

文章编号 1004-924X(2011)07-1651-08

基于超熵和模糊集理论的带钢表面缺陷分割

杨永敏, 樊继壮, 赵 杰*

(哈尔滨工业大学 机器人技术与系统国家重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要: 由于冷轧带钢表面缺陷图像中存在过渡区, 在图像分割过程中既要利用灰度信息也要利用空间结构信息才能取得好的分割效果。因此, 本文研究了信息熵中的超熵以及模糊集理论, 根据超熵可以用来测度图像的空间结构, 模糊集可以描述出图像灰度过渡区的特性, 提出了一种基于超熵和模糊集理论的图像分割算法。结合超熵和模糊集理论构建出模糊超熵, 通过计算图像的最大模糊超熵所对应的最优隶属度函数参数组合确定了分割阈值, 并利用该阈值完成图像分割。将该算法与 Ostu 以及一维最大模糊熵分割算法相比较, 结果显示, 本文算法能够准确地从背景中提取缺陷, 有效地抑制了过分割现象。利用提出的误分割率和有效信息率对分割后的图像进行定量评价, 结果表明, 用本文算法分割后的图像有效信息率在 3 种方法中最高, 均在 82.7% 以上, 同时误分割率均低于 2.1%。

关键词: 缺陷图像; 模糊理论; 超熵; 图像分割

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20111907.1651

Steel strip surface defect segmentation based on excess entropy and fuzzy set theory

YANG Yong-min, FAN Ji-zhuang, ZHAO Jie*

(State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China)

* Corresponding author, E-mail: jzhao@hit.edu.cn

Abstract: Because of the existence of transition zones in a cold rolling strip surface defect image, gray information and spatial structure information should be combined to segment images to obtain better image results. Therefore, the excess entropy of information entropy and fuzzy set theory were researched. As the excess entropy could be used to measure spatial structure of an image and the characteristic of image gray transition zone could be described well by the fuzzy set, an image threshold segmentation algorithm based on maximal fuzzy excess entropy was proposed. The fuzzy excess entropy was built by the combination of excess entropy and fuzzy set theory and the threshold was determined by the best membership function parameter combination according to the maximal fuzzy excess entropy value. Then, the image was segmented by using the threshold. Finally, the algorithm was compared with Ostu and 1D maximal fuzzy entropy segmentation algorithms. The experiment indicates that the

收稿日期: 2010-09-25; 修订日期: 2010-11-18.

基金项目: 国家 863 高技术研究发展计划资助项目 (No. 2007AA041501); 国家重大科技专项资助项目 (No. 2009ZX04004-062); 哈尔滨工业大学科研创新基金资助项目 (No. HIT. NSRIF. 2009023)

proposed algorithm can extract the defect from a background exactly and can constrain the over-segmentation effectively. The quantificational evaluation of segmented image was performed by the wrong segmentation rate and effective information rate, and the results show that the effective information rate of the algorithm is higher than 82.7%, which is the maximal one among three methods. Meanwhile the wrong segmentation rate is below 2.1%.

Key words: defect image; fuzzy theory; excess entropy; image segmentation

1 引言

图像分割在基于机器视觉的表面缺陷检测图像处理过程中起着承上启下的作用^[1-3],分割效果的好坏直接影响了后续的分类处理。为了获得更好的分类效果,要求分割算法能够准确地将缺陷从背景中提取出来,并尽可能更多地保留缺陷边缘细节信息,即能够真实反映缺陷的空间结构信息。

目前存在的图像分割算法^[4]大致可分为三类。第一类为基于阈值的分割方法^[5-6],该方法直接利用了图像的灰度特性,运算速度快,其缺陷是仅仅考虑了灰度信息而忽略了空间信息;第二类为基于目标边缘信息的分割方法^[7-8],该方法大部分都采用参数化曲线和主动轮廓来适应图像区域之间的边缘或轮廓,具有较强的鲁棒性,但该方法的收敛高度依赖于正确的初始化且运算复杂;第三类为基于区域的分割方法^[9],该方法通过种子区域增长、分裂和合并或分水岭找到连续区域,充分利用了图像空间信息,但对种子的选择敏感容易出现过分割。实际应用中往往将这几类算法相结合来克服自身存在的缺点^[10],充分利用图像灰度信息和空间信息来得到更好的分割效果。

缺陷图像中缺陷和背景之间的灰度值并不是突变的而是存在过渡区,该过渡区^[11]存在不确定性,即该区域既可认为属于缺陷也可认为属于背景。根据以上分析,本文提出了一种基于超熵和模糊集理论的图像分割算法来满足表面缺陷检测过程中的图像分割需求。该算法将图像灰度信息和空间结构信息相结合,能够准确地从背景中提取缺陷。

2 超熵与图像空间结构

2.1 超熵

这里简单介绍信息熵理论中的超熵^[12-15]。假定 χ 为一有限集, X 为一随机变量,其取值 x 在 χ 中的分布概率为 $p(x) = Pr[X=x]$ 。随机变量的香农熵 $H(X)$ 定义如下:

$$H(X) = - \sum_{x \in \chi} p(x) \log p(x), \quad (1)$$

式中 $H(X)$ 为随机变量 X 分布概率的函数,表示随机变量 X 的平均不确定度。

给定一系列在 χ 中取值的随机变量 X_i , 即 $\dots X_{-2} X_{-1} X_0 X_1 X_2 \dots$, 由 L 个连续随机变量组成的变量块表示为 $X^L = X_1 \dots X_L$, 其发生的概率可用联合概率表示为 $p(x_L) = p(x_1, x_2, \dots, x_L)$ 。 X^L 的香农熵为:

$$H(X^L) = \sum_{x \in \chi} p(x^L) \log p(x^L), \quad (2)$$

则熵率可以定义为:

$$h = \lim_{L \rightarrow \infty} \frac{H(X^L)}{L} = \lim_{L \rightarrow \infty} h(L), \quad (3)$$

其中

$$h(L) = H(X^L) - H(X^{L-1}). \quad (4)$$

熵率描述了过程中内在的随机性,揭示了系统的预测性,但无法得知预测的困难度。

超熵作为熵率的补充测度定义如下:

$$E = \sum_{L=1}^{\infty} (h(L) - h), \quad (5)$$

其揭示了 $h(L)$ 如何收敛到其渐近值的过程。图 1 为超熵测度的图形表达,对应着图中的阴影部分,即 $h(L)$ 和渐进值 h 之间差值的总和。

将式(4)代入式(5),得到超熵的另一种表达形式:

$$E \equiv \lim_{L \rightarrow \infty} [H(X^L) - h \times L], \quad (6)$$

超熵可看作 $H(X^L)$ 收敛渐近线的 y 轴截取值,如图 2 所示。

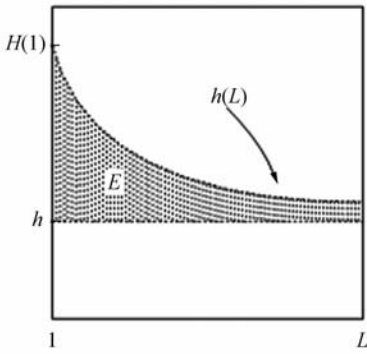


图 1 对应式(5)的超熵图形表示

Fig. 1 Graphical representation of excess entropy corresponding to Eq. (5)

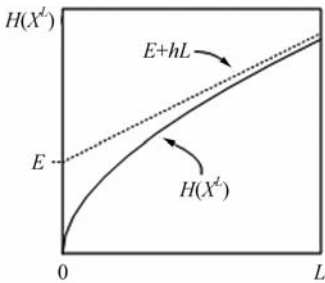


图 2 对应式(6)的超熵图形表示

Fig. 2 Graphical representation of excess entropy corresponding to Eq. (6)

2.2 图像空间结构

图像的空间结构信息指的是相邻像素之间的相互关系以及其在二维或三维空间中存在的规律性,即给定像素后其邻接像素或体单元的可预测性。超熵可以用来测度系统的空间结构,因此将其引入作为图像空间结构的测度来评价图像在二维或三维空间中存在的规律性。下面分析如何计算式(6)表达形式的超熵。

就一幅图像而言, x^L 为给定的 L 邻接亮度值集合。为了计算超熵,需要考虑以下的两个重要因素:

(1)首先是邻接像素或体单元概念的定义,在一维中邻接的概念是明确且唯一的,当扩展到二维或三维时就引入了不确定性,因为 L 块邻接像素或体单元序列具有很多不同的选择方式;

(2)第二个因素是当 $L \rightarrow \infty$ 时 L 块熵的计算。实际上当 L 取较高值时 L 块熵是不可计算的,因为需要计算联合概率 $p(x^L)$,而联合直方图的元

素数目是由 N^L 给定的,其中 N 为图像的灰度等级数或颜色数目。因此必须选定一个 L ,使得计算出的熵的偏差和计算量之间达到一个平衡的状态。

由于要处理的图像是二维图像,可采用如下的距离模板来解决像素的 L 邻接问题,如图 3 所示。图中中心位置为目标像素,其余为其邻接像素,数字代表邻接的顺序。

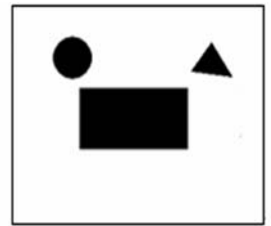
	...	12	$L-1$	
17	7	4	8	L
11	3	X	1	9
16	6	2	5	13
	15	10	14	

图 3 L 邻接模板

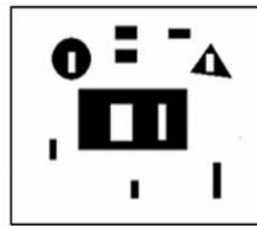
Fig. 3 L neighborhood template



(a) $E=0.764$



(b) $E=0.764$



(c) $E=0.725$

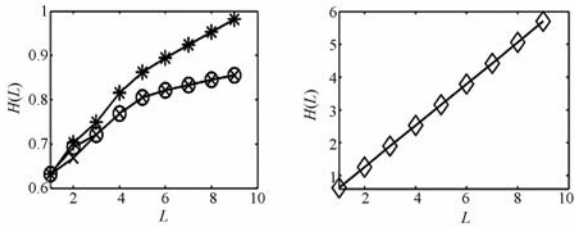


(d) $E=0.001$

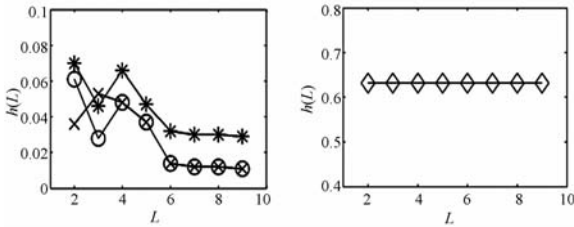
图 4 人工图像及其超熵值

Fig. 4 Synthetic images and their excess entropy values

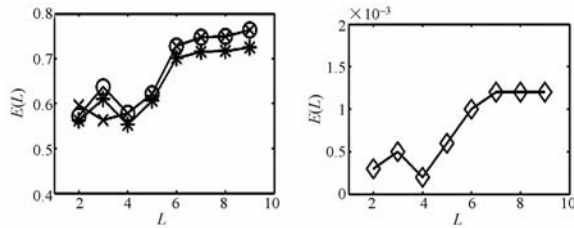
针对第二个问题,构造人工图像对其超熵进行近似计算,如图 4 所示。图中 4 幅图像具有相同的一维直方图,但具有不同空间布局,其中图 4 (a)和 4(b)具有相同布局但颜色相反,它们的超熵是相同的,因为图像空间结构不依赖于颜色;图 4(c)是在图 4(b)的基础上添加了一些形状,其超熵值降低反映了图 4(c)的空间结构要低于图 4



(a) 图 4(a)~(c) 的 $H(L)$ 值 (b) 图 4(d) 的 $H(L)$ 值
 (a) $H(L)$ values of Fig. 4(a)~(c) (b) $H(L)$ value of Fig. 4(d)



(c) 图 4(a)~(c) 的 $h(L)$ 值 (d) 图 4(d) 的 $h(L)$ 值
 (c) $h(L)$ values of Fig. 4(a)~(c) (d) $h(L)$ value of Fig. 4(d)



(e) 图 4(a)~(c) 的 $E(L)$ 值 (f) 图 4(d) 的 $E(L)$ 值
 (e) $E(L)$ values of Fig. 4(a)~(c) (f) $E(L)$ value of Fig. 4(d)

图 5 $H(L)$ 、 $h(L)$ 以及 $E(L)$ 的取值随 L 的变化情况
 Fig. 5 Variation of $H(L)$, $h(L)$ and $E(L)$ with L

(b);图 4(d)通过将原始图像中的像素随机分布得到,检测不到具体的形状即不具有空间结构,因此其超熵近似等于 0。由此可得图像具有的空间结构越大,其超熵值也越大。图 5 列出了图 4 中各图的 $H(L)$ 、 $h(L)$ 以及 $E(L)$ 随 L 变化的情况,图中‘x’代表图 4(a),‘o’代表图 4(b),‘*’代表图 4(c),‘□’代表图 4(d)。为更好地说明问题,将由图 4(a)~(c) 所得的值放在同一幅图中,由图 4(d) 所得的值单独表示。由图中可以看出对于包含空间结构的图 4(a)~(c) 中的 $H(L)$ 的值从 $L=5$ 开始近似于直线, $h(L)$ 和 $E(L)$ 的值从 $L=6$ 开始变化缓慢并趋于定值;对于不包含空间结构的图 4(d),其 $H(L)$ 的值从一开始就近似于一条直线, $h(L)$ 和 $E(L)$ 的值也从一开始就只有很小的变化量, $E(L)$ 的值近似等于 0。由此可得超熵计算过程中取 $L=6$ 已能满足要求。

3 基于模糊超熵的阈值分割

3.1 基于模糊超熵的阈值

假设 I 为一幅大小为 $M \times N$, 灰度等级为 $K + 1$ 的图像(其中 M, N 和 K 均为正整数), 则图像 I 可以表示为 $I = \{(i, j) | 0 \leq I(i, j) \leq K, 1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N\}$, 其灰度集合可以表示为 $G = \{k | k = I(i, j), (i, j) \in I\}$ 。假定图像中存在两类, 在 G 中定义两个模糊集暗类 S_d 和亮类 S_b , 它们对应的隶属度函数定义如下:

$$\mu_a(k; a, b) = \begin{cases} 1, & 0 \leq k < a \\ 1 - 2 \times \left(\frac{k-a}{b-a}\right)^2, & a < k \leq \frac{a+b}{2} \\ 2 \times \left(\frac{k-a}{b-a}\right)^2, & \frac{a+b}{2} < k < b \\ 0, & b \leq k \leq K \end{cases}, \quad (7)$$

$$\mu_b(k; a, b) = 1 - \mu_a(k; a, b), \quad (8)$$

其中 k 代表灰度值, a 和 b 为决定函数形状的两个参数, 其形状如图 6 所示。

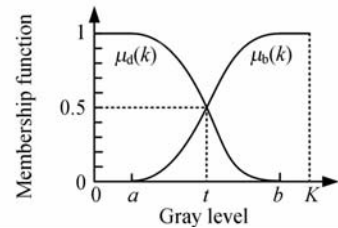


图 6 隶属度函数形状

Fig. 6 Shape of membership function

图 6 中 t 为将图像分为两类 S_d 和 S_b 的阈值, S_d 由低灰度值像素组成, S_b 由高灰度值像素组成, 假定它们的概率分布为:

$$P_d = P(S_d), P_b = P(S_b), \quad (9)$$

则在图像 I 中具有灰度值 k 的像素属于暗类 S_d 和亮类 S_b 的概率分别为:

$$P_{kd} = P_I(k) \times P_{d|k}, P_{kb} = P_I(k) \times P_{b|k}, \quad (10)$$

其中 $P_I(k)$ 为图像 I 的一维直方图概率分布, $P_{d|k}$ 和 $P_{b|k}$ 分别为灰度值为 k 的像素属于暗类和亮类的条件概率。令 $P_{d|k} = \mu_d(k; a, b)$, $P_{b|k} = \mu_b(k; a, b)$, 则两类 S_d 和 S_b 的概率为:

$$P_d = \sum_{k=0}^K P_{kd} = \sum_{k=0}^K P_I(k) \times \mu_d(k; a, b), \quad (11)$$

$$P_b = \sum_{k=0}^K P_{kb} = \sum_{k=0}^K P_I(k) \times \mu_b(k; a, b). \quad (12)$$

将超熵引入到模糊集类 S_d 和 S_b 的概率计算中,首先分别定义它们的 L 块香农熵:

$$H_{fd}(k^L) = - \sum_{k=0}^K P_I(k^L) \times u_d(k; a, b) / P_d \times \log_2(P_I(k^L) \times u_d(k; a, b) / P_d), \quad (13)$$

$$H_{fb}(k^L) = - \sum_{k=0}^K P_I(k^L) \times u_b(k; a, b) / P_b \times \log_2(P_I(k^L) \times u_b(k; a, b) / P_b). \quad (14)$$

将式(13)和(14)分别带入式(6)得到暗类 S_d 和亮类 S_b 的模糊超熵:

$$E_{fd}(a, b) = \lim_{L \rightarrow \infty} [H_{fd}(k^L) - h_{fd} \times L], \quad (15)$$

$$E_{fb}(a, b) = \lim_{L \rightarrow \infty} [H_{fb}(k^L) - h_{fb} \times L], \quad (16)$$

则两类的总的模糊超熵为:

$$E_f(a, b) = E_{fd}(a, b) + E_{fb}(a, b). \quad (17)$$

很显然总模糊超熵 $E_f(a, b)$ 会随着参数 a 和 b 的变化而变化的,因此会存在一个最优的参数组合 (a^*, b^*) 使得 $E_f(a, b)$ 取得最大值。一旦确定了最优参数组合,则如图 6 所示的隶属度函数的形状也就确定了。这样可以根据各个灰度值的隶属度,将具有该灰度值的像素归类到对应的模糊集暗类 S_d 或亮类 S_b 中。当 $\mu_d(k; a, b) > 0.5$ 时,将具有灰度值 k 的像素归类到暗类 S_d 中,反之归类到亮类 S_b 中;同样当 $\mu_b(k; a, b) > 0.5$ 时,将具有灰度值 k 的像素归类到亮类 S_b 中,反之归类到暗类 S_d 中。当像素灰度值的隶属度为 0.5 时,则认为该像素既属于暗类 S_d 又属于亮类 S_b ,因此选择隶属度为 0.5 的灰度值作为图像分割的阈值 t ,其计算公式如下:

$$\mu_d(t; a^*, b^*) = \mu_b(t; a^*, b^*) = 0.5, \quad (18)$$

将式(7)和(8)代入到式(18)中,得到

$$t = \frac{a^* + b^*}{2}, \quad (19)$$

可以看出阈值 t 为图 6 中两个隶属度函数的交点所对应的灰度值。

很显然为了得到阈值 t ,首先必须找到最优的参数组合 (a^*, b^*) ,其具体的计算步骤如下:

1. 输入参数:图像 I ,块长度 $(L=6)$;
2. 分析图像一维直方图,在此基础上构造灰度值边界集,指定参与后续运算的灰度值 $k_1 \leq k \leq k_2$;

3. 根据组合参数的设定值计算其相应的总模糊超熵值 $E_f(a, b)$;

4. 如果 $E_f(a, b)$ 为最大值,则其对应的参数组合为最优参数组合,并计算出分割阈值 t ,否则改变 (a, b) 的取值并返回步骤 3 继续计算;

5. 根据步骤 4 得到的分割阈值对图像进行分割。

3.2 实验分析

本文选用了冷轧带钢表面缺陷中较常见的孔洞、辊印、夹杂等缺陷,分别采用了 Ostu 法、一维最大模糊熵(1DMFE)和本文的最大模糊超熵(MFEE)算法进行了分割处理,处理结果如图 7~9 所示。

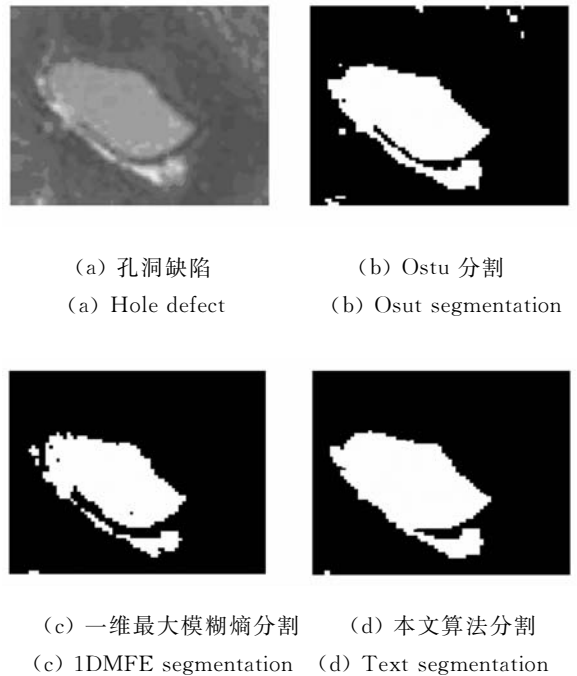


图 7 孔洞缺陷图像不同分割算法结果

Fig. 7 Different segmentation algorithm results of hole defect

从图 7 中可以看出,与 Ostu 分割以及一维最大模糊熵分割效果相比,本文算法的分割不存在过分割现象,同时能够很好地保留缺陷的边缘细节。对于缺陷和背景区别明显的孔洞缺陷图像,三者的分割效果相差不多,但是当缺陷的灰度值与背景接近时,如图 8、9 所示的辊印和夹杂缺陷,Ostu 和一维最大模糊熵算法均存在过分割现象,而本文算法很好地抑制了过分割现象并将缺

陷从背景中分离出来,使其保留了大量的缺陷细节信息。

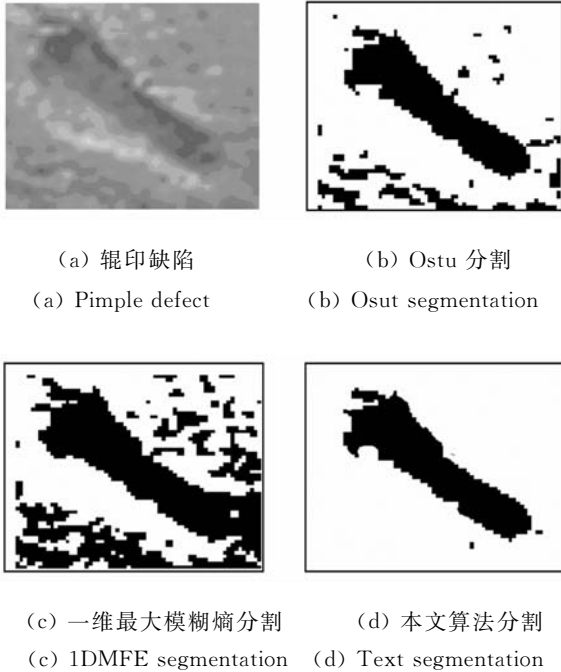


图 8 辊印缺陷图像不同分割算法结果
Fig. 8 Different segmentation algorithm results of pimple defect

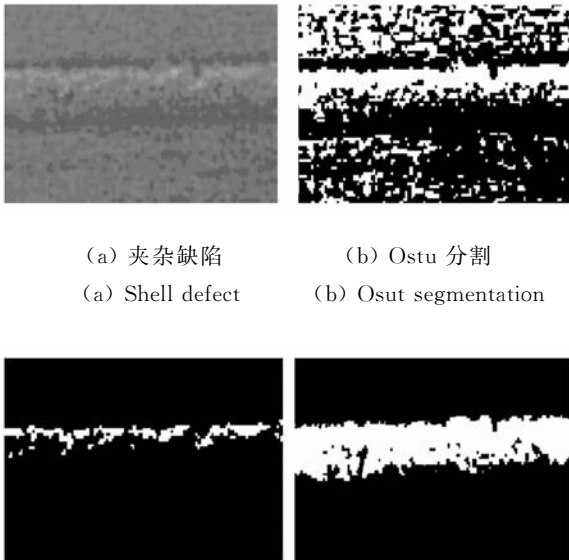


图 9 夹杂缺陷图像不同分割算法结果
Fig. 9 Different segmentation algorithm results of shell defect

分割后的图像是用于分类的,因此为了定量

的评价分割效果,根据分割对分类的影响提出了两个指标:误分割率 R_E 和有效信息率 R_I ,他们的定义如下:

$$R_E = \frac{N_{PE}}{N_P}, \quad (20)$$

$$R_I = \frac{N_{PI}}{N_{PD}}, \quad (21)$$

式中的 N_{PE} 为实际分割中为缺陷而人工分割中为背景的像素数, N_P 为缺陷图像的总像素数, N_{PI} 为实际分割和人工分割中均为缺陷的像素数, N_{PD} 为人工分割后为缺陷的像素数。对上述 3 种分割算法分割后的结果进行误分类率和有效信息率的统计,如表 1 所示。

表 1 不同分割方法效果评价指标比较

Tab. 1 Evaluation indicator comparison of segmentation results with different methods

缺陷	指标	Ostu/(%)	1DMFE/(%)	MFE/(%)
孔洞	R_E	2.7	1.4	2.1
	R_I	81.4	74.0	82.7
辊印	R_E	6.9	22.9	1.4
	R_I	76.5	85.9	88.6
夹杂	R_E	20.1	0	1.7
	R_I	64.5	17.6	87.6

从上表中的数据可以看出, Ostu 方法误分割率会随着有效信息率的降低而提升, 一维最大模糊熵方法误分割率与有效信息率成正比关系, 说明其过分割现象比较严重, 而最大模糊超熵方法误分割率会随着有效信息率的提升而降低, 说明不存在过分割现象, 其有效信息率是 3 种方法中最高的, 均在 82.7% 以上, 且误分割率均在 2.1% 以下。得到的结果说明最大模糊超熵方法更加适合于冷轧带钢表面缺陷分割的应用。

4 结 论

本文研究了冷轧带钢表面缺陷自身存在的特点, 研究了信息熵中的超熵, 并用其来度量图像中存在的结构信息, 同时基于模糊集理论提出了基于最大模糊超熵的阈值分割算法。针对冷轧带钢表面缺陷中的孔洞、辊印和夹杂进行了算法对比

实验。实验结果表明,本文算法很好地抑制了过分割现象,同时当缺陷与背景接近时能够很好地提取缺陷,并保留足够的边缘细节。与其他算法相比,采用本文算法分割后的图像有效信息率均

在82.7%以上,误分割率均在2.1%以下。因此,基于最大模糊超熵的分割算法更适用于缺陷的分割,为冷轧带钢的表面缺陷分割引入了一个新的处理方法。

参考文献:

- [1] JUKKA I, JUHANI R, ARI V. Unsupervised segmentation of surface defects[C]. *Proceedings of the 13th International Conference on Pattern Recognition, Vienna, 1996, August, 25-29, 4:356-360.*
- [2] 杨水山,何永辉,赵万生,等. Mean shift算法在带钢缺陷图像分割中的应用[J]. *西安电子科技大学学报*,2007,34(6):1015-1018.
YANG SH H, HE Y H, ZHAO W SH, *et al.*. Application of the Mean shift algorithm in steel strip image segmentation[J]. *Journal of Xidian University*, 2007,34(6):1015-1018. (in Chinese)
- [3] SHARIFZADEH M, ALIREZAEE S, AMIRFATTAHI R, *et al.*. Detection of steel defect using the image processing algorithms[C]. *Proceedings of the 12th IEEE International Multitopic Conference, Karachi, 2008, December, 23-24:125-127.*
- [4] 李洪艳,曹建荣,谈文婷,等. 图像分割技术综述[J]. *山东建筑大学学报*,2010,25(1):85-93.
LI H Y, CAO J R, TAN W T, *et al.*. Review of image segmentation technology [J]. *Journal of Shang Dong Jian Zhu University*, 2010,25(1):85-93. (in Chinese)
- [5] 程方胜,臧希喆,赵杰,等. 面向 Ostu 阈值搜索的 PSO 惯性因子改进方法[J]. *光学精密工程*,2008,16(10):1907-1912.
CHENG W S, ZANG X ZH, ZHAO J, *et al.*. Modified strategy to inertia weight in PSO for searching threshold of Ostu rule[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008,16(10):1907-1912. (in Chinese)
- [6] CHEN Y B, CHEN O T C. Image segmentation method using thresholds automatically determined from picture contents[J]. *Journal on Image and Video Processing*, 2009, 2009:1-15.
- [7] 张麒,汪源源,王威琪,等. 活动轮廓模型和 Contourlet 多分辨率分析分割血管内超声图像[J]. *光学精密工程*,2008,16(11):2303-2311.
ZHANG Q, WANG Y Y, WANG W Q, *et al.*. Intravascular ultrasound image segmentation based on active contour model and Contourlet multiresolution analysis[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(11):2303-2311. (in Chinese)
- [8] MIHA M, DEJAN T, FRANJO P, *et al.*. Real-time image segmentation for visual inspection of pharmaceutical tablets [J]. *Machine Vision and Applications*, 2009,22(1):145-156.
- [9] 张坤华,杨恒. 应用聚类和分形实现复杂背景下的扩展目标分割[J]. *光学精密工程*,2009,17(7):1665-1671.
ZHANG K H, YANG H. Segmentation for extended target in complex backgrounds based on clustering and fractal[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2009,17(7):1665-1671. (in Chinese)
- [10] ANIRBAN M, UJJWAL M. Unsupervised satellite image segmentation by combining SA based fuzzy clustering with support vector machine[C]. *Proceedings of the Seventh International Conference on Advances in Pattern Recognition, Kolkata, West Bengal, India, ICAPR, 2009:381-384.*
- [11] 刘锁兰,杨静宇. 过渡区提取综述[J]. *中国工程科学*,2007,9(9):89-96.
LIU S L, YANG J Y. Survey on extraction methods of transition region [J]. *Engineering Sciences*, 2007,9(9):89-96. (in Chinese)
- [12] BARDERA A, BOADA I, FEIXAS M, *et al.*. Image segmentation using excess entropy [J]. *Journal of Signal Processing Systems*, 2009,54(1-3):205-214.
- [13] TORRENT A, BARDERA A, OLIVER A, *et al.*. Breast density segmentation: a comparison of clustering and region based techniques [C]. *Proceeding of the 9th International Workshop on Digital Mammography, IWDM 2008, Tucson, 2008, July, 20-23:9-16.*
- [14] FELDMAN D P, CRUTCHFIELD J P. Structural information in two-dimensional patterns: entropy

convergence and excess entropy [J]. *Physical Review E*, 2003, 67:051104/1-051104/9.

[15] FELDMAN D. *A brief introduction to: informa-*

tion theory, excess entropy and computational mechanics[R]. Department of Physics, University of California, Berkeley, USA, 2002:13-22.

作者简介:



杨永敏(1981—),男,河北卢龙人,博士研究生,2004年、2006年于哈尔滨工业大学分别获得学士、硕士学位,主要研究方向为表面缺陷图像处理、嵌入式系统等。E-mail: hitymyang@163.com



樊继壮(1976—),男,江苏连云港人,博士,讲师,1999年、2002年于哈尔滨理工大学分别获得学士、硕士学位,2008年于哈尔滨工业大学获博士学位,主要从事仿生机器人、自动控制、测控系统等方面的研究。E-mail: fanjizhuang@hit.edu.cn

导师简介:



赵 杰(1968—),男,河北卢龙人,博士,教授,博士生导师,1990年、1993年和1996年于哈尔滨工业大学分别获得学士、硕士、博士学位,主要研究方向为多传感器系统集成及控制技术,基于Internet网络机器人的遥操作技术,Haptic interface及临场感知技术以及自重构模块化机器人技术等。E-mail: jzhao@hit.edu.cn

●下期预告

多台阶平板静电驱动的高占空比微镜阵列研制

李四华^{1,2},徐 静¹,龙 亮^{1,2},钟少龙¹,吴亚明¹

(1. 中国科学院 上海微系统与信息技术研究所,微系统技术重点实验室、传感技术联合国家重点实验室,上海 200050;2. 中国科学院 研究生院,北京 100039)

为了实现在限定驱动电压下获得大镜面尺寸大扭转角度的微镜阵列。提出了一种多台阶平板静电驱动结构的微镜阵列。理论分析了多台阶平板结构与平行平板结构在静电驱动时的区别。研究了多台阶平板结构的工艺制作并采用体硅加工工艺技术制作了多台阶平板静电驱动的微镜阵列,获得了微镜面尺寸达到 $600\ \mu\text{m} \times 200\ \mu\text{m}$,包含 52 个微镜面排布,占空比高达 97% 的微镜阵列。通过测试表明,制作的微镜面结构在驱动电压为 164 V 时可以实现最大 1.1° 的扭转角度,相对于传统的平行平板静电驱动结构大大降低了驱动电压。