

多特征的手机图像来源取证

孙雪辉¹, 董莉莎¹, 王波¹, 孔祥维¹, 尤新刚^{1,2}

(1. 大连理工大学信息安全研究中心, 大连 116024;

2. 北京电子技术应用研究所, 北京 100091)

摘要: 针对手机图像提出多特征的来源取证方法. 算法对手机拍摄图像提取小波系数特征、图像质量特征和颜色特征, 并估计其 CFA 插值系数, 组成 397 维特征向量. 通过 SFFS 优选得到最有效的 19 维, 最后利用支持向量机作为分类器实现来源取证. 实验表明, 算法对 8 种不同品牌和型号手机的平均分类正确率达到 95.75%, 比较现有文献后本文方法优于现有手机来源取证方法.

关键词: 手机图像来源取证; 高阶统计特征; CFA 插值系数

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Identifying Source Cell Phone Using multi-Feature

SUN Xuehui¹, DONG Lisha¹, WANG Bo¹, KONG Xiangwei¹, YOU Xin'gang^{1,2}

(1. Information Security Research Center, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

2. Beijing Institute of Electronic Technology and Application, Beijing 100091, China)

Abstract: In this paper, we provide a solution based on multi-feature for identifying source cell phone. After SFFS selecting, we propose 19 features which could be used by a SVM classier to identify the source cell phone of an image. All of the 397 features are Higher-order Statistics, Image Quality Metrics, Color Features and CFA Interpolation Coefficients. The rate of accuracy for 8 different cell phones reaches 95.75%, which indicates that our algorithm is better than others.

Key words: Source Cell-phones Forensics; Higher-order Statistics; CFA Interpolation Coefficients

1 引言

被动数字图像盲取证技术是指仅利用数字图像的数据本身,对数字图像的来源、完整性以及真实性进行分析、鉴别和取证^[1]. 对拍摄数字图像的相机来源进行检测和取证, 可以为司法取证和刑事侦查提供可靠、客观、便捷的手段^[2]. 近年来, 国内外许多研究人员和机构都开始关注这一领域, 并提出了许多行之有效的办法^[3-7]. 与此同时, 随着具有拍照功能的手机的广泛流行, 以及手机上配置的摄像头像素越来越高, 使得人们开始习惯用随身携带的手机拍摄日常生活中的场景. 而越来越多的网站也开始支持手机直接上传拍摄的照片. 但当这些图像作为证据线索的时候, 对拍摄图像使用的手机进行型号来源取证成为了取证人员面临的新问题.

Ismail Avcibas 等人最早对手机来源取证进行了研究. 他们提出的基于特征的方法^[8-9]根据不同手机的拍摄过程和内部处理过程的不同会导致图像在统计特征上有所差异, 先后提出了 118 维^[8]和 564 维^[9]二元相似性特征、图像质量特征和高阶统计特征, 经过优选后对手机来源进行分类. 文献[9]中对于 3 种不同品牌手机的平均分类正确率为 97.82%, 对 9 部不同手机的分类正确率为 91.2%, 但对于相同品牌的手机效果有明显降低, 分类正确率不到 80%. Sabu Emmanuel 等人通过估计真彩色图像不同颜色通道间的最大颜色交互信息^[10]来提取手机镜头的横向颜色失真系数作为分类特征进行来源取

基金项目: 国家 863 高技术研究发展计划基金项目 (2008AA01Z418); 国家自然科学基金 (60971095).

作者简介: 孙雪辉 (1985-), 男, 辽宁省东港市人, 硕士研究生, 主要研究领域为数字图像取证.

通讯作者: 孔祥维. E-mail: kongxw@dlut.edu.cn

证。该方法对于 4 种不同品牌手机分类正确率为 92.22%，但对于相同品牌的分类正确率为 76%。

本文综合考虑了不同手机对于成像质量处理方法的不同以及生产和处理过程中的非线性失真对于图像统计特征的影响以提高相同品牌手机分类正确率。主要思想为根据手机数字图像处理过程对于频域的影响和手机的颜色插值、图像处理以及变换过程对于图像颜色的影响，提取 36 维高阶小波特征、13 维图像质量特征和 12 维图像颜色特征。考虑到成像过程中颜色滤波阵列（Color Filter Array, CFA）的插值过程会引入像素间的相关性，这会对上述统计特征产生很大影响，干扰统计特征的分类效果，因此同时提取图像的 CFA 插值系数共同组成特征向量。再采用特征优选方法（Sequential Floating Feature Selection, SFFS）^[11]选择对分类贡献最大的 19 维特征集合，最后使用支持向量机（Support Vector Machine, SVM）^[12]进行分类。

本文的第二节简单介绍手机的图像采集和后期处理过程。第三节描述用于手机图像来源取证的四部分特征的提取方法，并利用 SFFS 选择对于分类贡献最大的优选特征集合。第四节给出 8 种不同型号的手机在本文采集样本及所利用特征优选方法、分类器情况下的实验结果，并利用相同的实验样本与文献[9]中的算法进行比较。最后是本文工作的总结和展望。

2 手机图像采集和处理过程

手机中采用的不同成像器件和不同的图像处理算法，是导致不同手机拍摄图像在数据高阶统计特征和图像质量上出现差异的根本原因^[6]。为了更清楚地说明手机成像的各部分处理对图像引入的特征，首先简单介绍一下手机内部的图像采集和处理过程。

手机的图像采集和后期处理过程如图 1 所示。经自然场景反射的光线进入光学系统后到达传感器（手机大多为 CMOS 传感器）。考虑到成本，手机普遍采用了单传感器，即传感器每个像素只能接收一种颜色的光。因此需要在传感器前加入 CFA，目前使用最为广泛的是 Bayer CFA 模式。由于每个像素点只得到了一种颜色的数据，因此需要用插值算法估计出缺失的其他颜色并恢复出真彩色图像。得到真彩色图像之后，相机还会对其进行白平衡、伽马校正等后处理。最后，数字图像以用户定义的格式（大多为 JPEG 压缩格式）写入手机的存储卡中。



图 1 手机图像的采集和处理过程

虽然不同手机的图像采集和内部处理过程基本相同，但不同的颜色插值算法和压缩方式等都会导致图像在质量以及数据的高阶统计特征上存在差异。例如，成像处理方法的不同及图像产生和处理过程中的非线性失真会改变图像的统计特征^[6]；图像的不同处理过程会影响其频域特征；颜色插值和图像变换的差异会导致图像颜色的改变；CFA 插值会使得图像的统计特征发生特定的变化。尽管人眼难以感知这些差异，但它们可被认为是手机在图像采集和处理过程各个单元差异的总和。通过把这些差异量化描述为统计特征，我们就能够利用其来鉴别数字图像的来源。

3 特征提取

为了识别数字图像的手机来源，需要从图像中提取能够表示来源于同一部手机的图像固有特征，即分析手机中由形成图像的各个单元引起的与图像内容无关的稳定特征。小波特征能够对图像进行多分辨率分析并表征图像的高阶统计特性，已经在隐密分析^[13]和来源取证技术^[14]中得到了广泛应用。本文采用小波子带系数特征来描述手机内部数字图像处理过程对频域的影响；对于图像质量的量化描述和图像的颜色差异，则直接采用了文献[6]中的颜色特征和文献[15]中的图像质量特征；对于图像的 CFA 插值系数则通过奇异值分解（Singular Value Decomposition, SVD）来提取。

为了详细描述这些特征,首先定义如下变量.以 RGB 图像为例,将一幅真彩色图像的 (i, j) 位置的像素值表示为 $C_k(i, j)$,其中 $k=1,2,3$ 表示真彩色图像的 R、G、B 三个颜色通道, $i=1,2,\dots,M$ 和 $j=1,2,\dots,N$ 分别表示图像的长和宽.对各个颜色通道 $C_k(k=1,2,3)$ 进行小波分解得到的垂直、水平和对角分量分别表示为 $V_k(i, j)$, $H_k(i, j)$ 和 $D_k(i, j)$.

3.1 高阶小波统计特征

不同手机的物理成像和软件处理过程对数字图像的小波统计特征具有不同的影响^[13-14],图像的小波统计特征能够很好的利用图像小波分解的时频特性,对图像进行多尺度分析并提取图像中更为细节的高阶统计信息.本文对真彩色图像的三个颜色通道分别进行可分离正交镜像滤波(Quadrature Mirror Filter, QMF)分解,并选取其垂直、水平和对角分量上子带系数的均值、方差、偏度系数和峰度系数,共提取 36 维特征.式(1)—(4)为垂直分量的 12 维特征,同理可得到水平分量 $H_k(i, j)$ 和对角分量 $D_k(i, j)$ 的另外 24 维特征.

$$W_{1-3} = \text{mean}(V_k(i, j)) \quad (1)$$

$$W_{4-6} = \text{variance}(V_k(i, j)) \quad (2)$$

$$W_{7-9} = \text{skewness}(V_k(i, j)) \quad (3)$$

$$W_{10-12} = \text{kurtosis}(V_k(i, j)) \quad (4)$$

3.2 图像质量特征

大多数数码相机均采用了 12 位模数转换器(Analog to Digital Converter, ADC),而手机则大都采用 10 位 ADC,这样引入的颜色丢失和噪声增强都会导致手机拍摄图像质量的下降,从而使不同手机拍摄图像质量的差异会更大.因此图像质量评价也可作为特征用于区分不同手机拍摄的图像.图像质量特征是评价图像质量客观性的方法和手段,通过量化描述这些不可觉察的差异,不仅可以对图像的感知变化进行评价,还可以分析不可感知的变化.本文使用如表 1 所示的 13 维图像质量特征^[15].

表 1 选择的图像质量特征

类别	图像质量特征
基于像素差的特征	均方误差:Q1; 平均绝对误差:Q2; 修正无穷范数:Q3
基于相关性的特征	图像的保真度:Q4; 规范化的交叉相关:Q5 Czekonowski 相关:Q6; 平均角度相似性:Q7
基于频谱的特征	频谱幅值误差:Q8; 频谱相位误差:Q9; 频谱相位-幅值误差:Q10 图像块频谱幅值误差:Q11; 图像块频谱相位误差:Q12; 图像块频谱相位-幅值误差:Q13

3.3 颜色特征

(1) 平均像素值特征.文献[6]认为,如果一幅真彩色图像的颜色足够丰富,那么图像的各通道平均灰度值应该相等,因此可将三个通道的平均值组成三维特征,如式(5).

$$F_{1-3} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N C_k(i, j) \quad k=1,2,3 \quad (5)$$

(2) 颜色对相关性特征.具有不同信号处理结构的手机,拍摄的图像各颜色通道的相关性就有可能不同.可以用两两颜色通道之间的相关性来描述相机的该特性,如式(6).

$$F_{4-6} = \text{corr}(C_m, C_n) \quad m, n=1,2,3 \text{ 且 } m < n \quad (6)$$

(3) 邻域分布重心特征.某像素的邻域定义为与该像素取值相差+1 或-1 的所有像素.计算每个像

素值的邻域像素出现的个数得到邻域像素直方图. 计算各通道邻域直方图的重心位置作为三个特征, 如式(7). 其中 hC_k 表示 k 颜色通道像素邻域直方图, $bary(\bullet)$ 表示取重心.

$$F_{7-9} = bary(hC_k) \quad k = 1, 2, 3 \quad (7)$$

(4) 颜色对能量比. 能量比是白平衡的重要参数^[6], 是反映图像颜色的重要特征. 定义如式(8).

$$F_{10-12} = \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N C_m(i, j)^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N C_n(i, j)^2} \quad m, n = 1, 2, 3 \text{ 且 } m < n \quad (8)$$

3.4 CFA 插值系数估计

为了更好地处理线性方程组中由于 JPEG 压缩等后期处理而产生的噪声, 运用奇异值分解的方法来估计插值系数. 为简化计算, 假设插值算法是线性的, 实验证明, 这种假设不会影响对 CFA 插值系数的估计^[16]. 对于一幅待插值的图像, 按照 Bayer CFA 模式, 对某个像素点可用其 7×7 像素邻域的线性组合来实现 CFA 插值, 实验结果表明, 对于采用何种 Bayer CFA 模式进行插值系数的估计不会对最终结果产生影响, 因此这里只考虑一种模式. 考虑到邻域内不同通道像素点对中心像素点的影响, 对文献[16]中的方法进行改进, 同时考虑 7×7 邻域内由相机感光器件直接捕获的三个颜色通道的像素点, 除去中心像素点, 共 $7 \times 7 - 1 = 48$ 个. 对于某一像素点的插值过程可由式(9)来描述. 其中 y 表示待插值的像素点, $x_i (i = 1, 2, \dots, 48)$ 是相机感光得到的灰度图像中以 y 为中心的 7×7 邻域 (除中心像素点) 的像素值. $a_i (i = 1, 2, \dots, 48)$ 即为待估计的插值系数. 于是, 上式可简写为 $Ax = y$.

$$y = a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_{48} x_{48} \quad (9)$$

相机的后处理操作引入的噪声会影响 x 和 y 的值, 为了去除噪声的影响, 利用 SVD 来估计插值系数^[17]. 假设 x_0 、 y_0 分别是 x 、 y 无噪声下的理想值, Δx 、 Δy 表示它们的对应误差. 则 $x = x_0 - \Delta x$, $y = y_0 - \Delta y$. 通过求解 $\min_{\Delta x, \Delta y} [\Delta x, \Delta y]_F$ 最小值问题, 便可求出 A 的值. 其中的约束条件 $f: Ax_0 - y_0 = 0$, 而 $[\bullet]_F$ 代表矩阵的 Frobenius 范数. 可把这个方程写成式(10)形式, 可进一步得到式(11), 方程的解是式(12). 其中, v_{N_u+1} 为混合矩阵 $[x, y]$ 的右奇异向量的第 $N_u + 1$ 列. 这样便可估计得到一类点的 48 个 CFA 插值系数. 因为 Bayer CFA 模式的 7×7 邻域中共有 7 类不同像素点的插值情况需要考虑, 因此共可得到 $48 \times 7 = 336$ 个插值系数作为特征.

$$[x + \Delta x, y + \Delta y] \begin{bmatrix} A \\ -1 \end{bmatrix} = 0 \quad (10)$$

$$[\Delta x, \Delta y]_F = \left(\sum_{m=1}^{48} \sum_{n=1}^{48} |\Delta x(m, n)|^2 + \sum_{m=1}^N |\Delta y(m)|^2 \right)^{1/2} \quad (11)$$

$$\begin{bmatrix} A \\ -1 \end{bmatrix} = -\frac{1}{v_{N_u+1, N_u+1}} v_{N_u+1} \quad (12)$$

3.5 SFFS 特征选择方法

上述的 397 维特征可能存在特征间的相关, 而且特征维数较高. 本文考虑在达到分类正确率较高且稳定的情况下选取对分类贡献最大的特征集合, 因此采用 SFFS 方法^[11]对提取的 397 维特征进行优选. SFFS 方法的基本思想是从所有特征的整体出发, 通过向特征集合中增加或减少特征, 直到选出使分类正确率不再提高的特征子集为止. 其基本步骤如下:

- (1) 从特征集中选择两个分类效果最好的特征;
- (2) 从余下的特征中选择一个与之前所选特征组合效果最好的特征加入到特征集中;
- (3) 从已选择的特征集中移除一个最无效的特征;
- (4) 判断日前得到的特征维数是否已经达到要求, 如果满足则输出结果, 否则判断分类器准确率是否提高, 提高则返回步骤 3, 否则返回步骤 2.

图 2 给出了 SFFS 对本文 397 维特征的优选结果, 当特征维数大于 19 时, 分类正确率达到稳定的 95.75%。因此选择这 19 维特征组成分类器的输入特征向量。对 19 维特征的进一步分析表明, 其中小波特征 9 维, 所占比例达 47%, 是最有效的一类特征, 详细结果如图 3 所示。

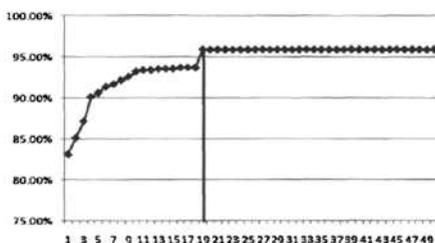


图 2 SFFS 选择特征与分类正确率的关系曲线

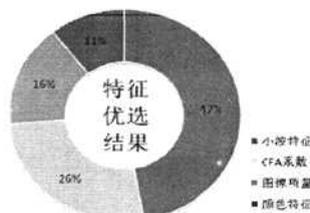


图 3 用 SFFS 方法选择的最优特征的比例

4 实验结果和分析

4.1 实验参数

为了验证上述方案对不同手机来源的图像取证的可靠性, 本文对 3 种不同品牌共 8 种不同型号手机拍摄的图像进行了实验, 并在相同的实验环境下与文献[9]中算法进行对比。

实验所用手机的信息如表 2 所示, 对表中每部手机各采集 130 幅图像, 拍摄参数均为手机默认设置, 图像内容包括自然景物、城市建筑、人物肖像等。实验中使用 LIBSVM^[12]作为分类器, 每部手机的 80 幅图像用于训练分类器, 另外 50 幅用于测试。训练和测试的图像全部随机选取, 实验结果均为 20 次实验的平均值。

表 2 实验采用的手机图像样本

手机品牌/型号	标号	拍摄最大像素	图像分辨率/像素	图像格式
Motorola_e680i	M1	640×480	640×480	JPEG
Motorola_l7	M2	640×480	640×480	JPEG
Samsung_e208	S1	1600×1200	640×480	JPEG
Samsung_d520	S2	1600×1200	640×480	JPEG
Nokia_n70	N1	1600×1200	640×480	JPEG
Nokia_n73	N2	2048×1536	640×480	JPEG
Nokia_e50	N3	1600×1200	640×480	JPEG
Nokia_7610	N4	1200×800	640×480	JPEG

4.2 不同品牌手机图像来源分类

对 3 部不同品牌的手机进行实验, 结果列于表 3 中。可以看出文献[9]中方法的正确率最高 100%、最低 98%、平均为 98.67%; 而利用本文方法, 三部手机都获得了 100%的正确率。

表3 不同品牌手机图像来源分类结果

共 150 幅 图像		检测结果					
		文献[9]中方法			本文方法		
		M1	S1	N1	M1	S1	N1
实际 来源	M1	98%	2%	0%	100%	0%	0%
	S1	0%	100%	0%	0%	100%	0%
	N4	2%	0%	98%	0%	0%	100%

4.3 相同品牌手机图像来源分类

采用 Nokia 品牌的 4 种不同型号的手机, 实验结果列于表 4。文献[9]中方法的平均分类正确率为 91%, 而其中的 N2 仅达到 78%, 远远不能满足来源分类的要求; 本文方法的正确率最高 100%, 最低 84%, 平均达到 94.5%, 对相同品牌不同型号手机也取得了很高的分类正确率。同时可以看到, 由于 N1 和 N2 是属于同一个系列的产品, 因此对其进行来源分类也是最容易出错的, 而本文方法对于该问题也能够实现较好的分类。

表4 相同品牌手机图像来源分类结果

共 200 幅 图像		检测结果							
		文献[9]中方法				本文方法			
		N1	N2	N3	N4	N1	N2	N3	N4
实际 来源	N1	88%	12%	0%	0%	98%	2%	0%	0%
	N2	20%	78%	2%	0%	14%	84%	0%	2%
	N3	2%	0%	98%	0%	0%	0%	96%	4%
	N4	0%	0%	0%	100%	0%	0%	0%	100%

4.4 全部手机图像来源分类

采用表 2 中所列的 8 部手机, 实验结果列于表 5。文献[9]中方法分类正确率最低 80%, 平均为 95%; 而本文方法将最低的分类正确率提高到 88%, 平均达到 95.75%, 本文方法对于所有 8 部手机也有较好的分类效果。

表5 全部手机图像来源分类结果

共 400 幅图像		分类正确率							
		N1	N2	N3	N4	S1	S2	M1	M2
检测 结果	文献[9]中方法	98%	80%	94%	96%	94%	98%	100%	100%
	本文方法	96%	88%	94%	92%	96%	100%	100%	100%

三组实验结果对比如表 6 所示。可见, 本文所提方法优于文献[9]中所提方法, 尤其是对相同品牌手机的分类正确率有较大提高。

表6 文献[9]中方法与本文方法的比较

	文献[9]中方法	本文的方法	本文方法提高
不同品牌手机	98.7%	100%	1.3%
相同品牌手机	91%	94.5%	3.5%
全部手机	95%	95.75%	0.75%

5 结论与展望

本文综合考虑手机图像拍摄和后期处理过程在图像小波域、频域和空域产生的统计特征, 利用 SFPS 对提取特征进行优选, 并使用 SVM 进行来源分类, 对全部 8 部手机达到了 95.75% 的分类正确率,

尤其是对 4 部相同品牌不同型号手机的分类正确率达到了 94.5%, 在本文所采集的样本和利用的特征优选方法及分类器的情况下, 该方法优于现有手机图像来源取证方法。当手机品牌和类型数目不断增加时的研究仍需要深入分析。随着手机相机的制造技术不断提高、种类层出不穷以及功能的不断完善, 从图像的数据统计特征上对手机来源取证将会越来越困难。因此, 研究手机成像器件的独有特性, 以及手机内部图像处理中辨识力更高的特征进行来源取证, 是作者下一步要开展的工作。

参考文献

- [1] H. T. SENCAR and N. MEMON. Overview of State-of-the-Art in Digital Image Forensics. Part of Indian Statistical Institute Platinum Jubilee Monograph series titled 'Statistical Science and Interdisciplinary Research,' World Scientific Press, 2008.
- [2] Nithin Khanna, Aravind K. Mikkilineni, Anthony F. Martone and Gazi N. Ali, A Survey of Forensics Characterization Methods for Physical Devices. Digital Investigation. Elsevier Ltd. 17-28. 2006.
- [3] Geradts, Z., Bijhold, J., Kieft, M., Kurosawa, K., Kuroki, K. and Saitoh, N. Methods for Identification of Images Acquired with Digital Cameras. Proc. of SPIE, Enabling Technologies for Law Enforcement and Security, vol. 4232, pp. 505-512, February 2001.
- [4] Lukáš J., Fridrich J., and Goljan M. Digital Camera Identification from Sensor Pattern Noise. submitted to IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2005.
- [5] Kai San Choi, Edmund Y. Lam, and Kenneth K. Y. Wong. Automatic source camera identification using the intrinsic lens radial distortion. Optics Express, November 2006.
- [6] Kharrazi M., Sencar H.T., and Memon N. Blind Source Camera Identification. Proc. ICIP' 04, Singapore, October 24-27, 2004.
- [7] Min-Jen Tsai and Guan-Hui Wu. Using Image Features to Identify Camera Sources. ICASSP 2006.
- [8] Oya Çeliktutan, İsmail Avcıbaşı, Bülent Sankur, Nasir Memon. Source Cell-phone Identification. Signal Processing and Communications Applications, 2006 IEEE.
- [9] Oya Çeliktutan, İsmail Avcıbaşı, Bülent Sankur. Blind Identification of Cellular Phone Cameras. SPIE-IS&T/ Vol. 6505.2007.8.
- [10] Lanh Tran Van, Sabu Emmanuel, Mohan S Kankanhalli. IDENTIFYING SOURCE CELL PHONE USING CHROMATIC ABERRATION. 2007 IEEE.
- [11] P. Pudil, F. J. Ferri, J. Novovicova and J. Kittler. Floating Search Methods for Feature Selection with Nonmonotonic Criterion Functions. Proc. 12th IEEE Int. Conf. on Pattern Recognition, vol. 2, pp. 279-283, 1994.
- [12] C.-C. Chang and C.-J. Lin. LIBSVM: a library for support vector machines. 2001. Software available at <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm>.
- [13] H. Farid and S. Lyu. Detecting hidden messages using higher-order statistics and support vector machines. 5th International Workshop on Information Hiding. 2002.
- [14] Siwei Lyu and H. Farid. How Realistic is Photorealistic? IEEE Transactions on Signal Processing. February 2005.
- [15] İsmail Avcıbaşı. Image Quality Statistics and Their Use in Steganalysis and Compression. Doctoral Dissertation. 2001.
- [16] A. Swaminathan, M. Wu, K. J. R. Liu. Non-intrusive component forensics of visual sensors using output images [J]. IEEE Transaction on Information Forensics and Security, 2007, 2(1): 91-106.
- [17] Gokhan Gul and İsmail Avcıbaşı. SOURCE CELL PHONE CAMERA IDENTIFICATION BASED ON SINGULAR VALUE DECOMPOSITION. WIFS 2009