

基于改进 B 细胞算法的人脸检测方法研究

Research on Face Detection Method Based on Improved B Cell Algorithm

田玉玲^{*}, 张弘弦

太原理工大学计算机科学与技术学院

^{*}tianyuling@tyut.edu.cn

【摘要】针对光照、姿势及表情等因素降低人脸检测准确性的问题,提出一种基于 B 细胞算法的人脸检测方法。首先从选取的人脸库中提取人脸模板,再利用 B 细胞算法和模板匹配精准定位人脸的位置。实验结果表明提出的算法能够快速有效地检测出不同大小和姿势的人脸区域,具有较高的检测率和鲁棒性。

【关键字】人脸检测; B 细胞算法; 克隆选择; 模板匹配

Abstract: Aiming at the problems that illumination, pose and expression reduce the accuracy of face detection, a new face detection algorithm is proposed based on B cell algorithm. First a face template is extracted from specified face database, and then B cell algorithm and template matching are applied to detect the accurate face position. The experimental results show that the proposed algorithm is more accurate and robust.

Keywords: face detection, B cell algorithm, clonal selection, template matching

1. 前言

由于光照、姿势和表情等因素的影响,人脸在空间的分布比较复杂。基于模板的方法直观,但是固定模板对姿势、光照、和尺度变化非常敏感。Bhaiswar 等人使用遗传算法检测图像中的人脸 (Bhaiswar, Kshirasagar, & Salodkar, 2012)。Infantino 等人将人工免疫系统应用于人机交互,该系统集中于人脸面部表情的感知处理 (Infantino & Rizzo, 2013)。B 细胞算法 (B-cell algorithm) (Kelsey & Timmis, 2003) 是一种鲁棒性很强的方法,为了能够对不同大小、姿势及光照条件下的人脸进行检测,本文将 B 细胞算法应用于人脸检测。首先提取人脸模板,然后利用模板匹配和 B 细胞算法相结合的方法精准识别并定位人脸。

2. 基于 B 细胞算法的人脸检测

2.1. 提取人脸模板

实验中用于提取人脸模板的数据库为 ORL 人脸数据库,它包含了各种不同环境下的 400 张 (共 40 人,每人 10 张) 人脸图像,图像分辨率为 92×112 。提取人脸模板过程如下 (梁路宏和艾海舟, 1999): 从 ORL 人脸数据库随机选择 100 张不同的人脸图像,进行尺度标准化、灰度分布标准化,得到标准化后的人脸图像; 将所有标准化的图像进行灰度平均得到原始模板图像; 对原始模板图像压缩、变形、灰度分布标准化,用作匹配的模板。

2.2. 抗原与抗体定义

给定一个大小为 $M \times N$ 的图像 $f(x, y)$, 人脸识别问题就是确认图像 $f(x, y)$ 中是否包含与模板相似的人脸区域。假设模板为大小 $J \times K$ 的区域, 表示为 $w(x, y)$, 其中 $J < M, K < N$, 则模板 $w(x, y)$ 与图像 $f(x, y)$ 的相关性函数定义为公式 (1):

$$R(m, n) = \frac{\sum_x \sum_y f(x, y) w(x-m, y-n)}{\left[\sum_x \sum_y f^2(x, y) \right]^{1/2}} \quad (1)$$

其中， $m=0,1,2,\dots,N-1$ 。在图像 $f(x,y)$ 中的任意一个位置 (m,n) ，利用公式 (1) 都会得到一个 R 值。这个值反映了在某个位置上模板与图像的匹配程度，在具有最大 R 值的位置图像与模板最相似，这个位置是人脸区域的可能性就越高。将函数 $R(m,n)$ 作为待优化的目标函数，同时作为系统中的抗原，算法的目标是找到使函数 $R(m,n)$ 最大值的解 (m,n) 。

在人脸检测问题中，抗原表示为函数 $R(m,n)$ ，则抗体表示 $R(m,n)$ 的候选解 (m,n) 。在 B 细胞算法中，抗体的编码使用 16 位的二进制串表示，即 $Ab=(ab_1,ab_2,\dots,ab_l)$ ，其中 $l=16$ ，变量 m 和 n 各使用 Ab 中的 8 位二元团簇 (binary cluster) 表示。

定义抗体种群 $P=\{Ab_1,Ab_2,\dots,Ab_n\}\in I^n$ ，其中 n 是抗体种群的大小， I 为抗体空间， I^n 表示种群空间，定义如公式 (2)：

$$I^n = \{P: P = (Ab_1, Ab_2, \dots, Ab_n)\}, Ab_k \in I, 1 \leq k \leq n \quad (2)$$

第 k 次迭代后的种群为：

$$P(k) = \{Ab_1(k), Ab_2(k), \dots, Ab_n(k)\} \quad (3)$$

2.3. 亲和力定义

在免疫学中，亲和力表示抗原和抗体之间结合的程度。在人工免疫系统中，亲和力定义为目标函数或者对给定问题的适应度。在人脸检测问题中，亲和力表明模板与图像区域的匹配程度，高亲和力表明图像的候选区域是人脸的可能性越大，故亲和力定义为函数 $R(m,n)$ 。

2.4. 克隆与变异

克隆过程 T_c^C 定义如下：

$$Y(k) = T_c^C(P(k)) = [T_c^C(Ab_1(k)), T_c^C(Ab_2(k)), \dots, T_c^C(Ab_n(k))]^T \quad (4)$$

其中，抗体 $Ab_i(k)$ 的克隆池 $C_i(k) = T_c^C(Ab_i(k)) = E^T \times Ab_i(k)$ ， $i=1,2,\dots,n$ ， E 为 n_c 维的单位行向量， n_c 为克隆规模。 $Y(k)$ 表示种群 $P(k)$ 经过克隆所得克隆池的总群体。B 细胞算法采用一种连续区域变异方法，首先在 $Ab_i(k)$ 上随机选择一个变异点 p ，然后随机选择变异长度 $length$ ，从变异点开始以概率 p_m 向右变异 $length$ 个位置。对于算法中采用的二进制串，变异方法为“翻转”法，抗体分量如果为 0 则变为 1, 1 则变为 0。变异过程 T_m^C 定义如下：

$$Z(k) = T_m^C(Y(k)) = \begin{cases} flip(Y(k)) & random \leq p_m \\ Y(k) & random > p_m \end{cases} \quad (5)$$

其中， $random$ 表示随机生成的小于 1 的浮点数， $flip(Y(k))$ 表示对 $Y(k)$ 中进行变异的抗体分量进行翻转。克隆池 $C_i(k)$ 经过变异后的克隆池记为 $C_i'(k)$ 。 $Z(k)$ 表示变异后的克隆池群体。

2.5. 亲和力评价

亲和力评价是指计算克隆池 $C_i'(k)$ 中的抗体亲和力，并从中选出亲和力最高的子代替换种群 $P(k)$ 中的父代抗体 $Ab_i(k)$ 。替换方法是选择 $C_i'(k)$ 中亲和力最大的抗体 $Ab_{i,best}'(k)$ ，如果 $R(Ab_{i,best}'(k))$ 大于 $R(Ab_i(k))$ ，则替换。亲和力评价 T_e^C 定义如下：

$\forall i=1,2,3,\dots,n$ ，选择 $C_i'(k)$ 中亲和力最大的抗体 $Ab_{i,best}'(k)$ ：

$$Ab_{i,best}'(k) = \max\{C_i'(k)\} = \{Ab_{ij}'(k) | \max\{R(Ab_{ij}'(k))\}\} \quad (6)$$

其中 $Ab_{ij}'(k) \in C_i'(k)$ ， $j=1,2,3,\dots,n_c$ 。

则 $Ab_{i,best}'(k)$ 替换 $Ab_i(k) \in P(k)$ 的概率为：

$$T_r^C \left(Ab_i(k) = Ab_{i,best}^i(k) \right) = \begin{cases} 1 & R \left(Ab_{i,best}^i(k) \right) > R \left(Ab_i(k) \right) \\ 0 & R \left(Ab_{i,best}^i(k) \right) \leq R \left(Ab_i(k) \right) \end{cases} \quad (7)$$

其中 T_r^C 表示替换操作，亲和力评价后的抗体种群为：

$$P(k+1) = T_e^C \left(P(k) \right) = \left\{ Ab_1(k), Ab_2(k), \dots, Ab_i^i(k), \dots, Ab_n(k) \right\} \quad (8)$$

其中， $R \left(Ab_i^i(k) \right) > R \left(Ab_i(k) \right)$ ， $P(k+1)$ 是种群 $P(k)$ 经过亲和力评价后所得的新种群。

3. 算法描述

依据人工免疫系统中的克隆选择理论，提出一种基于 B 细胞算法的人脸检测算法。算法首先提取人脸模板，再利用 B 细胞算法和模板匹配进行人脸位置的精准定位。基于 B 细胞算法的人脸检测算法描述如下：

Step1: 初始化抗体种群 $P(k)$ 和算法参数， $k=0$ ；

Step2: 计算 $P(k)$ 中抗体的亲和力：

$$\left\{ R \left(P(k) \right) \right\} = \left\{ R \left(Ab_1(k) \right), R \left(Ab_2(k) \right), \dots, R \left(Ab_n(k) \right) \right\} ;$$

Step3: 对种群 $P(k)$ 进行克隆操作，得到克隆池群体： $Y(k) = T_c^C \left(P(k) \right)$ ；

Step4: 对克隆池群体 $Y(k)$ 进行变异操作，得到变异后的克隆池群体： $Z(k) = T_m^C \left(Y(k) \right)$ ；

Step5: 对种群 $P(k)$ 进行亲和力评价操作得到新种群： $P(k+1) = T_e^C \left(P(k) \right)$ ，另 $k = k+1$ ；

Step6: 重复 Step2 至 Step5 直至满足停止条件。

4. 实验结果

实验中使用 CMU/VASC 图像数据库，该数据库属于 CMU 人脸检测项目，用于评价检测正面人脸图像的算法。所有图像均是 GIF 格式的灰度图像，从该数据库中选出 60 张大小不一的图像，不同图像中的人脸具有不同的尺寸，人脸视图主要是垂直和正面方向。将算法运行在这 60 张灰度图像上进行检测，算法参数设置为：种群规模 $n=10$ ，克隆规模 $n_c=10$ ，变异因子 $p_m=0.05$ ，迭代次数为 100。其中 56 张图片检测正确，检测率为 93%。部分检测结果如图 1 所示。



图 1 部分人脸检测结果

为了进一步验证新算法的检测准确率，将本论文提出的算法与免疫遗传算法 (immune genetic algorithm, IGA) (Jiao & Wang, 2000) 和标准遗传算法 (standard genetic algorithm, SGA) (Guoliang & Xifa, 1996) 在图 1 中的 5 张不同人脸图像进行实验，在每一张人脸图像上分别运行 40 次，比较每个算法准确检测到人脸的次数与测试次数的比值，实验结果如表 1 所示。IGA 的参数设置为：种群大小为 60，交叉概率为 0.85，变异概率为 0.2，接种概率为 0.5，接种的更新概率随着进化过程在 0.5~0.8 内变化，迭代次数为 100。SGA 的参数设置为：种群规

模为 60，交叉概率为 0.85，变异概率为 0.15，迭代次数为 100。

表 1 不同算法在同组图像上的测试结果

测试图像	B 细胞算法	IGA	SGA
(a)	35/40	20/40	8/40
(b)	40/40	35/40	30/40
(c)	37/40	22/40	20/40
(d)	40/40	30/40	27/40
(e)	36/40	27/40	20/40

从表 1 可以看出，本论文提出的算法在每个图像上的准确率都高于其他两个算法。从实验结果可以看出，本论文提出的算法对光照和位置的变化有较强的鲁棒性，有较高的准确率，对人脸的尺寸、姿势并不敏感，实验表明新算法能够在复杂背景下成功检测出人脸。

5. 总结

本文提出了一个基于 B 细胞算法的人脸检测算法，算法主要利用 B 细胞算法搜索最佳人脸区域，将模板与候选解的相似性作为亲和力指导种群进化，通过计算机仿真实验证明了算法对光照、姿势等干扰因素具有很强的鲁棒性，具有较高的检测率和准确性。

致谢

本研究受国家自然科学基金资助项目 (No. 61472271) 支持，谨此致谢。

参考文献

- 梁路宏和艾海舟 (1999)。基于多模板匹配的单人脸检测。《中国图象图形学报: A 辑》，4 (10)，825-830。
- Bhaiswar R., Kshirasagar P., & Salodkar A. A. (2012). A novel approach for face detection in complex background using genetic algorithm. *International Journal of Engineering and Innovative Technology*, 1(3), 75-78.
- Guoliang C., & Xifa W. (1996). *Genetic Algorithm and Application*. Beijing: Posts and Telecom-munications Press.
- Infantino, I., & Rizzo, R. (2013). An artificial behavioral immune system for cognitive robotics. In *Advances in Artificial Life, ECAL*, 12, 1191-1198.
- Jiao L., & Wang L. (2000). A novel genetic algorithm based on immunity. *Systems Man & Cybernetics Part A: Systems & Humans, IEEE Transactions on*, 30(5), 552-561.
- Kelsey, J., & Timmis, J. (2003). Immune inspired somatic contiguous hypermutation for function optimisation. In *Genetic and Evolutionary Computation—GECCO 2003*, 207-218.