基于伪光照和区域特征梯度结合的导电粒子快速检测方法

罗晨^{1*}, 范霆霄¹, 张鑫², 周怡君¹, 贾磊²

1. 东南大学机械工程学院, 南京 211189;

2. 无锡尚实电子科技有限公司, 无锡 214000

* E-mail: chenluo@seu.edu.cn

收稿日期: 2020-07-18; 接受日期: 2020-10-14; 网络版发表日期: 2020-12-16

国家自然科学基金(批准号: 51975119, 51575107)和“科技助力经济2020”重点专项资助项目

摘要 在TFT-LCD导电粒子压痕检测过程中, 由于检测对象面积小、数量多、分布不均等因素, 传统的半导体检测方法漏检、误检较多, 无法实现有效检测. 为提高TFT-LCD导电粒子压痕的识别率和识别速度, 提出一种基于图像梯度的TFT-LCD导电粒子快速检测方法. 该方法针对导电粒子的阴阳面特征, 提出了统计意义上的伪光照方向判定方法, 解决目前光照模型不能适应导电粒子伪光照方向的判断, 同时有助于后续梯度统一表述为阳面区域, 然后提出了区域特征梯度的概念, 有效避免导电粒子的常规梯度信息受噪声干扰严重的问题, 并采用结合动态规划的K-means算法对区域特征梯度进行聚类计算, 得出梯度阈值, 完成对导电粒子压痕的检测与计数, 算法识别率约为98.61%, 漏检率为1.39%, 误检率约为1.85%. 此外, 为了满足工业检测中对于亿级像素图像处理的实时性需求, 采用基于CUDA平台的并行计算方法对算法进行了加速, 核心算法部分加速约253倍, 整体算法加速约8倍, 代码运行时间<2 s, 满足工业检测的实时性需求.

关键词 导电粒子, 图像处理, 图像梯度, 并行算法, 聚类

1 引言

薄膜晶体管液晶显示器(thin film transistor liquid crystal display, TFT-LCD)是应用于液晶显示器的关键器件, 具有低功耗、低辐射、省空间和环保等特点^[1]. 目前, TFT-LCD大多采用各向异性导电膜(anisotropic conductive film, ACF)完成封装. ACF由高分子聚合物和导电粒子组成, 在封装时将ACF与芯片对准贴合, 并

加压加热, 使ACF中的高分子聚合物固化, 并将导电粒子捕捉在相对突出的凸点和电极之间, 由此建立电连接^[2]. ACF的导电粒子个数和尺寸会影响电路的连接性, 导电粒子越多, 电路连接性越好; 导电粒子受压正常越多, 电路连接性越好^[3], 因此ACF导电粒子检测已经成为TFT-LCD质量检测中的关键一环. ACF导电粒子的直径一般在3~10 μm , 一个TFT-LCD链接部分ACF粒子数至少 10^4 数量级, 不可能采用人工视检方

引用格式: 罗晨, 范霆霄, 张鑫, 等. 基于伪光照和区域特征梯度结合的导电粒子快速检测方法. 中国科学: 技术科学, 2021, 51: 231–240
Luo C, Fan T X, Zhang X, et al. Method for rapid inspection of conductive particles based on pseudo-illuminant direction and regional characteristic gradient (in Chinese). Sci Sin Tech, 2021, 51: 231–240, doi: 10.1360/SST-2020-0296

式, 主要采用自动光学检测(AOI)方式. 由于导电粒子的尺寸在微米级, 因此一般的光学成像难以捕捉到导电粒子, 而采用微分干涉成像方式, 得到导电粒子的表面起伏图像.

目前, 针对ACF微分干涉图像的导电粒子检测方法主要分为三类, 即模板匹配法、梯度法和神经网络法. 模板匹配法一般以一个预制的模板为基础, 使用模板匹配相关算法定位导电粒子. Muramatsu和Kobayashi^[4]制作了标准匹配模板, 结合模板匹配与动态规划的方法进行高速位置检测. 苏小红等人^[5]针对亚像素级的TFT-LCD缺陷, 使用一种基于差影法和模板匹配的检测算法, 实现了微米级缺陷的亚像素检测.

梯度法一般以图像的梯度信息为基础, 分为直接利用梯度信息划定阈值或间接利用梯度信息构建统计量两种方法实现导电粒子的检测. 黄国宏等人^[6]使用四个方向的Prewitt算子对图像做交叉运算, 通过形态学方法检测导电粒子位置. 朱光等人^[7]利用傅里叶变换和全尺寸小波变换的方法检测TFT-LCD表面缺陷, 识别率可达96%以上. Lin等人^[8]运用Sobel算子使目标粒子和背景之间产生较高的对比度, 然后利用模板采集样本进行多重比较, 得到最佳二值阈值. 2012年, Sheng等人^[9]构建了一个导电粒子电阻模型, 并开发了一套用于检测粒子数量和导电面积的视觉系统, 通过导电面积与导电性之间的联系推断粒子数量, 这种导电粒子建模的方法为粒子检测提供了另一种思路. 同年, Sheng等人^[10]还提出了一种基于模糊推理的粒子检测方法, 运用Hough变换定位导电薄膜, 然后通过水平和垂直两个方向的梯度能量建立模糊规则以识别导电粒子. 陈玉叶等人^[11]使用背景掩膜法将原始图像分为亮部和暗部, 然后计算亮部和暗部的熵值, 最后使用K-means聚类计算出熵值阈值, 综合识别率在90%左右.

神经网络法一般通过提取图像的特征, 构建神经网络模型, 通过训练的神经网络识别导电粒子区域. Ni等人^[12]使用差分干涉(DIC)成像系统获得检测区域图像, 分析导电粒子特征并使用反向传播训练神经网络完成识别. 肖可^[13]通过图像预处理后, 基于局部阈值分割结合形态学方法检测粒子, 再借助基于支持向量机的SIFT特征点矢量聚类对粒子进行精细化检测, 最高平均检测准确率约为92%.

另外, 还有一些研究为导电粒子的检测提供新的思路. Ni等人^[14]提出了一种新型自动光学检测方法,

克服了导电粒子检测过程中的超短曝光和高速成像的困难, 对TFT-LCD的质量检测具有指导意义. Liu等人^[15]对细胞及粪便的显微图像提取圆、凹点等特征, 采用神经网络系统对真菌进行识别, 这对导电粒子的识别有借鉴意义.

模板匹配法、梯度法和神经网络法这三种方法是目前解决导电粒子数量检测主要使用的方法, 但 these 方法各有优劣. 模板匹配法适应性较差, 往往受灰度、待匹配图像的位置影响较大, 且计算量较大、效率低, 一般多见于较早的研究; 神经网络法识别正确率较高但算法复杂, 且依赖于大量人工标定以得到用于训练的数据集; 梯度法针对导电粒子表现的图像梯度变化设计算法, 可靠度较高, 但目前算法主要通过梯度算子再选取梯度阈值的方法无法有效利用粒子周边区域信息, 导致粒子漏检率较高; 其次, 导电粒子在成像过程中呈现出阴面和阳面的边界在部分区域变得不清晰, 单一阈值划分让算法的稳定性较差; 另外, 目前显示屏线路图像的像素至少亿级, 大部分运算速度偏慢, 不能满足工业生产线在线检测的需求. 针对上述问题, 提出了一种基于伪光照和区域特征梯度结合的导电粒子快速检测方法.

微分干涉图像并非普通意义上的光照成像图像, 本文提出了统计意义上的伪光照方向判定方法, 解决了目前光照模型方法不能适应导电粒子伪光照方向判断的问题, 同时有助于后续区域特征梯度统一表述为阳面区域, 然后提出了区域特征梯度的概念, 有效避免了导电粒子的常规梯度信息受噪声干扰严重的问题, 最后在通用并行计算架构(compute unified device architecture, CUDA)平台设计并行运算算法, 实现了整体算法运算时间<2 s, 满足了工业检测的实时性要求.

2 导电粒子检测算法

2.1 导电薄膜区域分割

显示屏边框线路区域的原始图像大小为48000×2448像素(图1), 像素数量亿级, 增加了检测算法实时性的困难. 同时原始图像中不仅含有导电粒子的导电薄膜部分, 还有很多线路和其他标志, 因此提取导电薄膜区域非常重要. 导电薄膜区域的正确提取一方面降低了图像的像素数量级别, 提高后续算法速度, 另一方面提高检测算法的可靠性. 这里主要采用

图 1 导电薄膜区域分割流程. (a) 原始图像(部分); (b) 开运算; (c) 导电薄膜区域(红色框); (d) 筛选出的导电薄膜(部分)

Figure 1 Region segmentation of conductive pad. (a) Original image; (b) opening operation; (c) conductive pad (red box); (d) selected conductive pad.

图像形态学的开运算提取导电薄膜区域,

开运算能够有效去除毛刺和小桥, 从而分离出二值图像中面积较大的特征区域. 在芯片封装中, 导电薄膜周围往往有较多的走线和杂质干扰, 使用开运算的方法能够有效降低这些干扰. 由于导电薄膜为矩形, 使用矩形膨胀腐蚀结构进行开运算可最大程度还原导电薄膜区域, 故运用一个 3×3 的算子对二值化后的图像进行开运算. 由于导电薄膜在整个图像中的长宽比唯一, 故可根据连通域的长宽比和面积特征进行图像分割, 从而将目标导电薄膜在二值图像中筛选出来, 结果如图1所示.

2.2 基于伪光照的导电粒子候选点筛选

采用微分干涉的成像技术使得导电粒子的微小凸

起部分产生明显的浮雕效果, 如图1所示, 形成图像上的阳面(极大值)和阴面(极小值). 极值点可采用遍历8邻域像素灰度值获得. 如图2所示, 原图像上的红色为极大值点, 绿色为极小值点, 可以观察到极大极小值往往是成对出现的, 小部分不是成对出现的. 为了后面的区域特征梯度求取统一表述在阳面区域, 需要对不成对出现阴面点推算出阳面点. 可以观察到阳面(极大值)和阴面(极小值)类似光源从某方向入射形成明亮区域和影子区域(图3), 因此可以通过估算伪光照方向 l , 然后通过不成对的阴面推算出阳面的位置, 进而获取导电粒子的候选点.

因为图像并非普通意义上的光照成像图像, 因此基于光照模型推断伪光照方向不适用导电粒子伪光照方向的判断. 这里提出一个简便的伪光照方向的判规

图 2 基于统计方法的伪光照方向判定

Figure 2 Pseudo-illumination direction determination based on statistical method.

图3 伪光照方向示意图

Figure 3 Pseudo-illumination direction illustrations.

律, 采用统计方法来判定的伪光照方向. 依据图像上所有极大值和极小值点的方向信息, 统计极大值和极小值点方向的分布. 具体表述为

$$l_{ij} = \frac{\mathbf{p}_{\max,i} - \mathbf{p}_{\min,j}}{\|\mathbf{p}_{\max,i} - \mathbf{p}_{\min,j}\|} \quad \forall i \in m, j \in n, \quad (1)$$

其中, m 和 n 分别为极大值点和极小值点的数目, $\mathbf{p}_{\max,i}$ 和 $\mathbf{p}_{\min,j}$ 分别为极大值点和极小值点的像素坐标. 依据 l_{ij} 与 x 轴夹角分布(图2上半部分的分布图), 红色虚线即为 l_{ij} 与 x 轴夹角的最大值, 这一方向即为伪光照方向.

下面筛选导电粒子候选点, 从图2下半部分放大图可以观察到只用灰度极大值点选取候选点会遗漏部分导电粒子, 这里利用导电粒子呈现出亮部和暗部成对出现的特征, 将灰度极大值和极小值同时考虑, 按照以下准则选取候选点.

选取准则1(成对特征点): 从极大值点出发, 沿伪光照方向搜索临近的极小值点, 并将它们合并为一个候选点; 选取准则2(阳面特征点): 若在搜索范围内没有找到极小值点, 则该极大值点直接作为候选点; 选取准则3(阴面特征点): 余下的未被合并的极小值点依据伪光照方向估算出阳面. 这种候选点提取方法能够使候选点尽可能包含全部导电粒子.

2.3 区域平滑处理

导电粒子附近的灰度变化较大, 相应的梯度变化也较大, 可以采用梯度信息来区分导电粒子区域和非导电粒子区域, 但是导电粒子梯度信息受噪声干扰明显, 易出现伪导电粒子判断, 采用区域特征梯度可综合利用导电粒子附近的梯度信息. 但是直接采用区域特征梯度时存在两个问题: (1) 当导电粒子紧挨在一起时, 极大值点处的区域内可能包含多个极大值点, 若不作平滑处理, 计算区域特征梯度时会受到多个极大值点的影响, 导致区域特征梯度偏大, 影响后续聚类结果; (2) 若该极大值点为噪点, 其周围可能出现较频繁的像素大小变化, 若不作平滑处理, 这些像素大小变化导致的梯度幅值变化将会全部叠加在区域特征梯度值上, 导致该噪点的区域特征梯度变得较大, 难以与导电粒子区分. 要解决这两个问题, 还需要在计算区域特征梯度前对区域内做平滑处理. 区域平滑处理的计算如下式:

$$I'(x, y) = \begin{cases} \min(I(x, y), I(x_1, y_1)), & x = x_0, \text{ or } y = y_0, \\ \min(I(x, y), I(x_2, y_2), I(x_3, y_3)), & x \neq x_0, y \neq y_0, \end{cases} \quad (2)$$

其中, 点 (x_0, y_0) 为锚点, 点 (x_1, y_1) 为点 (x, y) 的4邻域内离锚点 (x_0, y_0) 最近的点, 点 (x_2, y_2) 和点 (x_3, y_3) 为点 (x, y) 的4邻域内离锚点 (x_0, y_0) 最近的两个点. 这样, 区域平滑处理使离极大值点较远的像素点灰度值不大于离极大值点较近的周边像素点灰度值, 从而使区域内形成以极大值点为中心, 中间像素点灰度值最大, 周围像素点灰度值递减的分布. 区域平滑处理示意图如图4所示.

2.4 区域特征梯度

导电粒子的灰度变化较大, 可以采用梯度信息来区分导电粒子区域和非导电粒子区域, 但是导电粒子梯度信息受噪声干扰明显, 易出现伪导电粒子判断, 这里提出区域特征梯度来解决导电粒子区域选取问题.

定义1(区域特征梯度): 对于候选点 P 邻域 Ω , 令 Ω 内的图像灰度平均梯度幅值为 P 处的区域特征梯度 F_Ω , 表达式如下:

$$F_\Omega = \frac{1}{n} \sum_{\Omega_i} |\text{grad} P_i|, i = 1, 2, \dots, n, \quad (3)$$

图 4 区域平滑处理示意图

Figure 4 Smoothing processing illustration.

上式中由于取了均值, 有效抵消了导电粒子梯度信息噪声干扰. 由于导电粒子附近的灰度变化较大, 使得邻域 Ω 像素梯度的绝对值较大; 而非导电粒子附近灰度变化较小, 使得邻域 Ω 像素梯度的绝对值较小, 可以作为区分候选点是导电粒子还是非导电粒子的依据, 同时由于采用了邻域 Ω 像素梯度平均值有效避免了噪声干扰. 具体的操作如图5所示.

导电粒子候选点 $P_i(i=1,2,\dots,n)$ 通常包含了所要求的导电粒子 $B_i(i=1,2,\dots,m)$ 区域同时包含了非导电粒子点 $N_i(i=1,2,\dots,n-m)$. 这些大多为噪点或导电薄膜面上的正常的起伏, 并不属于导电粒子. 这些点可由它们周围的区域特征梯度 F_Ω 大小判断是否为导电粒子.

导电粒子阴面对应的灰度值较小, 阳面对应的灰度值较大, 所以导电粒子 B 处的区域特征梯度 F_{Ω_B} 会比非导电粒子 N 处的区域特征梯度 F_{Ω_N} 大很多(图6).

2.5 结合动态规划的K-means算法

尽管导电粒子 B 处的区域特征梯度 F_{Ω_B} 会比非导电

粒子 N 处的区域特征梯度 F_{Ω_N} 大很多, 但是导电粒子在成像过程中呈现出阴面和阳面的边界在部分区域变得不清晰, 从而单一阈值划分的算法稳定性较差, 这里采用聚类方法选取阈值. 区域特征梯度数据属于一维数据, 而对于一维数据的聚类, 可采用K-means聚类算法.

K-means聚类方法运行速度快, 原理简单, 集合间区别明显时效果好; 然而K-means聚类方法的缺点也十分明显: 由于采用迭代算法, K-means得到的局部最优解并非全局最优解; 同时K-means依赖于数据的初始状态, 即初始质心的选择, 因为初始质心是随机生成的, 因此聚类结果变化较大. 这里采用Wang等^[16]提出的结合动态规划的K-means算法(Ckmeans.1d.dp), 这种方法运用动态规划的思想, 将求解原问题的最优解分解为求原问题的最优子结构, 并通过保存各子结构的最优解并回溯结果得到原问题的最优解.

Ckmeans.1d.dp方法采用的递推方程为

$$D[i, m] = \min_{m \leq j \leq i} \{D[j-1, m-1] + d(x_j, \dots, x_i)\}, 1 \leq i \leq n, 1 \leq m \leq k. \quad (4)$$

式中, $\mathbf{D}$ 为 $(n+1) \times (k+1)$ 的矩阵, $D[j-1, m-1]$ 的值代表将

图 5 区域特征梯度示意图

Figure 5 Regional characteristic gradient.

$j-1$ 个点分为 $k-1$ 个类的类间距离, d 为这些点到所在类的质心的距离之和. 也就是说, 计算 $D[j-1, m-1]$ 的值就构成了原问题的子问题, 而原问题也转化为求解 $D[n, k]$ 的最小值. Ckmeans.1d.dp方法通过数组保存计算过程中的中间结果并回溯, 大大减少了计算时间, 并且理论上能够得到一维数据的最佳分类.

3 基于CUDA的并行计算加速

3.1 导电粒子检测流程

导电粒子检测流程如图7所示. 首先, 对输入的原始图像进行预处理, 包括二值化、形态学开运算、连通域标记和感兴趣区域(region of interest, ROI)拼接. 经过预处理的图像已经去除不感兴趣的图像, 分割出了导电薄膜区域, 并将导电薄膜按顺序排列. 然后对图像进行灰度极大极小值标记, 根据标记出的极大极小值估计伪光照方向, 再以估计的伪光照方向合并极大极小值点, 完成导电粒子候选点的选取. 接着, 对候选点位置做区域平滑处理, 然后计算每个区域的区域特征梯度. 最后对每个导电薄膜的区域特征梯度值进行聚类, 计算出梯度阈值, 完成导电粒子的检测.

表1给出了预处理、候选点标记和粒子识别的串行耗时, 可以看出粒子识别时间最大, 达到5241 ms, 其次是预处理时间3055 ms, 将这两部分的分解到各个步骤, 图3列出了各步骤耗时, 其中区域特征梯度耗时最长, 需要4551 ms. 由表1可以看出整个串行算法总耗时约为8.855 s, 显然无法满足生产线的检测速度要求, 算法的主要瓶颈在粒子识别的区域特征梯度计算, 其次是预处理的开运算, 而区域特征梯度和开运算易于实现并行计算, 下面通过并行运算提高整个算法的运行速度.

3.2 并行计算

由于输入图像尺寸为 48000×2448 像素, 尺寸极大, 但目标检测物尺寸又很小, 并且数量很多, 使用串行算法运算速度慢, 无法满足工业检测中运算速度 < 2 s的

图 6 导电粒子与非导电粒子

Figure 6 Real conductive particles and fake conductive particles.

图 7 (网络版彩图)算法流程图
Figure 7 (Color online) Algorithm flowchart.

表 1 串行算法各部分耗时^{a)}

Table 1 Time consumption of serial algorithm

步骤	耗时 (ms)
预处理	3055
候选点标记	559
粒子识别	5241
总计	8855

a) 加粗数据表示耗时较高部分, 需要重点优化

实时性要求, 而使用并行计算能够很好地加快运算速度. CUDA是NVIDIA公司推出的并行运算平台. 图8为CUDA的计算模型.

基于CUDA的计算模型可以分为两部分: 主机端

图 8 CUDA计算模型
Figure 8 CUDA computing model.

(host)和设备端(device). 主机端执行CPU代码, 为设备端分配内存空间并调用CUDA核函数(kernel), 核函数执行GPU代码, 启动数万条线程并行计算, 大大加快了大尺寸图像的处理时间.

由图8可以看出, 一个核函数可以拉起一个网格(Grid), 而一个网格由若干线程块(Block)组成, 每个线程块中有若干线程(Thread), 32个线程构成线程束(Wrap), CUDA的并行计算以线程束为单位进行, 所以每个线程块的线程数量通常设置为32的倍数以最大化利用GPU资源.

根据目标导电薄膜区域的大小, 并结合CUDA线程块中最大线程数为1024的限制, 将一个导电薄膜大小微调为 32×160 . 据此, 可设置线程块大小为 32×32 , 网格大小可根据识别出的导电薄膜数量自动调整. 这样, 每个导电薄膜从上到下就被分为5个部分由GPU分别进行处理. 图9为经过识别、分割、拼接预处理后载入GPU处理的ROI图像.

图像载入GPU显存后, CUDA启动核函数, 核函数中的每个线程都对应了图像中的一个像素点, 这些线程在GPU中都是并行执行计算的, 核函数会单独作用在每一个像素.

初始图像为Mat类型, 上传至设备端转化为Gpu-Mat类型, 经过预处理后得到ROI拼接图像. 设备端获取ROI拼接图像后, 需要对核函数进行配置, 设置网格和线程块维度大小. 前文提到经预处理后的图像每行包含64个导电薄膜, 列数由识别到的导电薄膜总数自

图 9 预处理后载入GPU的ROI图像
Figure 9 ROI image loaded in GPU after preprocessing.

动确定, 保存在变量*j*中, 网格维度即可设置为(64, (*j* + 1) × 5), 线程块维度可设置为(32, 32). 核函数中, 每个线程对应一个像素点, 像素点在整幅图像中的*x*, *y*索引为

$$\begin{cases} x = \text{blockIdx}.x \times \text{blockDim}.x + \text{threadIdx}.x, \\ y = \text{blockIdx}.y \times \text{blockDim}.y + \text{threadIdx}.y, \end{cases} \quad (5)$$

式中, blockIdx, threadIdx, blockDim分别为线程块索引、线程索引和线程块维度, 都包含*x*, *y*两个分量. 利用索引即可找出该线程在原始图像中对应的像素点. 核函数配置完成后启动核函数开始并行计算.

对像素点的边界条件判断后对该像素点进行区域平滑操作和区域特征梯度计算. 对得到的区域特征梯度值针对每个导电膜薄进行区域特征梯度的聚类, 计算出导电粒子区域的区域特征梯度阈值, 筛选出导电粒子并计数, 完成整个并行算法.

4 实验

实验的CUDA并行计算采用NVIDIA GeForce GTX950M显卡, 在Visual Studio 2019、CUDA Toolkit v10.2和OpenCV 3.4.5环境下以Release模式进行.

原始图像的尺寸为48000×2448像素, 图10为原始图像的部分截图.

依据表1~3画出串行和并行算法及其加速比的对比图(图11). 从表3和图11可以看出, 将原程序并行化后, 各步骤运算时间都大幅下降, 计算区域特征梯度的加速最为明显, 加速比可达252.8, 这是由于在串行

图 10 原始图像(部分)
Figure 10 Original image.

表 2 串行算法预处理和粒子识别各步骤耗时^{a)}

Table 2 Time consumption of preprocessing and particle detection with serial algorithm

步骤	耗时 (ms)
二值化	40
开运算	2473
标记连通域	522
ROI拼接	20
区域平滑处理	559
区域特征梯度	4551
聚类	151

a) 加粗数据表示耗时较高部分, 需要重点优化

表 3 CUDA并行算法各步骤耗时^{a)}

Table 3 Time consumption of parallel algorithm with CUDA

步骤	串行算法耗时 (ms)	并行算法耗时 (ms)	加速比
二值化	40	20	2
开运算	2473	652	3.79
标记连通域	522	270	1.93
ROI拼接	20	12	1.67
候选点标记	559	92	6.08
区域平滑	539	3	179.67
区域特征梯度	4551	18	252.83
聚类	151	57	2.65
总计	8855	1124	7.88

a) 加粗数据表示加速效果突出的部分

算法下, CPU需要对像素点逐个处理, 而在并行算法下, GPU能够同时处理许多像素点, 并且计算区域特征梯度的算法属于单次运算量小但需要多次运算的算法, 这样并行化后的加速效果会十分显著. 整个算法执行时间为1124 ms, 较之前的串行算法加速近8倍.

图12为串行和并行算法下得到的导电粒子标记图(部分). 可以看出, 采用并行算法和采用串行算法取得了相同的效果. 表4列出了3张TFT-LCD边框线路区域的原始图像运行采用该算法后, 得到的标记导电粒子

图 11 串行和并行算法运行时间对比及其加速比

Figure 11 Consuming time comparison between serial and parallel algorithm, and the corresponding speedup of parallel algorithm.

图 12 导电粒子标记图. (a) 串行算法; (b) 并行算法

Figure 12 Conductive particles detection. (a) Serial algorithm; (b) parallel algorithm.

数量的正确率、漏检率和误检率. 从实验结果看, 漏检现象主要发生在粒子较不明显的区域. 当粒子区域不明显时, 区域特征梯度值较小, 在聚类步骤中被滤除. 而误检现象往往集中发生在同一个导电薄膜上, 当导电薄膜上存在小噪点较多时, 导电粒子和非导电粒子的区域特征梯度界限变得模糊, 通过聚类选出的阈值会将部分非导电粒子误检为导电粒子.

表 4 导电粒子标记结果

Table 4 Accuracy of conductive particles detection

序号	粒子总数	识别率 (%)	漏检率 (%)	误检率 (%)
1	22939	98.91	1.09	2.12
2	22619	98.28	1.72	2.23
3	31084	98.63	1.37	1.38

5 结论

研究TFT-LCD导电粒子压痕数量检测, 得到以下结论.

(1) 提出了统计意义上的伪光照方向判定方法, 解决目前光照模型不能适应导电粒子伪光照方向的判断, 同时有助于后续梯度统一表述为阳面区域.

(2) 提出了区域特征梯度方法用于解决导电粒子的检测问题. 该方法利用图像的梯度信息, 计算出导电粒子候选区域的区域特征梯度, 并通过聚类的方法完成对候选区域的筛选. 整体识别率高, 达到98.61%, 漏检率为1.39%, 误检率为1.85%.

(3) 运用CUDA平台完成所述算法的并行化计算, 完成了导电粒子的快速检测. 并行程序较串行程序加速性能明显, 在串行方法下的计算瓶颈部分在并行方法下加速比可达252.8, 程序运行总时间为1124 ms, 总体加速比大约为8, 达到了预期效果, 满足了生产线的检测速度需要.

参考文献

- Dong J, Chai B Y, Tian X B. Overview of LCD technology industry development. J Xi'an Univ Posts Telecom, 2012, 17: 102–104 [董军, 柴宝玉, 田学彬. 液晶显示技术产业发展概述. 西安邮电学院学报, 2012, 17: 102–104]
- Jia L. Development of particle on bump method for ultra-fine pitch chip on glass technology. Dissertation for Doctoral Degree. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2014 [贾磊. 面向超细间距玻璃覆晶封装的凸点植焊导电颗粒技术开发与研究. 博士学位论文. 上海: 上海交通大学, 2014]
- You X Y. Research and application of automatic optical detector in TFT-LCD LCM indentation detection. Dissertation for Master's Degree. Xiamen: Xiamen University, 2013 [游兴益. 自动光学检测机在TFT-LCD LCM压痕检测的研究与应用. 硕士学位论文. 厦门: 厦门大学, 2013]
- Muramatsu S, Kobayashi Y. An image pattern search method based on DP matching for detecting accurate pattern positions. Syst Comp Jpn, 1998, 29: 22–32
- Su X H, He Z G, Ma P J. An automatic detection algorithm for TFT-LCD micro display defects. J Harbin Inst Technol, 2008, 40: 1756–1760 [苏小红, 何志广, 马培军. TFT-LCD微米级显示缺陷的自动检测算法. 哈尔滨工业大学学报, 2008, 40: 1756–1760]
- Huang G H, Lin C S, Wu G Z. An automatic measurement system for the fracture conditions of anisotropic conductive film. J Adv Eng, 2007, 2: 17–19 [黄国弘, 林宸生, 吴国彰. 异方性导电膜之导电粒子破裂变形状况之自动量测. 先进工程学报, 2007, 2: 17–19]

- 7 Zhu G, Zhu X F, Zhang H K. Design of inspection system for TFT-LCD surface defects under complex background. *J Elect Measure Instrum*, 2011, 25: 1054–1059 [朱光, 朱学芳, 张华坤. 复杂背景下TFT-LCD表面缺陷检测系统的设计. *电子测量与仪器学报*, 2011, 25: 1054–1059]
- 8 Lin C S, Huang K H, Lin T C, et al. An automatic inspection method for the fracture conditions of anisotropic conductive film in the TFT-LCD assembly process. *Int J Optomechatronics*, 2011, 5: 286–298
- 9 Sheng X, Jia L, Xiong Z, et al. ACF-COG interconnection conductivity inspection system using conductive area. *Microelectron Reliability*, 2012, 53: 622–628
- 10 Sheng X J, Jia L, Xiong Z H, et al. An automatic bump detecting system for LCD COG module using fuzzy reasoning. *Inter J Fuzzy Systems*, 2012, 14: 296–304
- 11 Chen Y Y, Xiao K, Guo Z X. Detection of conducting particles bonding in the circuit of liquid crystal display. *Chin J Liquid Crystals Displays*, 2017, 32: 553–559 [陈玉叶, 肖可, 郭振雄. 液晶屏线路中导电粒子压合的自动光学检测研究. *液晶与显示*, 2017, 32: 553–559]
- 12 Ni G M, Du X, Liu L, et al. Automated optical inspection of liquid crystal display anisotropic conductive film bonding. *Opt Eng*, 2016, 55: 103109
- 13 Xiao K. Research of industrial automatic inspection based on optical image processing. Dissertation for Master's Degree. Xiamen: Xiamen University, 2018 [肖可. 基于图像处理技术的工业自动光学检测研究. 硕士学位论文. 厦门: 厦门大学, 2018]
- 14 Ni G M, Liu L, Zhang J, et al. Automatic optical inspection of bump offsets in flex-on-glass bonding using differential interference contrast imaging. *Int J Precis Eng Manuf*, 2020, 21: 177–187
- 15 Liu L, Yuan Y, Zhang J, et al. Automatic identification of fungi under complex microscopic fecal images. *J Biomed Opt*, 2015, 20: 076004
- 16 Wang H Z, Song M Z. Ckmeans.1d.dp: Optimal k-means clustering in one dimension by dynamic programming. *R J*, 2011, 3: 29–33

Method for rapid inspection of conductive particles based on pseudo-illuminant direction and regional characteristic gradient

LUO Chen¹, FAN TingXiao¹, ZHANG Xin², ZHOU YiJun¹ & JIA Lei²

¹ School of Mechanical Engineering, Southeast University, Nanjing 211189, China

² Wuxi Shangshi Electronic Technology Co. LTD, Wuxi 214000, China

The traditional image threshold is not effective for detecting conductive particles in a thin-film transistor liquid crystal display (TFT-LCD) circuit due to uneven illumination, micro size, and the large number of particles involved. To improve the accuracy and speed of detecting TFT-LCD conductive particles, a novel method based on the image gradient is proposed. Given the variable brightness of conductive particles in an image, a pseudo-illuminant-direction-detection estimation is presented. The estimation directly addresses the issue that the illuminant model method cannot be adapted to identify the pseudo-illuminant direction. Subsequently, the concept of a regional characteristic gradient is introduced. The regional characteristic gradient has the advantage of being less sensitive to noise. Furthermore, the K-means algorithm and modified K-means algorithms are applied to compute the threshold for detecting conductive particles. The accuracy of the proposed method reached 98.61%; the missing rate dropped to 1.39%, and the false rate was maintained at 1.85%. To meet real-time application needs, a compute-unified-device-architecture-based parallel computing method is adopted to speed up implementation. The run-time was significantly reduced using a core algorithm running 252.8 times faster, and the overall algorithm ran eight times faster than the conventional methods. The total implementing time of the proposed method was less than two seconds, thus satisfying real-time industry detection requirements.

conductive particles, image processing, image gradient, parallel algorithm, clustering

doi: [10.1360/SST-2020-0296](https://doi.org/10.1360/SST-2020-0296)