^[1-3]。然而,由于先进的图像处理工具,使得图像被篡改更 加容易,且不留痕迹或留下很少伪造痕迹,给图像真伪检测带 来的巨大麻烦。对此,诸多学者开发设计了一系列的图像真伪 鉴别算法。当前的研究热点主要集中在被动一盲取证技 术[4-6];并且这些算法都取得了一定的伪造检测效果。然而这 些算法主要是借助局部像素来决策真伪,且忽略了源的强烈空 间依赖性,降低了算法鲁棒性;另外,这些算法大都采用了逐 级像素、逐级块等检测思想,致使算法复杂度高,时耗严重。

由于传感器模式噪声是成像传感器的独特随机特性, 而伪

收稿日期:2014-08-20; 修回日期:2014-09-30。

基金项目:河南省重点科技攻关项目研究基金(142102210335);河 南省教育厅重点科技攻关项目(13A520786)。

作者简介:李景富(1981-),男,河南确山人,硕士,讲师,主要从事 图像信息安全及协同过滤方向的研究。

张 飞(1974-),男,河南遂平人,硕士,副教授,主要从事图像真伪 决策及计算机网络方向的研究。

造区域不存在传感器模式噪声,故可检测图像区域是否存在传 感器模式噪声,即可决策真伪。故本文基于光响应非均匀性噪 声[7],引入马尔可夫随机场与贝叶斯规则,设计基于传感器模 式噪声;并将图像伪造检测转换为凸问题,设计凸优化机制, 降低算法时耗。并从接收机工作特征、检测精度以及检测效率 等方面测试了本文算法性能。

基于光响应非均匀性噪声的造检测特性分析 1

假设 $y \in \mathbf{R}^{N}$ 为图像, 定义矩形网格 Ω , 在网格 *i* 处的值 为 v,;则图像传感输出模型为:

$$y = g^{\gamma} \times \left[(1+k)x + \Lambda \gamma^{\gamma} + \theta \right]$$
(1)

其中:x代表无噪声图像:k为相机光响应非均匀性: θ 代 表所附加高斯噪声;g为彩色通道增益; γ 为正因子, $\gamma = 0.45$; Λ 代表其他噪声源的组合。

对于模型(1)中的 k 为本文分析的感兴趣信号,其目标 为确定 k 是否来自测试相机,是图像局部还是整个图像,以便 检测伪造。由于光响应非均匀性 k 是一个非常微弱的信号, 除 了可能的传感器故障,在恶劣环境下,k一般是具有非常低的 信噪比。

在自然图像中,模型(1)中₍1+k)x 为场景光照强度。 因此,对模型(1)进行泰勒展开:

变为:

$$y = x + xk + \theta \tag{2}$$

该算法的具体步骤如下:

1) 光响应非均匀性的估算。

对于 M个给定图像,则其光响应非均匀性估算如下:

$$\dot{k} = \frac{\sum_{m=1}^{M} y_m r_m}{\sum_{m=1}^{M} y_m^2}$$
 (2)

其中: y_m 代表第 m 个图像传感输出; r_m 为残余噪声; k 代 表光响应非均匀性估算。

 $\hat{x} = f(y)$

2) 噪声残留计算。

根据降噪滤波 f 来计算无噪声图像 x:

其中: f 代表降噪滤波。

则噪声残留计算模型为:

$$r = y - \hat{x} = yk + (x - y)k + (x - \hat{x})k +$$

$$\theta = yk + n$$
(4)

其中: r代表残留噪声; $(x-\hat{x})$ 代表降噪误差; n为单噪声

3) 伪造检测测试。

给定一个相机光响应非均匀性估算值 k 以及噪声残留 r, 将图像伪造检测转变为二元假设测试:

$$\begin{cases} H_0 & r = \Lambda \\ H_1 & r = \hat{k}y + \Lambda \end{cases}$$
(5)

其中: H_0 , H_1 分别代表只含噪声假设、含光响应非均匀性 假设;r代表来自测试相机的残留噪声; Λ 代表其他噪声源的组 合; \hat{k} 代表光响应非均匀性估算。

依据模型(5)可知,由于 H₀ 不含光响应非均匀性,故 其像素被视为篡改;而 H₁ 含有光响应非均匀性,则其像素为 真实。

再引入归一化相关引擎^[7],则相关性为:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^{M} \frac{T_{ui}}{\sigma_{ui}} (r_{ui} \odot k_{ui} y_{ui})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{M} \frac{T_{ui}^{2}}{\sigma_{ui}^{2}} |r_{ui}|^{2}} \sqrt{\sum_{i=1}^{M} \frac{1}{\sigma_{ui}^{2}} |k_{ui} y_{ui}|^{2}}}$$
(6)

其中: w_i 代表伪造区域窗口尺寸; ρ 代表噪声残留 r_{wi} 与相 机光响应非均匀性噪声 $\hat{k}_{wi}y_{wi}$ 之间的相关性; M 代表将图像分 割成的不重叠子块数量 $i \in \{1, 2, \dots M\}$; σ_i 代表第 i 子块的像 素估计方差值; T_i 代表第 i 子块的形貌因子估计值; \odot 为内积 运算; \hat{k}_{wi} 代表第 i 个子块的光响应非均匀性估算。

则通过比较 ρ 与门槛值 β_1 ,得到像素标记为:

$$\hat{u}_i = \begin{cases} 0 & \rho_i < \beta_1 \\ 1 & otherwise \end{cases}$$
(7)

其中: *û*_i 代表像素标记; β_i 为人工设定门槛值,依据奈曼 一皮尔逊方法^[8]来选取,以获得恒虚警率,对像素进行真伪 决策。

但是,当图像比较暗淡或者降噪效果不佳,以及某些图像 内容泄露进入残留噪声时,即便在没有像素伪造的情况下,这 种相关性发生的概率也是存在的。因此,基于局部像素特征, 在假设条件 H₁ 下,计算相关性 ρ 的期望值ρ 。当ρ 值非常小 时,不论 ρ 为多大,标记像素都可视为真实。故伪造测试 0 - - - -

$$\hat{u}_{i} = \begin{cases} 0 & \rho_{i} < \beta_{1} \quad AND \quad \rho_{i} > \beta_{2} \\ 1 & otherwise \end{cases}$$

$$\tag{8}$$

其中:β2 为门槛值。

依据模型(9)可知,该检测机制显然忽略了源图像的空间相关性,在进行伪造检测测试,由于强烈噪声的干扰,易出现误判现象。

对此,基于光响应非均匀性,引入马尔可夫随机场与贝叶 斯规则,设计传感器模式噪声。

2 本文图像伪造检测算法设计

2.1 基于传感器模式噪声的图像伪造检测

本文算法目标是:对于一个给定的观测图像 y,需找出出 现概率最大的像素标记映射 $u \in [0,1]$:

$$u = \operatorname{argmax}_{u \in \mathcal{O}} (u \mid y) \tag{9}$$

其中: p 代表标记像素出现的概率。

利用噪声残留 r = y - f(y) 代替初始图像,并利用噪声残 留 $r 来计算决策统计(相关性) \rho$ 。依据模型(5)可知,对于 H_0 (伪造像素),其期望值为 0;而对于 H_1 ,其期望值 ρ 大于 0,由于其依赖于局部信号特征,难以确定其具体值。对此, 根据文献[10]提出的 $\hat{\rho}$,并做如下假设:

 $\hat{\mathbf{u}} = \underset{\substack{\mathbf{u} \in [0,1]}}{\operatorname{argmaxp}} \mathbf{u} | \rho, \hat{\rho} \rangle = \underset{\substack{\mathbf{u} \in [0,1]}}{\operatorname{argmaxp}} (\rho | \mathbf{u}, \hat{\rho} \rangle \mathbf{p} (\mathbf{u} | \hat{\rho}) = \underset{\substack{\mathbf{u} \in [0,1]}}{\operatorname{argmaxp}} (\rho | \mathbf{u}, \hat{\rho} \rangle \mathbf{p} (\mathbf{u})$ (11)

其中, $p(u|\rho,\rho)$ 代表 ρ 的条件似然性; p(u) 代表像素标记的先验概率。

模型(11)中的第二等式来自约束条件贝叶斯规则;最后 等式来自一个事实: $\hat{\rho}$ 与 u 无关,仅与图像内容有关一是真实 还是伪造。模型(11)展示了贝叶斯规则的强大优势,p(u)允 许本文算法考虑所有关于预测伪造映射的可用先验知识,并引 导伪造决策结果更加合理化。若缺乏 p(u),则伪造检测都是 对每个像素进行独立决策,降低算法鲁棒性。因此,先验模型 对于算法性能有着重要作用,同时,为了降低其复杂度,本文 引入马尔科夫随机场^[11]来构建先验概率模型:

$$p(u) = \frac{1}{Z} \exp\left[-U(u)\right] = \frac{1}{Z} \exp\left[-\sum_{c \in C} V_c(u)\right]$$
(12)

其中: *Z* 为归一化常数; *c* 为相邻像素组成的集合; *V*(*u*) 代表势函数; *U*(*u*) 代表依赖 *V*(*u*) 的能量函数。

例如,对于一个 2 个像素的 c = (i,j),其势函数 $V_c(u_i, u_j) = |u_i - u_j|, u_i, u_j \in \mathbf{R}$ 。

为了构造标记像素,引人 *Ising* 模型^[12],则势函数 *V*(*u*) 如下:

$$Vc'(u_i) = \begin{cases} -\log \frac{p_0}{p_1}/2 & if \quad u_i = 0\\ +\log \frac{p_0}{p_1} & if \quad u_i = 1 \end{cases}$$
(13)

$$Vc^{*}(u_{i}, u_{j}) = \begin{cases} \kappa & \text{if } u_{i} \neq u_{j} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$
(14)

其中: κ 代表边缘惩罚参数; p_0 , p_1 分别代表像素标记 0、1 的先验概率;c代表单状态集合,c为双状态集合^[13]。 联合模型(11)~(14),可得像素标记映射 u:

$$u = \operatorname*{argmin}_{u \in \mathsf{L}^{0,1} \exists} \left\{ -\sum_{i=1}^{N} \log p(p_i \mid u_i, p_i) + \sum_{c \in \mathcal{C}} Vc^{*}(u_i) + \sum_{c \in \mathcal{C}} Vc^{*}(u) \right\}$$

$$(15)$$

$$u \, \text{at } \mathbb{B}:$$

$$u = \underset{u \in \lfloor 0, 1 \rfloor}{\operatorname{argmin}}$$

$$\left\{-\sum_{i=1}^{N} \log p(p_i \mid u_i, p_i) + \log \frac{p_0}{p_1} \sum_{i=1}^{N} u_i + \kappa \sum_{i=1}^{N} \sum_{j \in \mathbf{N}_i} |u_j - u_i|\right\}$$
(16)

其中: $\sum_{i=1}^{N} \sum_{j \in \mathbf{N}_{i}} |u_{j} - u_{i}|$ 为正则化项; N_{i} 代表像素 i 的 4

个相邻元素集合; N 为图像像素总量。

结合模型(5)中的两个假设,将模型(16)演变为:

$$\hat{u} = \operatorname{argmi}_{u \in \Gamma^{0,1} \square} \left\{ -\sum_{i=1}^{N} u_i \left[\frac{\rho_i^2}{2\sigma_0^2} - \frac{(\rho_i - \rho_i)^2}{2\sigma_1^2} + \log \frac{\sigma_0}{\sigma_1} \right] + \log \frac{p_0}{p_1} \sum_{i=1}^{N} u_i + \kappa \sum_{i=1}^{N} \sum_{j \in \mathbf{N}_i} |u_j - u_i| \right\}$$

$$(17)$$

其中: σ_0 代表 H_0 假设下的像素估计方差; σ_1 代表 H_1 假设下的像素方差; $\frac{\rho_1^2}{2\sigma_0^2} - \frac{(\rho_1 - \hat{\rho}_1)^2}{2\sigma_1^2} + \log \frac{\sigma_0}{\sigma_1}$ 为偏差似然性。

模型(17)就是本文算法目标所需确定的出现概率最大的 像素标记映射 u 模型。从模型(17)可知,本文算法并不是依 赖局部像素,进行独立决策,而是联合整个图像像素 N,考虑 图像空间相关性 o, 对图像进行伪造检测。

但是由于计算模型(17)的复杂度简较大,故本文将其转换为凸优化问题,并设计凸优化机制,降低算法复杂度。

2.2 凸优化机制

首先,将模型(17)演变为:

$$u = \operatorname{argmin}_{u \in [0,1]} \left\{ \sum_{i=1}^{N} u_i F_i + \kappa R(u) \right\}$$
(18)

其中: F_i 代表偏差似然性; $R(u) = \sum_{i=1}^{N} \sum_{j \in \mathbf{N}_i} |u_j - u_i|$ 为正

则项。

将离散域 {0,1}^N 变为凸域 [0,1]^N, 1D 超立方体位于 *R*^N 内,引入凸优化问题思想^[13]:

$$\vec{u} = \operatorname*{argmin}_{u \in [0,1]} \left\{ f(u) + \sum_{k=1}^{K} g_k (L_k(u) + h(u) + \alpha^T u) \right\}$$
(19)

其中: $f \, , g_k$ 均为下半连续凸函数; L_k 代表线性算子;h 为 Lipschitz 梯度的可微凸函数; $\alpha \in \mathbf{R}^N$ 为恒定矢量。

本文令 $\alpha = F \,_{\kappa} R(u) = g(L(u)) \,_{h}(u) = 0 \,_{f}(u) = T_{[0,1]}$,其代表凸子集 $C \subset R^{\mathbb{N}}$ 的指示函数,当 $\mu \in C$ 时,f(u) = 0。再通过将模型 (19)中的 \vec{u} 投影到正交域上,即可获得 理想解 u。

2.3 非局部降噪

尽管传感器模式噪声与凸优化能够显著改善伪造检测算法 的可靠性,但是最终的检测性能主要是依赖初始数据质量。依 据模型(4)可知,局部信噪比 SNR(signal-to-noise ratio) 主要依赖图像传感输出初始图像 y 与相机的光响应非均匀性因 子。由于图像边缘与纹理的处理效果不佳,使得降噪误差(x -x)较大,严重影响了检测算法性能。由于降噪算法是将信 号从噪声中分离出来。这种降噪算法虽然能够较好地处理图像 的平坦区域,但是难以重构纹理丰富区域。从而导致一部分信 号被视为噪声而被过滤掉,是的输出图像模糊与平滑,增加了 伪造误检的概率。因此,本文引入降噪算法(具体算法见文 献)^[14]:

$$NL(v)(i) = \sum_{j \in I} w(i, j)v(j)$$
(20)

其中: NL(v) 代表非局部降噪; v 代表离散噪声图像; i,j均代表像素; $w(i,j) \in [0,1]$ 代表权重因子,其值取决于像素 i, j 之间的相似度; I 代表像素域;

依据模型(20)可知,该算法与其他降噪算法不同,其依赖于图像中的任何位置像素,而不是依赖于目标的领域像素。由于图像的内在特性,在目标周围,总是存在几个图像分块与其相似。根据联合滤波,就可很好的估计出目标的 NL(v)。

3 实验结果及分析

在 4 个相机上进行测试本文算法性能(佳能 EOS 450 + $\frac{1}{1.8 \text{ }^{\circ} CCD}$ 传感器;佳能 IXUS??951S + $\frac{1}{1.8 \text{ }^{\circ} CCD}$ 传感器;尼 康 D 200 + $\frac{1}{2.5 \text{ }^{\circ} CCD}$ 传感器;尼 康 Coolpix S5100 + $\frac{1}{2.5 \text{ }^{\circ} CCD}$ 传感器;尼 康 Coolpix S5100 + $\frac{1}{2.5 \text{ }^{\circ} CCD}$ 传感器)。对于每个相机,使用 200 幅图像视为训练 集,以评估光响应非均匀性模式;另外 20 幅图像构成一组训 练集,估算 k。所有训练与测试图像尺寸为 768 × 1024 像素。 对于伪造图像,本文从不同相机输出图像随机裁剪出一个目 标,嵌入测试图像。同时,为了分析不同伪造区域尺寸对算法 性能的影响,设置了如下伪造区域:128 × 128 、256 × 256 、384 × 384。为了体现文本算法优势,设立如下对照组:1)文献 [15] 一使用恒虚警率+ Mihcak 降噪,记为 A 算法;2)文献 [16] 一使用光响应非均匀性模式噪声+ Mihcak 降噪,记为 B 算法。参数设置如下: $M = 128 \times 128$ 、 $\beta_1 = 0.016$ 、 $\beta_2 = 0.013$

$$\gamma = 0.45$$
, $Z = 2$, $\kappa = 48$, $\log \frac{p_0}{p_1} = 3$

3.1 接收机工作特征 (ROCs) 对比分析

在完整的数据集(含有不同尺寸的 500 幅伪造图像)上测 试不同伪造算法的接收机工作特征 ROCs (Receiver operating characteristics)。从图1中可知,三种算法都具有良好的检测 精度;但是不管是哪种相机,本文算法的检测精度与稳定性始 终要高于对照组,都表现出更好的接收机工作特征。主要原因 是本文算法引入马尔可夫随机场与贝叶斯规则,设计传感器模 式噪声,代替恒虚警率决策策略,并利用非局部降噪算法,进 一步提高算法检测性能;而 B 算法虽然采用了光响应非均匀 性模式噪声检测思想,但是其并不是采用整体图像所有像素进 行决策,且忽略了源图像的强烈空间相关性,从而降低了其算 法精度。

为了研究不同的伪造区域尺寸对算法性能的影响,本文测 试了3种伪造区域,测试结果见图2。从图中可知,随着伪造 区域尺寸减小,算法检测性能逐步下降。主要原因是微小伪造 容易丢失,造成漏检;另外,在大尺寸伪造区域条件下,贝叶 斯决策与恒虚警率决策之间的 ROCs 差距也是比较大的,见图 2 (a),使用贝叶斯规则决策真伪,表现出接近最优特性。原因是即使在不利环境下,如暗淡以及纹理丰富区域,根据模型 (11)可知, p(u)允许本文算法考虑所有关于预测伪造映射的可用先验知识,从而使其允许检测大尺寸伪造区域;而A、B 算法在面对大尺寸伪造区域是,其相关性必须要平均化,削弱了其检测微小伪造的能力。



图 2 不同伪造区域尺寸对算法性能影响

3.2 伪造检测效果

采用睿酷 3.5 GHz 双核 CPU, 8 GB的内存,电脑系统 Windows XP,借助 MATLAB 对本文算法以及对照组算法的 检测效果进行验证。为了测试三种算法的鲁棒性,并体现本 文算法的鲁棒性,对复制目标进行旋转、缩放等伪造,使得 伪造效果更加逼真,见图 3 (b),检测结果见图 3。从图 3 中 可知,本文算法能够有效检测旋转、尺度缩放等伪造,具有 较强的鲁棒性;而 A、B算法无法辨别这种伪造技术。原因 是对照组算法主要是借助局部像素与恒虚警率来决策真伪, 难以识别微小伪造与旋转尺度变化处理;而本文算法利用传 感器模式噪声,借助贝叶斯,联合整个图像像素进行决策, 提高算法鲁棒性。

为了直观反映算法的检测效果与节省成本,仅利用本文算 法与A算法对实体伪造图像进行检测。所有图像均来自上述 4



图 3 不同算法的鲁棒性测试

种相机。利用 Photoshop,将一个相机的源图像中的某个目标 嵌入另一个相机得到的图像中,获得伪造图像。试验参数不 变。检测结果见图 4 所示。从图中可知,对于大尺寸伪造,这 两种算法都具有良好的检测效果,都能检测伪造目标,见图 4 (c) ~图4(e)中的蓝色部分;而对于小尺寸伪造,A 算法的 检测效果较差,无法识别该伪造目标,见图 4(w),而本文算 法的检测效果最佳,能有效检测出微小伪造目标,见图 4(v) 中的蓝色部分。





(d) A算法的相关

(e)本文算法的相关性;





(h) 相关性预测





 (w) A算法的相关性
 (v) 本文算法的相关性

 图 4
 不同算法的检测效果

当阳光较强时,着陆标识由于反射不易被识别,且图像中会有 光晕出现,着陆标识应优先选择非镜面反光的材料。

参考文献:

- [1] 李谷全,陈忠泽.视觉跟踪技术研究现状及其展望[J].计算机应用研究,2010(8).
- [2] 韩雪岭,李成贵. 基于机器视觉的发动机喷嘴检测系统的设计 [J]. 计算机测量与控制, 2012 (6): 1455-1457.
- [3] Zeng F, Shi H Q, Wang H. The object recognition and adaptive threshold selection in the vision system for landing an unmanned aerial vehicle [A]. International Conference on Information and Automation [C]. Zhuhai, China, 2009: 117-122.
- [4] Saripalli S, Montgomery J F, Sukhatme G S. Vision-based autonomous landing of an unmanned aerial vehicle [A]. IEEE Interna-

(上接第1681页)

3.3 检测效率对比分析

测试图像为 768×1 024 像素的伪造图像,结果见表1。从 表中可知,虽然本文的非局部降噪的复杂度略大于 Mihcak 降 噪,时耗为1.12 s、0.73 s;但由于本文设计了凸优化机制, 大幅度减少了真伪决策时间,为0.27 s,而A、B算法则需要 0.85 s、0.77 s,从而使得本文算法总体时间要低于对照组算 法。主要原因是本文算法将图像伪造检测转换为凸问题,设计 凸优化机制,大幅度缩减了真伪像素的决策时间;而A、B算 法都是采用了经典的逐级检测思想,其复杂度较大,继而降低 了其算法的总体检测效率。

名称	本文算法	A算法	B算法
降噪	1.12 s	0.73 s	0.73 s
相关性引擎场计算	1.3 s	1.3 s	1.3 s
真伪决策/优化	0.27 s	0.85 s	0.77 s
总体	2.69 s	2.88 s	2.8 s

表1 不同算法的检测效率

4 结论

本文根据成像传感器的独特随机特性,设计传感器模式噪 声检测思想;并提出了凸优化机制耦合传感器模式噪声的图像 伪造检测算法,以克服当前算法存在的鲁棒性不佳,难以检测 微小尺寸伪造以及效率较低等不足。仿真结果表明:与当前图 像伪造检测算法相比,本文算法具备更好的接收机工作特征以 及更高的检测精度与效率。

参考文献:

- [1] 王小刚,田小平.基于压缩感知的图像融合算法 [J].计算机测量与控制,2013,21 (3):788-790.
- [2] 张永梅,王世伟,李强,等.基于希尔伯特黄变换的图像去噪方法[J].计算机测量与控制,2013,21 (11): 3060-3062.
- [3] Muhammad G, Al-Hammadi M H. Image forgery detection using steerable pyramid transform and local binary pattern [J]. Machine Vision and Applications, 2014, 25 (4): 985-995.
- [4] 焦丽鑫, 杜振龙. 基于均值漂移的图像复制粘贴伪造盲检测[J].

tional Conference on Robotics and Automation [C]. Washington. DC, USA, 2002: 2799 - 2804.

- [5] Sharp C S, Shakernia O, Sastry S S. A vision system for landing an unmanned aerial vehicle [A]. IEEE International Conference on Robotics and Automation [C]. Seoul, Korea, 2001, 2: 1720 1727.
- [6] Hubbard1 D, Morse1 B. Performance Evaluation of Vision-Based Navigation and Landing on a Rotorcraft Unmanned Aerial Vehicle
 [A]. IEEE Workshop on Applications of Computer Vision (WACV 07) [C]. 2007, 0-7695-2794-9/07.
- [7] Michael H Schimek, Bill Dirks, Hans Verkuil, and Martin Rubli., Video for Linux Two API Specification [Z].
- [8] Flusser J, Suk T. Pattern recognition by affine moment invariants[J]. Pattern Recognition, 1993, 26 (1): 167-174.

计算机应用, 2014, 34 (3): 806-809.

- [5] 欧红玉,陈 曦,宋燕辉.基于 LBP 的图像复制篡改检测 [J]. 计算机应用与软件,2014,30 (9):170-173.
- [6] Muhammad Hussain, Ghulam Muhammad, Sahar Q. Saleh. Image Forgery Detection Using Multi-Resolution Weber Local Descriptors [J]. EuroCon, 2013, 7 (1): 1569-1577.
- [7] Bai L F , Zhang L Q , Jing X . A Registration Method Based on Image Edge Normalized Correlation [J] . Applied Mechanics and Materials, 2013, 241 (67): 3082-3097.
- [8] Mohammadi A, Taban M R, Abouei J. Cooperative spectrum sensing against noise uncertainty using Neyman — Pearson lemma on fuzzy hypothesis test [J]. Applied Soft Computing, 2013, 13 (7): 3307-3313.
- [9] Ryu S J, Kirchner M, Lee M J. Rotation invariant localization of duplicated image regions based on zernike moments [J]. Information Forensics and Sec, 2013, 8 (8): 1355 - 1370.
- [10] Chen M, Fridrich J, Goljan M. Determining Image Origin and Integrity Using Sensor Noise [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and securit, 2008, 3 (1): 74 - 90.
- [11] 杨庆海,卢 波,颜子夜.基于马尔科夫随机场的粘连字符串切 分算法 [J].计算机工程,2013,39 (4):258-262.
- [12] Picco M, Sourlas N. On the phase transition of the 3D random field Ising model [J]. Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment, 2014, 10 (7): 217-229.
- [13] Pock T, Cremers D, Bischof H. Global solutions of variational models with convex regularization [J]. SIAM J. Img. Sci, 2010, 3 (12): 1122-1145
- [14] Dabov K, Foi A, Katkovnik V. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16 (8): 2080-2095.
- [15] Christlein V, Riess C, Jordan J. An evaluation of popular copymove forgery detection approaches [J]. Information Sciences, 2013, 239 (1): 253-265.
- [16] Chierchia G, Cozzolino D. Guided filtering for PRNU-based localization of small-size image forgeries [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2013, 67 (8): 1205 -1214.