

文章编号:1673-0062(2017)01-0057-06

一种基于 LBPV(局部二值模式方差)的指纹分类算法

周 红,陈忠泽*

(南华大学 电气工程学院,湖南 衡阳 421001)

摘 要:在指纹数据库规模不断增大的情况下,指纹分类对于提高指纹识别的速度和准确率十分重要.本文提出一种利用指纹纹理信息的方法将指纹分为五大类.该方法利用指纹的中心点将指纹模式区分为四个部分并求取每一部分的局部二值模式方差,然后利用K近邻分类器进行分类.实验证明该方法具有良好的分类性能.

关键词:局部二值模式(LBP);K近邻;指纹分类;中心点

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A

Fingerprint Classification Based on LBPV (Local binary Pattern Variance)

ZHOU Hong, CHEN Zhong-ze*

(School of Electrical Engineering, University of South China, Hengyang, Hunan 421001, China)

Abstract:In the scale of fingerprint database is increasing, fingerprint classification is crucial for improving the speed and accuracy of fingerprint recognition. This paper presents a method based on the fingerprint texture, and divides the fingerprint image into five categories. According to the core points, a fingerprint image is divided into four regions, each region is modeled with the distribution of the local binary pattern variance (LBPV) values, and then it is classified by KNN classifiers. Experiments verify that the method has good classification performance.

key words: local binary pattern; k-nearest neighbor; fingerprint classification; core point

0 引 言

指纹分类是指在指纹图像经过预处理后根据指纹特征的不同将指纹划分到预先定义好的类别中的过程,它能有效地缩小指纹数据库查找的范

围,加快查询速度,节省查询时间.目前的指纹分类算法大都采用 Galton-Henry 分类方案^[1]将指纹分为拱形、尖拱形、左旋形、右旋形、螺旋形五类.指纹分类主要包括所采用的指纹特征以及基于这些特征所选择的分类器^[2]两方面的内容.指纹的

收稿日期:2016-11-01

作者简介:周 红(1993-),女,硕士研究生,主要从事智能信息处理的研究.E-mail:814295755@qq.com. * 通讯作者:陈忠泽,E-mail:zzchen801@163.com

特征包含总体特征和局部特征,总体特征是人眼直接就能观察到的信号,局部特征是指指纹的细节.指纹分类是基于指纹的总体特征,而指纹识别则是基于指纹的局部特征.

按照分类特征的不同指纹分类可分为 1) 基于奇异点的分类方法; 2) 基于脊线结构的分类方法^[3]; 3) 基于方向场的分类方法^[4]; 4) 基于指纹编码(Fingercode)的分类方法^[5]; 5) 基于其他特征的分类方法^[6-7]. 过去四十年所发表的文献中对前四种分类特征做了大量的研究,尝试了不同的特征结合不同的分类器对指纹进行分类,取得了良好的效果.由于这些特征对于指纹质量的依赖性较大,当指纹图像发生旋转时,这些分类特征的性能会有所下降.近年来,越来越多的研究者正在找寻其他更加鲁棒的特征,如文献[7]采用了具有旋转不变性和灰度不变性的局部二值模式(LBP)作为分类特征.实验结果表明,LBP具有较强的分类能力,但由于LBP特征在部分不同类型的指纹之间有相似重叠部分其准确率还无法与目前最优的分类算法相比.

本文采用LBP的一种改进方法即局部二值模式方差(LBPV)作为分类特征并结合K近邻分类器对指纹进行分类,该特征具有LBP的尺度不变性和旋转不变性,很好的保留了指纹的纹理结构,同时方差可以提供丰富的纹理信息,其提取局部细节的能力要较LBP好.本文算法具体过程如图1所示.

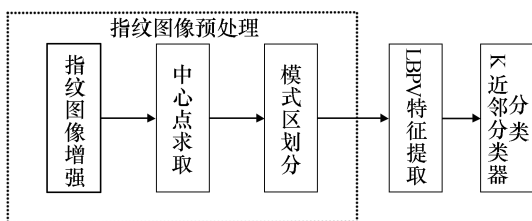


图1 本文算法处理过程

Fig.1 The process of this paper algorithm

1 指纹图像预处理

在指纹图像的采集过程中,可能会出现各种不同的噪声污染,这些噪声的存在不仅给指纹特征的提取增加了难度,而且同一幅指纹可能会因为不同噪声的存在而使提取出的特征存在差异从而使得同一指纹分到不同的类别中去.为了确保分类的准确性,提高算法的鲁棒性,就必须先对指纹图像进行处理.指纹图像预处理包括指纹图像

增强、中心点提取、模式区划分.

1.1 指纹图像增强

通过指纹图像增强能将清晰、真实的指纹信息从质量较差的指纹图像中恢复出来,本文利用短时傅里叶(STFT)分析^[8]对指纹图像进行增强,使得增强后的图像的纹线结构更加清晰.具体实现步骤如下:

1) 将指纹划分为互相重叠的子块并对每一子块进行STFT分析得到子块的频谱分布;

2) 利用概率近似的方法估计出每一子块的频率和方向并构造相应的滤波器;

3) 根据上一步构造的滤波器对各个子块进行滤波处理;

4) 对滤波后的各子块进行逆变换,重构整幅指纹图像以得到增强后的指纹;

1.2 中心点求取

中心点指的是指纹的脊线曲率最大点,提取中心点的目的是为了确定模式区,即包含指纹大部分纹理特征的区域.提取中心点是指纹图像处理中的关键环节之一,它的准确性直接影响到指纹分类的准确率.本文采用文献[9]提出的一种改进的庞加莱(Poincare)检索法求取指纹的中心点.相对于传统的Poincare检索法其对于中心点的定位更加准确,同时提高了中心点提取的速度.

1.3 模式区划分

模式区是包含了指纹全局特征的前景区域,一般的分类特征都是从模式区提取出来的.根据求得的中心点位置确定模式区,如果没有中心点或提取出的中心点无效则以图像的中心为基准点确定模式区.为了减小部分指纹中心点定位不准确带来的影响,本文以中心点所在的子块为基准将模式区划分为四个子模式区,图2为不同质量类型的指纹图像依据中心点所划分的模式区.

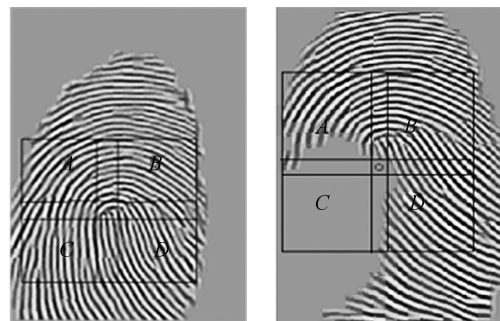


图2 在增强的指纹图像上标记的模式区

Fig.2 The marked pattern area in enhanced fingerprint image

2 特征提取及指纹类型的确定

2.1 局部二值模式(LBP)概述

LBP 是一种灰度范围内的纹理度量,最开始定义于像素的 8 邻域中,以中心点像素的灰度值为阈值,将中心点周围的 8 个像素点的灰度值与其比较,如果周围像素的灰度值小于中心像素的灰度值,该像素点位置就标记为 0,否则标记为 1.将阈值化后的值分别与对应位置像素的权值相乘,8 个乘积的和即为该像素点的 LBP 值.

为了能在不同尺度上处理纹理特征,Ojala 等人提出了在灰度图像中,定义一个半径为 R 的圆形邻域, $P(P>0)$ 个邻域像素均匀分布在圆周,将 LBP 算子的二进制编码看成首尾相连的环形结构,根据二进制数选取的初始位和方向,会产生 2^P 种 LBP 模式.显然,随着 P 的增加,二值模式的种类也会急剧增加,这对于纹理的提取和分类都是不利的.为了解决这一问题,Ojala 对 LBP 进行了扩展提出了均匀模式,当一个 LBP 算子最多只出现两次位的变化时,该 LBP 算子被称为均匀模式.

从 LBP 的定义可以看出,LBP 算子是灰度不变的,但如果对图像进行旋转会得到不同的 LBP 值.为了达到对图像的旋转不变性,Ojala 等又提出了旋转不变的二值模式,即不断旋转圆形邻域得到一系列初始定义的 LBP 值,取其最小值作为该邻域的 LBP 值^[10].将均匀模式与旋转不变模式结合起来得到旋转不变的均匀模式.将所有非旋

转不变均匀模式归为一类,8 邻域的模式种类将由原来的 256 类减少为 10 类.

2.2 提取特征向量

为了确保分类算法的鲁棒性,需要稳定可靠的提取出指纹图像的特征.LBPV 是 LBP 旋转不变均匀模式的一种改进方法,它是由 Guo 等人提出的一种融合了 LBP 和局部区域方差分布的纹理特征^[10].LBPV 具有与 LBP 相同的尺度不变性与旋转不变性,同时提取局部细节的能力相较于 LBP 有进一步的提升.将每个点的方差作为编码值的权重,进行直方图累加即可得到 LBPV 直方图,其数学表达式为:

$$LBPV = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \omega(LBP_{P,R}(i,j), k), k \in [0, K] \quad (1)$$

$$\omega(LBP_{P,R}(i,j), k) = \begin{cases} VAR_{P,R} & LBP_{P,R}(i,j) = k \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$VAR_{P,R} = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^{P-1} (g_p - u)^2 \quad (3)$$

$$u = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^{P-1} g_p \quad (4)$$

其中 P 表示邻域像素的个数, g_p 表示中心像素的灰度值, M, N 表示区域的大小, k 表示 LBPV 模式.

LBPV 直方图特征提取过程如图 3 所示.

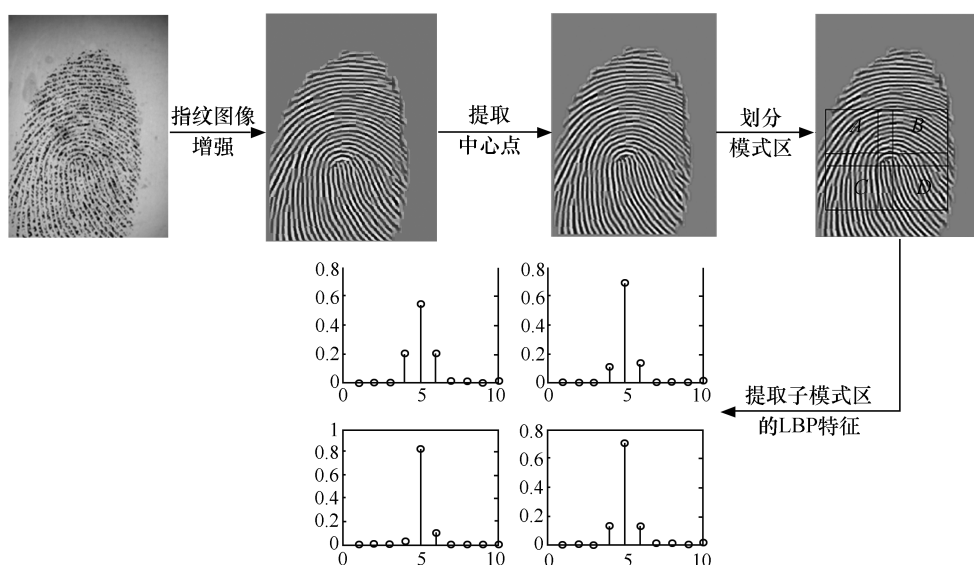


图 3 LBPV 直方图的提取过程

Fig.3 The extraction process of LBPV histogram

2.3 指纹类型的确定

K近邻分类算法是一种简单的机器学习算法,该算法是根据样本在特征空间中的 k 个最近的训练样本中的大多数所属的类别来判断该样本的类别.本文在此基础上对KNN分类算法进行修改使得通过KNN分类器后得到的是样本属于各个类别的数量.

给定一样本指纹 S ,根据前文所述将其分为 $A、B、C、D$ 四部分并求取每一部分的LBPV直方图 $S_A、S_B、S_C、S_D$,则该样本可由 $\{S_A, S_B, S_C, S_D\}$ 表示,由K近邻算法可得到每一部分中 k 个最相似的训练样本中属于各个类型的指纹数量,因此, $A、B、C、D$ 四部分属于各个类别的概率分别为:

$$\begin{aligned} P(S_A | F) &= \frac{n(F_A)}{k}, F_A \in \{A, T, L, R, W\} \\ P(S_B | F) &= \frac{n(F_B)}{k}, F_B \in \{A, T, L, R, W\} \\ P(S_C | F) &= \frac{n(F_C)}{k}, F_C \in \{A, T, L, R, W\} \\ P(S_D | F) &= \frac{n(F_D)}{k}, F_D \in \{A, T, L, R, W\} \end{aligned} \quad (5)$$

A, T, L, R, W 表示指纹类型,对应为拱形、尖拱形、左旋形、右旋形、螺旋形, $n(F_i)$ 表示 k 个最近的训练指纹中属于类型 F_i 的数量.根据加权积分融合策略将四部分进行聚合,最后的分类结果由概率最大值对应的类别确定,如式(6)所示:

$$\text{Class}(S) = \underset{F \in \{A, T, L, R, W\}}{\text{argmax}} \sum_i \omega_i P(S_i | F), \quad (6)$$

$$i = \{A, B, C, D\}$$

$\omega_A, \omega_B, \omega_C, \omega_D$ 分别代表 $A、B、C、D$ 四部分的权重.

3 实验及实验结果

3.1 实验数据库的选择

在指纹识别领域比较权威的指纹库有NIST系列指纹库以及FVC系列指纹库.其中NIST系列中的NIST-4指纹数据库长期被分类算法的研究者广泛采用,它也是指纹分类文献中用的最多的一个数据库.它包含4000幅指纹图像(2000枚指纹按捺两次),每一幅图像大小相同且都标记出了对应的类别标签,每一类指纹基本是均匀分布的.这样避免了研究者在判断部分由于指纹纹理本身的模糊性的影响难以做出判定时出现的错判及各指纹类别的数量差异过大对指纹分类带来的影响,同时考虑到绝大部分文献采用NIST-4进

行分类实验,为了方便今后在同一数据库中比较各个不同分类算法的性能本文同样采用NIST-4指纹库来检验算法的准确率.

3.2 实验结果及其分析

本文使用了NIST-4指纹库中的指纹将其分为五类,指纹库中有350枚指纹(约占17.5%)可判定为两种类型,实验中对于这部分指纹只要判定为两种类型中的任意一种即算正确.本文通过训练及测试不同数量的指纹做了多次实验,实验结果如表1和图4所示.

表1 指纹分类结果(f0001-f2000为训练指纹)

Table 1 Fingerprint classification result
(Training fingerprints are from f0001 to f2000)

程序测试 分类结果	真实分类结果				
	拱形	尖拱形	左旋形	右旋形	螺旋形
拱形	388	10	10	7	6
尖拱形	9	296	5	4	9
左旋形	5	6	403	5	3
右旋形	8	7	5	398	6
螺旋形	10	8	11	18	372
准确率/%	92.38	90.51	92.85	94.31	93.93
算法准确率/% (平均值)	92.85				

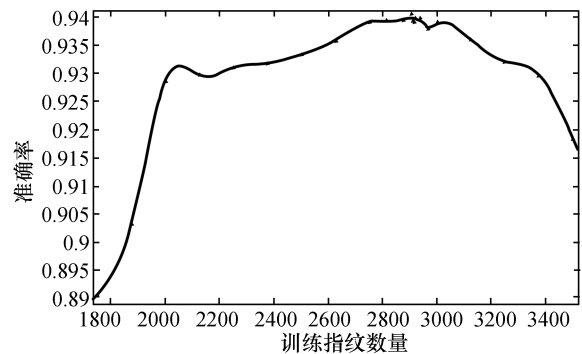


图4 训练指纹数量及其准确率的变化图

Fig.4 Training fingerprint quantity and its accuracy graph

表1为利用f0001至f2000训练,s0001至s2000测试的实验结果,随着训练指纹数量的变化,指纹分类准确率也会发生变化,其变化曲线如图4所示,当训练指纹数量为2906幅图像时,分类准确率最高达到94.06%.通过实验发现,被误判的指纹大部分都存在手指污迹较严重而导致中心点定位不准确的问题,在处理这类指纹时本文算法还有待改进.

实验证明该分类方法具有较好的分类能力,从表 2 中的正确率指标来说本文算法比文献[4-7, 11]有明显的优势.文献[5, 11]使用的 Fingercode(指纹码)特征对指纹的旋转比较敏感,数据库中很多指纹都存在不同角度的偏移,这两种算法都没有对发生偏移的指纹进行校正,从而影响了指纹分类的准确率.文献[6-7]所利用的 LBP 分类特征在指纹类与类之间存在相似重叠部分导致指纹容易被误判,尽管这两篇文献所使用的数据库与本文的不同,但 NIST-4 数据库采集时由于当时的技术手段落后,所采集到的指纹图像通常比较模糊,不易辨识,在分辨率、清晰度等方面都与 FVC2006 数据库所使用的先进的指纹采

集设备所采集到的指纹图像有很大的差距,因此,本文算法的性能仍然比使用类似特征进行分类的文献[6-7]要好.文献[4]和文献[12]使用指纹的奇异点和方向场作为分类特征,这两种特征都容易受噪声影响,对于质量差的指纹不能准确的提取其特征从而导致对这部分指纹难以正确分类.与 R.Wang 等人提出的利用方向场进行分类的算法相比,本文算法的准确率表面上要低 0.25%,但该文献设置了接受待识别指纹的门槛,即拒绝对损伤造成的脊线模糊的指纹和因按压两次重叠在一起的指纹进行分类,如果接受这部分指纹的分类,该算法的准确率仅为 91.3%,低于本文算法.

表 2 部分指纹分类算法的性能

Table 2 The performance of partial fingerprint classification algorithms

作者	使用的数据库	分类特征	准确率/%(拒识率/%)
Hong ^[11]	NIST-4	Fingercode 奇异点	91.80(0)
Min ^[5]	NIST-4	Fingercode	90.20(0)
欧阳邵聪 ^[6]	FVC2006	LBP	90.10(0)
谭台哲 ^[7]	FVC2006	HLBP、LLBP	90.30(0)
Liu ^[4]	NIST-4	奇异点、方向场	91.62(0)
Guo ^[12]	FVC2000, FVC2002, FVC2004	奇异点、方向场	92.74(0)
Wang ^[13]	NIST-4	方向场	93.10(1.8)

表 3 为几种分类算法的复杂度比较,其中 n 表示训练指纹的数量.由于文献[4, 12]是直接通过指纹的奇异点和方向场的规律来判别指纹类型,不需要对指纹先进行训练,本文在此不予比较.由上表可知,本文算法无论在准确度还是复杂

度上都要比文献[5-6][11, 13]好,但文献[7]的时间复杂度要比本文算法低,在进一步提高分类率的同时保证算法的实时性是本文方法还有待改进的.总体来说,本文算法的分类效率比上表中的方法是具有优势的.

表 3 指纹分类算法的复杂度比较

Table 3 Comparison of the fingerprint classification algorithm's complexity

文献	Min ^[5]	Hong ^[11]	欧阳邵聪 ^[6]	谭台哲 ^[7]	Wang ^[13]	本文算法
特征向量维数	192	292	10	10	1 250	10
分类器的时间复杂度	$O(n^3)$	$>O(n^3)$	$>O(n^3)$	$O(n)$	$>O(n^2)$	$O(n^2)$

4 结 论

提出了一种基于 LBPV 的指纹分类算法,首先提取增强后的指纹图像的中心点,以中心点所在的子块为基准将指纹分为四个子模式区,再提取每个子模式区的 LBPV 特征,根据每个模式区的重要程度设定权值,通过 KNN 分类算法得到每个子模式区属于各个类别的概率,将四个区域属于各个类别

的概率进行加权积分融合得到的概率最大值所对应的类别即为该指纹的类别.该方法选用的分类器结构简单,速度较快,但仍存在着自身的缺陷.指纹的 LBPV 特征也会随中心点所在块的大小以及模式区大小的不同而发生变化,因此,准确的找出中心点,选取合适大小的模式区以及中心点块,根据分类特征选取合适的分类器以及如何比较各分类算法的性能还需进一步的研究.

参考文献:

- [1] GALAR M, DERRAC J, PERALTA D, et al. A survey of fingerprint classification Part II: Experimental analysis and ensemble proposal [J]. Knowledge-based systems, 2015, 81(1):98-116.
- [2] GALAR M, DERRAC J, PERALTA D, et al. A survey of fingerprint classification Part I: Taxonomies on feature extraction methods and learning models [J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 81(1):76-97.
- [3] CHANG J H, FAN K C. A new model for fingerprint classification by ridge distribution sequences [J]. Pattern Recognition, 2002, 35(6):1209-1223.
- [4] LIU L M, HUANG C Y, HUNG D C. A directional approach to fingerprint classification [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2008, 22(2):347-365.
- [5] MIN J K, HONG J H, CHO S B. Fingerprint classification based on subclass analysis using multiple templates of support vector machines [J]. Intelligent Data Analysis, 2010, 14(3):369-384.
- [6] 欧阳邵聪. 基于 KNN-SVM 的指纹分类方法研究 [D]. 广东: 广东工业大学, 2010.
- [7] 谭台哲, 皮凯俊, 章红燕. 一种基于融合隶属度的指纹分类方法 [J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(2):191-193.
- [8] CHIKKERUR S, CARTWRIGHT A N, GOVINDARAJU V. Fingerprint enhancement using STFT analysis [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(1):198-211.
- [9] 刘锐. 基于大容量指纹库的多级指纹分类研究 [D]. 宁夏: 宁夏大学, 2014.
- [10] 宋克臣, 颜云辉, 陈文辉, 等. 局部二值模式方法研究与展望 [J]. 自动化学报, 2013, 39(6):730-744.
- [11] HONG J H, MIN J K, CHO U K, et al. Fingerprint classification using one-vs-all support vector machines dynamically ordered with naive Bayes classifiers [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(2):662-671.
- [12] GUO J M, LIU Y F, CHANG J Y, et al. Fingerprint classification based on decision tree from singular points and orientation field [J]. Expert Systems with Applications An International Journal, 2014, 41(2):752-764.
- [13] WANG R X, HAN C Y, WU Y P, et al. Fingerprint classification based on depth neural network [J]. Computer Science, 2014, 137(25):640-641.

(上接第 56 页)

- [2] 王学羽. 中性点不接地电力系统异地两相短路故障的案例分析 [J]. 电力科学与技术学报, 2012, 27(3):81-85.
- [3] 刘健, 赵树仁, 负保记, 等. 分布智能型馈线自动化系统快速自愈技术及可靠性保障措施 [J]. 电力系统自动化, 2011, 35(17):67-71.
- [4] 张振伟. 快速实用的配电系统恢复供电算法研究 [J]. 信息通信, 2011, 36(6):59-60.
- [5] 徐铭, 戚鑫, 黄颖祺. 分布式电源条件下故障定位与快速恢复供电技术 [J]. 自动化应用, 2013, 24(7):77-80.
- [6] URBAN P J, VALL-LLOSERA G, MEDEIROS E, et al. Fiber plant manager: an OTDR- and OTM-based PON monitoring system [J]. IEEE Communications Magazine, 2013, 51(2):9-15.
- [7] KAZEMI S, LEHTONEN M, FOTUHI-FIRUZABAD M. Impacts of fault diagnosis schemes on distribution system reliability [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2012, 3(2):720-727.
- [8] NOURI H, ALAMUTI M M. Comprehensive distribution network fault location using the distributed parameter model [J]. IEEE transactions on power delivery, 2011, 26(4):2154-2162.
- [9] 李永腾. 配电网发生故障后快速恢复供电的算法分析 [J]. 中国电业(技术版), 2013, 26(6):8-11.
- [10] 于金镒, 刘健, 徐立, 等. 大型城市核心区配电网高可靠性接线模式及故障处理策略 [J]. 电力系统自动化, 2014, 38(20):74-80, 114.
- [11] 李乃永, 张辉, 苏欣, 等. 气体绝缘全封闭组合电器母线跳闸快速恢复方案 [J]. 电力系统自动化, 2015, 39(22):170-175.
- [12] BORGHETTI A, BOSETTI M, NUCCI C A, et al. Integrated use of time-frequency wavelet decompositions for fault location in distribution networks: theory and experimental validation [J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2010, 25(4):3139-3146.
- [13] PENUELA MENESES C A, SANCHES MANTOVANI J R. Improving the grid operation and reliability cost of distribution systems with dispersed generation [J]. IEEE transactions on power systems, 2013, 28(3):2485-2496.