

·信号与信息处理·

基于太阳能电池板表面花纹的分类识别系统

陈韶冬,马晓月,赵勋杰

(苏州大学 物理与光电·能源学部,江苏 苏州 215006)

摘要:在大规模生产太阳能电池板过程中,由于生产工艺的影响,部分电池板表面会产生颜色深浅不同的花纹(又称为晶花)。用户常常要求厂家对不同花纹的电池板进行分类供应。为此,提出了一种人工智能分类识别系统。系统以太阳能电池板的表面花纹深浅程度为分类依据,对太阳能电池板进行分类识别。系统首先使用局部二值模式(LBP)算子作为分类特征,将电池板分为“有晶花”和“无晶花”两类,然后使用局部对比度作为分类特征,对“有晶花”一类细分为“强晶花”和“弱晶花”两类。为了满足生产线快速、准确分类的要求,系统使用了BP神经网络作为分类器。实验结果表明,分类系统速度快、准确率高,能够满足实际的生产线需求。

关键词:太阳能电池板;局部二值模式;局部对比度;BP神经网络

中图分类号:TM914.4

文献标识码:A

文章编号:1673-1255(2017)-04-0052-05

Classification and Identification System Based on Pattern from the Surface of Solar Panel

CHEN Shao-dong, MA Xiao-yue, ZHAO Xun-jie

(College of Physics, Optoelectronics and Energy of Soochow University, Suzhou 215006, China)

Abstract: In the process of mass production in solar panels, different patterns which are dark or light will be formed on the surface of the panels due to the production technology. An automatic classification system is needed by the factory to improve work efficiency, so an artificial intelligence identification system as a classifier is proposed to meet this demand. The solar panels will be classified by the system using the surface pattern of solar panels as a reference. Firstly, local binary pattern (LBP) operator is used as classification features, the samples of solar panels will be divided into two categories which are separately named With crystal and No crystal. And then, the local contrast is taken as the classification feature, and the with crystal sample are also divided into two categories such as dark crystal and light crystal. In order to meet the rapid and accurate demands of industrial production, back propagation (BP) neural networks are adopted in auto-recognition as a classifier. Experimental results show that the classification system has fast speed and high accuracy rate, which can meet the demands of actual industrial production line.

Key words: solar panel; local binary pattern; local contrast; back propagation (BP) neural network

太阳能电池是通过光电效应或者光化学效应直接把太阳能转化成电能的装置,太阳能电池板则是由若干太阳能电池按一定方式组装在一块板上的组装件。为了提高太阳能电池板的光电转换效

率,太阳能电池板在制备时往往需要对晶硅原料表面进行陷光处理,使硅片形成绒面结构,增加硅片表面入射太阳光的反射次数,延长太阳光在硅片中的光程,进而充分地利用太阳光所辐射出的能量^[1]。

收稿日期:2017-08-01

作者简介:陈韶冬(1992-),男,江苏淮安人,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉及应用。

对于多晶硅而言,通常的制绒方式为化学腐蚀制绒,腐蚀液为酸混合液或者为碱混合液^[1]。经过腐蚀制绒之后,多晶硅片表面因为刻蚀深度不一,产生深浅不一的花纹。因此在太阳能电池板制成后,工业生产线上会增加对太阳能电池板进行归类的步骤,以便于比较不同绒面效果对光电转换效率的影响,而这一步骤通常是由人工去完成。根据花纹的深浅程度,太阳能电池板被分为三类,即“强晶花”、“弱晶花”和“无晶花”,实际的太阳能电池板如图1所示。

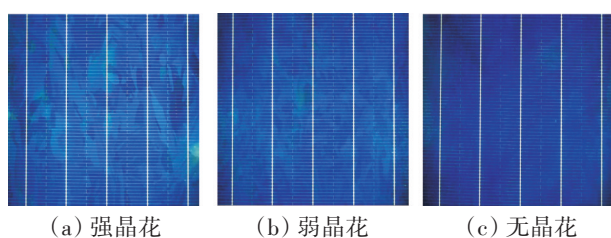


图1 多晶硅片制备成的太阳能电池板

为了满足生产流水作业的要求,工业生产线需要研发一套能够自动识别太阳能电池板绒面花纹的分类系统,识别系统技术指标要求是:①系统的识别速度应保证每小时能够识别至少4 000片的太阳能电池板,亦即平均每张太阳能电池板的识别时间不得多于900 ms;②系统的总体识别率不低于90%。

1 系统设计

针对工业实际需求,提出了一种识别系统。系统运用分步识别的策略,对太阳能电池板进行两次识别。首先根据太阳能电池板表面花纹的纹理情况,将太阳能电池板分为“有晶花”和“无晶花”两类,之后再根据太阳能电池板表面花纹的深浅情况,将电池板分为“强晶花”和“弱晶花”两类。

从图1的图像中,可以注意到,在太阳能电池板经过制绒腐蚀后,样本颜色会整体偏蓝,因此样本的纹理信息主要记录在蓝色通道上,只要提取出图像的蓝色通道信息,就可以对样本进行有效的纹理分析,并且计算量从原先的三彩色通道减少为之后的单色通道,识别速度得到了提高。蓝色通道图像如图2a~图2c所示。此外,样本均为附带栅线条纹的太阳能电池板,图像中的栅线条纹对图像识别会

有一定的影响,因此,系统预处理算法使用了删除和弱化处理:①对垂直方向的粗栅线,通过计算竖直方向的极大值,定位粗栅线的位置,然后去除栅线;②对水平方向的细栅线,通过均值滤波和中值滤波,模糊图像,减弱栅线造成的干扰。经过上述预处理后的图像如图2d~图2f所示。

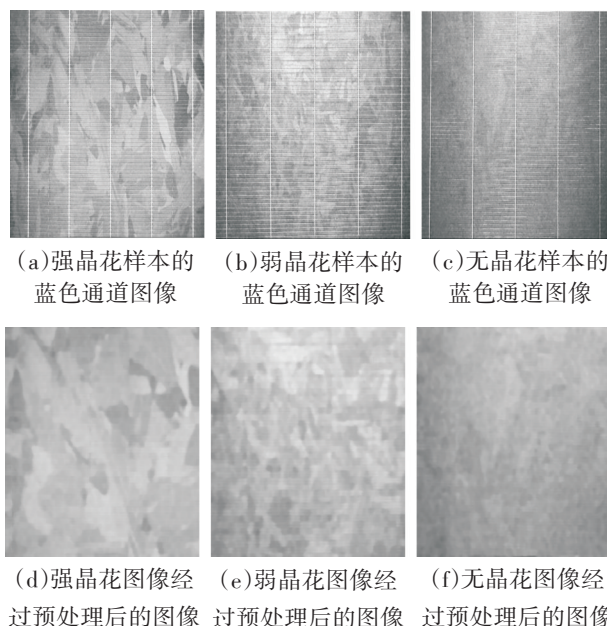


图2 太阳能电池板的蓝色通道图像及经过预处理后的图像

图像识别分两步进行:第一步,使用局部二值模式(LBP)提取分类特征,将电池板分为“有晶花”和“无晶花”两类;第二步,使用局部对比度作为分类特征,将“有晶花”一类细分为“强晶花”和“弱晶花”两类。

在第一步识别过程中,先计算图像的LBP特征,再采用BP神经网络来进行分类操作。继Ojala于2002年发布LBP基本算法^[3]后,又涌现出多种LBP变种算法。文献[4]对LBP基本算法及其变种算法的效率进行了分析比较。在文献[4]中,作者使用直方图相似性度量方法作为分类器,对ORL数据集的人脸图像进行识别,ORL数据集中的人脸图像尺寸均为100×100像素。测试结果如表1和表2所示。

表1^[4]给出了LBP算子及其变种算法在ORL数据集中的训练时间和测试时间,此处所列举的变种算法依次为:均匀模式的LBP(U2LBP)、多尺度块的LBP(MBLBP)、局部三值模式(LTP)、主导的LBP(DLBP)、扩展的LBP(ELBP)、韦伯局部描述(WLD)。表2^[4]给

出了LBP算子及其变种算法在ORL数据集中的识别率。识别率即为所有的测试样本,经LBP算法或变种

算法处理后,正确匹配的样本总数与测试数据集长度的比值。

表1 LBP及其变种算法在ORL数据集中的训练时间和测试时间

时间/ms	U2LBP	LBP	MBLBP	LTP	DLBP	ELBP	WLD
训练时间	9.4	16	260	42.4	477	62.1	95.4
测试时间	10.1	19.2	263	48	474	66.2	97.4

表2 LBP及其变种算法在ORL数据集中的识别率

训练数量:测试数量	U2LBP	LBP	MBLBP	LTP	DLBP	ELBP	WLD
20%:80%	80.3	81.3	80.6	84.1	70.6	85	83.1
40%:60%	94.2	95.4	94.6	95.8	86.7	93.8	93.8
60%:40%	95.6	96.3	96.3	96.3	90	94.4	95
80%:20%	100.0	98.8	98.8	98.8	95	98.8	98.8

综合表1、表2的数据可以看出,U2LBP算法在训练集足够充分的情况下,识别率稳定在90%以上,满足系统设计的第二个要求。在相同的识别时间里,U2LBP算法是最快的,满足系统设计的第一个要求,因此在选择LBP算子时,系统选用均匀模式的LBP算子,即U2LBP算子。

在第二次识别过程中,结合文献[5]的思路,系统对图像进行分块处理,计算每一块的方差值作为对比度度量,再次依据BP神经网络实现分类。

2 算法原理介绍

2.1 LBP算子介绍

Ojala等人于2002年提出了LBP算子^[3],LBP算子计算简单,具有灰度不变性,能够有效地描述图像的局部特征,反映图像的局部纹理信息。其算法的基本计算方式是:假定使用3×3的模板,那么模板对应的中心像素的值将作为阈值,周围像素依据该阈值进行二值化,然后对此二值数据加权求和,计算出来的值即为中心像素的LBP码。令给定模板中心像素值为 g_c ,邻域像素值为 g_p ,那么中心像素值的LBP码计算公式如下

$$LBP = \sum_{p=0}^{p-1} s(g_p - g_c) * 2^p \quad (1)$$

其中, p 表示中心像素值周围的像素点数,在3×3模板下, p 值为8; $s(x)$ 为符号函数,其定义为

$$s(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ 1 & x \geq 0 \end{cases} \quad (2)$$

由于LBP原始算子对纹理特征的描述能力有限,Ojala等人提出了均匀模式旋转不变LBP算子,作为LBP的扩展。均匀模式是指对LBP算子的二进制编码首尾相连,如果二进制编码没有0到1、1到0的跳变或者跳变次数只有两次,这个LBP算子被称为均匀模式,否则称为非均匀模式。对于均匀模式旋转不变LBP算子,Ojala给出了相应的计算方法:给定模板中心像素值为 g_c ,邻域像素值为 g_p ,那么中心像素值的均匀模式的旋转不变LBP码计算公式如下

$$LBP = \begin{cases} \sum_{p=0}^{p-1} s(g_p - g_c) & U(LBP) \leq 2 \\ P + 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

$$U(LBP) = |s(g_{p-1} - g_c) - s(g_0 - g_c)| + \sum_{p=1}^{p-1} |s(g_p - g_c) - s(g_{p-1} - g_c)| \quad (4)$$

其中, $s(x)$ 为符号函数,同式(2); $U(LBP)$ 作为均匀模式的判断条件,用于确定当前的LBP码是否处于均匀模式。

根据Ojala提供的算法,以3×3的模板对图像进行U2LBP算子的计算,将会得到10个计算结果,这10个值反映了图像的纹理特征,从而可以将其用于分类识别系统。

2.2 BP神经网络介绍

BP神经网络是1986年由Rumelhart和McClelland为首的科学家提出的,是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈网络。BP神经网络结构示

意图如图3所示。

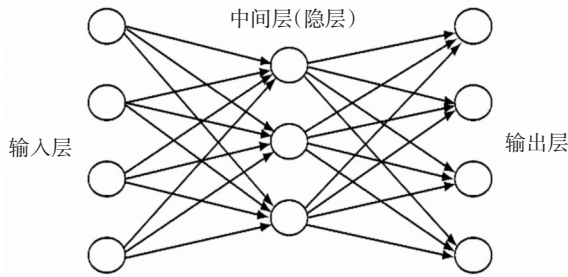


图3 BP神经网络结构图

从图3中可以看出, BP可以看成是一个非线性函数,网络输入值和网络输出值分别是非线性函数的自变量和因变量,其内部传递函数多数是用 sigmoid 函数。BP神经网络无需事先解释变量之间的非线性关系,而是从大量的输入输出模式中推导出映射关系,因此BP神经网络实现了广义上的智能计算功能,成为目前应用最广泛的神经网络模型之一。

BP神经网络用于模式识别的优势在于,当给BP神经网络提供足够多的样本进行训练,使得BP神经网络趋于稳定后,就可以保存训练好的网络,以便下次识别时使用,而无需重新训练。因此在使用BP神经网络进行模式识别时,关键的部分就在于,提取怎样的样本特征、调用怎样的网络训练方式,才能使得BP网络趋于稳定,并能准确识别待测

样本类型。

3 实验结果分析

本次分类识别系统,基于OpenCV3.1编写,运行于Window10系统的VisualStudio2015和MacintoshOSX系统的Xcode8.3中,对应的操作平台指标见表3。

表3 系统平台性能指标

系统	Windows10	MacintoshOS X
CPU	Core(TM)i5-3230M	Core m3-6Y30
CPU 主频	2.6 GHz	1.1 GHz
内存	8 GB	8 GB
硬盘空间	1 TB	256 GB
操作平台	Visual Studio2015	Xcode8.3

实验验证选用了两组样本,一组包含135张样本,“强晶花”、“弱晶花”、“无晶花”每类分别有45张样本;另一组包含540张样本,“强晶花”、“弱晶花”、“无晶花”每类分别有180张样本。

神经网络的结构需要根据实验确定。通过大量的实验,最终确定神经网络为3层,分别为输入层、隐含层和输出层,隐含层节点数为15,隐含层激励函数和输出层激励函数均为sigmoid函数。

135张样本的实验结果如表4所示。

表4 135张样本的实验测试结果

组	训练 样本数	识别 样本数	识别率 /%	总耗时/ms		单张样本平均耗时/ms	
				Windows	Macintosh	Windows	Macintosh
①	45	90	47.78	46 875	8 687	520.83	96.52
②	60	75	80.00	37 300	7 144	497.33	95.25
③	75	60	93.33	29 352	5 759	489.20	95.98
④	90	45	95.56	22 442	4 326	498.71	96.13
⑤	105	30	93.33	14 448	2 855	481.60	95.16

从表4的实验结果可以看出,随着训练样本量的不断增加,系统的识别率也有所提高,最终稳定在90.0%以上。识别时间来看,虽然Windows硬件平台不及Macintosh硬件平台,但是不管是Windows系统,还是Macintosh系统,时间都远低于生产线要求的900 ms,甚至在Macintosh系统上,单样本平均识别仅需100 ms左右,这对生产线效率的提升有极大的帮助。

基于此次结果,为了测试其稳定性,系统对540张样本再次进行实验,实验结果如表5所示。

从表5中可以看出,系统训练180张样本以后,网络基本趋于稳定,识别率稳定在90%以上,识别时间依然仅需100 ms左右,并且识别率最高可达到95.56%。

从上面的测试结果来看,本分类识别系统的识别速度和识别率均达到了太阳能电池板生产线的分类要求。

表5 540张样本的实验测试结果

组	训练 样本数	识别 样本数	识别率 /%	识别总耗时/ms	
				Macintosh 系统	平均单张样本耗时/ms Macintosh 系统
①	180	360	91.67	35 803	99.45
②	240	300	90.00	30 221	100.73
③	270	270	92.96	27 661	102.44
④	300	240	90.83	24 300	101.25
⑤	360	180	95.56	18 171	100.95
⑥	420	120	92.59	11 930	99.42

为了进一步提高识别系统的识别率,分析产生识别错误的原因,系统在进行测试540张样本的同时,记录了每次识别的结果,识别结果如表6所示。

表6 540张样本的详细识别结果

组		强晶花	弱晶花	无晶花
①	强晶花	115	5	0
	弱晶花	24	95	1
	无晶花	0	0	120
②	强晶花	90	10	0
	弱晶花	16	80	4
	无晶花	0	0	100
③	强晶花	86	4	0
	弱晶花	15	75	0
	无晶花	0	0	90
④	强晶花	66	14	0
	弱晶花	8	72	0
	无晶花	0	0	80
⑤	强晶花	56	4	0
	弱晶花	4	56	0
	无晶花	0	0	60
⑥	强晶花	38	2	0
	弱晶花	7	33	0
	无晶花	0	0	40

根据表6数据可以得出,系统在区分“有晶花”、“无晶花”时,准确率很高,而在区分“强晶花”、“弱晶花”时,会有较大误差。经分析,有两个主要原因:一方面,局部对比度作为分类特征,分类能力较弱,若仅仅使用这一特征,不足以将所有“强晶花”和“弱晶花”准确区分;另一方面,在这540张实验样本中,强花纹、弱花纹的界限本身就很模糊,因此存在人为主观判断因素导致的样本被错分的情况。

4 结 论

根据太阳能电池板生产线需求,设计了一个智能分类识别系统,用于对太阳能电池板表面花纹进行自动分类,实验证明,系统识别时间和识别准确率均能满足生产线需求,系统具有实际应用价值。

参考文献

- [1] 李艳芝,周水生,刘东林.多晶硅制绒工艺研究[J].人工晶体学报,2012(S1):368-371.
- [2] 张丹妮,孙楚潇,王月.多晶太阳能电池制绒工艺优化[J].固体电子学研究与进展,2017(2):144-148.
- [3] Ojala T, Pietik Inen M, Menpt. Multi-resolution grayscale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(7): 971-987.
- [4] 蒲薇榄.基于局部二值模式变种算法的人脸识别性能评估研究[D].四川:重庆大学,2015.
- [5] 曹红根,袁宝华,朱辉生.结合对比度信息与LBP的分块人脸识别[J].山东大学学报(工学版),2012,(04):29-34+59.
- [6] 王珺玥,陈大庆,顾济华.基于Tetrolet变换和SVD的QR码数字水印[J].光电技术应用,2017,32(1):50-55.
- [7] 胡宗进,范文强,于光玉,等.基于OpenCV的自适应阈值图像前景提取[J].光电技术应用,2017,32(1):56-59.
- [8] 依玉峰,田宏.基于时域运动特征分析点目标检测方法[J].光电技术应用,2017,32(2):25-31.
- [9] 谢泓,蒲金龙.基于D-S证据理论的多模复合探测器信息融合算法的研究[J].光电技术应用,2017,32(2):41-43.
- [10] 董会,孔倩倩,温亚楠,等.水下目标彩色三维重建方法研究[J].光电技术应用,2017,32(3):46-48.