

文章编号:1671-6833(2019)04-0068-05

用于指尖定位的多目标分布估计算法

刘 可¹, 巩敦卫²

(1.商丘师范学院 电子电气工程学院,河南 商丘 476000; 2.中国矿业大学 信息与控制工程学院,江苏 徐州 221116)

摘 要:为了高效地求解指尖定位优化模型,进而准确并且快速地得到指尖位置,对于求解该优化模型的分布估计算法进行研究.通过对这一算法的分析可知,由于指尖定位优化模型的最优解分量分布在指尖中心的附近,采用的算法参数应该符合上述分布规律.实验结果表明,对于上述算法中的决策变量维数、种群规模、最大采样方差、最小采样方差,它们均取最佳值时,得到的计算结果优于已有方法.因此,上述4个参数均取最佳值时,能够准确并且快速地得到指尖位置.

关键词:指尖定位;多目标优化;分布估计算法;采样方差

中图分类号: TP273 **文献标志码:** A **doi:**10.13705/j.issn.1671-6833.2019.04.011

0 引言

一般来说,某一指尖的位置,就是该指尖区域中心的坐标.人们利用指尖区域的特征,能够从手部区域中得到所有指尖的位置,这一图像处理的过程就是指尖定位.目前,解决指尖定位问题的方法有:基于人手骨架的方法、基于手部边缘曲率的方法等.

在手部区域中,指尖区域位于手指区域的最外部.与人手的其他区域相比,指尖区域具有两个特点:一是指尖区域的人手边界形状最接近半圆弧,二是指尖区域与手掌中心的距离最远.根据这两个特点,文献[1]提出了用于选择指尖区域像素点的多目标优化模型.通过求解这一优化模型,能够得到某一手部区域中的所有指尖区域像素点.根据指尖伸出的数量,对得到的指尖区域像素点进行聚类,能够得到任一指尖区域的像素点.然后,对于某一指尖区域的所有像素点计算它们的坐标的平均值,这一平均值就是指尖区域中心的坐标.对于上述指尖定位的优化模型,为了得到比较准确的指尖位置,需要保证选择出的指尖区域像素点是准确的.由此可见,在求解指尖定位的优化模型时,采用适合的求解方法,才能保证选择出准确的指尖区域像素点.

笔者对求解指尖定位优化模型的分布估计算法进行研究,提出决策变量的维数、种群规模、最大采样方差、最小采样方差等分布估计算法的主要参数.当这些主要参数均取最佳值时,得到的指尖中心位置最接近其真实的位置.

本研究有3个方面的贡献:①对于求解指尖定位优化模型的分布估计算法,提出了它的主要参数;②提出这些主要参数均存在最佳值;③通过实际手部图像中的指尖定位实验,证明了所提参数及其最佳值的有效性.

1 相关工作

1.1 指尖定位

文献[2]计算了手部边缘曲线上所有像素点的曲率,进而给出某一阈值;如果某一像素点的曲率大于这一阈值,就认为该像素点的位置是指尖的位置.文献[3]把指尖定位的过程分为两个阶段,第一个阶段进行粗定位,第二个阶段进行精确定位,这样可以在不同的尺度上对定位的精度进行调节.

近年来,很多新的方法和技术在指尖定位领域出现.文献[4]通过计算手部边界曲线包含的凸多边形,得到多个候选的指尖位置,进而选择出指尖的准确位置.文献[5]在手部边界曲线上均

收稿日期:2018-11-20;修订日期:2019-03-12

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61773384)

通信作者:巩敦卫(1970—),男,江苏徐州人,中国矿业大学教授,博士,主要从事进化算法及其应用的研究,E-mail:dwgong@vip.163.com.

匀地选择出一系列的像素点,计算其中的任一像素点与手掌中心的距离,然后通过比较这些像素点的距离值,得到指尖位置的像素点。

1.2 分布估计算法

生产生活中的很多实际问题都能够归结为优化问题.有些优化问题中存在多个目标函数,它们可称为多目标优化问题^[6-7].进化算法模拟生物种群的进化过程,能够有效地求解多目标优化问题^[8].

对于某些多目标优化问题,其中的任一问题的最优解集具有一定的分布规律,并且,在求解前,这一分布规律是已知的.如果在这一问题的求解过程中,进化算法利用最优解集的分布规律,得到临时种群,那么,这一进化算法可称为分布估计算法.分布估计算法利用了最优解集的分布规律,因此,它与一般的进化算法相比,具有理论上的优势。

文献[9]提出了基于规则模型的多目标分布估计算法.文献[10]根据手部像素点的坐标分布在某一区间以内,并且手部像素点分布在某些直线的两侧,建立了用于选择手部像素点的多目标分布估计算法。

2 指尖定位的求解方法

2.1 算法流程

与手部其他区域的像素点相比,指尖区域的像素点也具有两个特点:一是指尖像素点对应的人手边界形状最接近半圆弧,二是指尖像素点与手掌中心的距离最远.如果手部像素点具有上述两个特点,我们就可以认为这些手部像素点是指尖像素点。

文献[6]根据指尖像素点的两个特点,提出了选择指尖像素点的多目标优化模型.该模型用于从手部像素点中选择出一系列指尖像素点.该模型的表达式如下:

$$\begin{cases} \min \bar{F}(x) = (f_1(x), f_2(x)); \\ \text{s. t. } x \in 2^X, \end{cases} \quad (1)$$

式中: X 是模型的决策空间,它是某一含有人手的图像中,手部区域包含的所有像素点的集合; 2^X 是 X 的幂集; x 是决策变量,它是位置互不重合的像素点的集合,它的表达式是 $x = (x^1, x^2, \dots, x^n)$, $x^i = (x_i, y_i)$, $i = 1, 2, \dots, n$, n 是决策变量中包含的像素点个数。

目标函数 $f_1(x)$ 使选取的像素点对应的人手边界形状最接近半圆弧;目标函数 $f_2(x)$ 使选取

的像素点与手掌中心的距离最远。

目标函数 $f_1(x)$ 的数学表示:

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n |Z_1(x^i)|, \quad (2)$$

式中: $Z_1(x^i)$ 是 x^i 对应的人手边界形状与半圆弧的相似程度, $Z_1(x^i)$ 的数值越小,表明这一人手边界形状越接近半圆弧。

目标函数 $f_2(x)$ 的数学表示:

$$f_2(x) = \frac{1}{\sum_{i=1}^n |Z_2(x^i)|}, \quad (3)$$

式中: $Z_2(x^i)$ 为 x^i 与手掌中心的距离。

通过求解模型(1),能够得到一系列位于指尖区域的像素点.模型(1)的最优解集,包含一系列的指尖像素点.另外,这些指尖像素点分布在多个指尖区域中心的周围,或者说,这些指尖像素点分布在多个点的周围.因此,模型(1)的最优解集具有一定的分布规律.这一分布规律是模型(1)的最优解分量 x^i 分布在多个点的周围。

文献[6]根据模型(1)最优解集的上述分布规律,提出了用于求解该模型的多目标分布估计算法.这一算法的流程如下。

步骤1 令迭代次数 $t = 0$,在决策空间中随机采样,产生初始种群 $P(0)$;

步骤2 如果迭代次数 t 增加到最大值,停止迭代,输出种群 $P(t)$ 的最优解集;

步骤3 根据 $P(t)$ 的最优解集,建立多个点作为候选解分量 x^i 的概率分布模型;

步骤4 在上述多个点附近采样,得到临时种群 $Q(t)$;

步骤5 采用快速非支配排序的方法,在 $P(t)$ 和 $Q(t)$ 的合并种群中,选择出子代种群 $P(t+1)$;

步骤6 令 $t = t + 1$,转至步骤2。

上述算法流程中, $P(0)$ 、 $P(t)$ 、 $Q(t)$ 、 $P(t+1)$ 中个体的数量均是 N 。

2.2 概率分布模型

对于一个人的手,如果其伸出的指尖数量是 K ,其指尖区域的像素点分布在 K 个指尖区域中心附近.对于模型(1)的最优解集,其包含的指尖像素点也分布在这 K 个中心点的附近。

在上述分布估计算法的流程中,对于每一代的种群 $P(t)$,其最优解集包含的像素点可以认为分布在 K 个中心点附近.算法经过多次迭代之后,这 K 个中心点的位置会逐渐接近 K 个指尖区域中

心的位置.同时,随着种群 $P(t)$ 的进化,其最优解集也会逐渐接近模型(1)的最优解集.由此可见,在每一次迭代过程中,可以把种群 $P(t)$ 的 K 个中心点作为候选解分量 x^i 的概率分布模型.

对于种群 $P(t)$ 的最优解集包含的所有像素点,计算任意两个像素点之间的距离进而根据它们之间的距离,采用 K -means聚类算法,把它们分成 K 类.对于每一类中的所有像素点,其中心位置就是上述 $P(t)$ 的某一个中心点的位置.这样,就得到种群 $P(t)$ 的 K 个中心点的位置,它们也是本次迭代的过程中候选解分量 x^i 的概率分布模型.

由模型(1)可知,如果决策变量 x 的维数比较大, x 中包含的像素点个数也比较大,那么种群 $P(t)$ 的最优解集包含的像素点,其数量也比较大.如果种群 $P(t)$ 中个体的数量,即种群的规模比较大,那么一般情况下, $P(t)$ 中最优解的数量比较大,因此 $P(t)$ 的最优解集包含的像素点其数量也比较大.

当 $P(t)$ 的最优解集包含的像素点比较多时,这些像素点中存在指尖像素点的可能性就会比较大,那么通过对这些像素点进行 K -means聚类得到的 K 个中心点的位置就会更加接近 K 个指尖区域中心的位置.

由此可见,如果决策变量的维数比较大,或者种群的规模比较大,根据其建立的 K 个中心点的位置,即候选解分量 x^i 的概率分布模型就会更加准确.

另外,如果 $P(t)$ 的最优解集包含的像素点比较多,对这些像素点进行 K -means聚类,就需要迭代更多的次数,那么该聚类方法的计算时间就会增加.因此,如果决策变量的维数比较大,或者种群的规模比较大,聚类的计算时间会比较长.

如果对决策变量的维数和种群规模均合理取值,这样能够使指尖定位的求解方法在比较短的计算时间内,得到比较准确的最优解集,那么决策变量的维数和种群规模的数值都是最佳值.

2.3 采样

对于模型(1)的最优解集,其包含的指尖像素点分布在 K 个指尖区域中心的附近.因此,对于上述候选解分量的概率分布模型,在其 K 个中心点的附近采样,就可能得到指尖像素点.通过这一采样的方法,在决策空间中进行一次采样,得到一个候选解的分量 x^i ,进而通过 n 次采样,得到一个候选解 x .

令候选解 $x = \phi$.对于概率分布模型中的 K 个

中心点,基于任一点产生候选解分量的概率,均是同一数值.

采用如下的流程,产生一个候选解 x .

步骤1 按照同一概率,从 K 个中心点中选择一个中心点;

步骤2 在选择出的中心点坐标附近,通过高斯采样得到一个新的坐标 x'_i 或 y'_i ,采样的方差均是 λ .当迭代次数逐渐增加时, λ 的数值逐渐线性减少; λ 的最大值可称为最大采样方差,其最小值可称为最小采样方差;

步骤3 如果 (x'_i, y'_i) 是手部像素点,并且 $(x'_i, y'_i) \notin x$,令 $x^i = (x'_i, y'_i)$, $x = x \cup \{x^i\}$.

步骤4 如果 x 中存在 n 个像素点,结束算法;否则,执行步骤1.

在上述的采样方法中,采样方差 λ 决定了得到的候选解分量 x^i 的分布范围.如果 λ 的数值与指尖区域的尺寸相似,采样点的分布就比较符合指尖像素点的分布,那么,通过上述的采样方法,就比较容易得到指尖区域的像素点.另外,根据上述的采样方法, λ 的数值由最大采样方差和最小采样方差决定.因此,如果最大采样方差和最小采样方差的取值均比较合适,才能通过采样得到指尖像素点.

在模型(1)的求解过程中,最大采样方差和最小采样方差的取值过大,不利于种群的进化和最优解集的获得;它们过小,也不利于种群的进化和最优解集的获得.

如果最大采样方差和最小采样方差均合理取值,这样能够使指尖定位的求解方法得到比较准确的最优解集,那么最大采样方差和最小采样方差的数值都是最佳值.

3 实验部分

根据以上分析可知,决策变量的维数、种群规模、最大采样方差、最小采样方差是用于指尖定位的分布估计算法的主要参数,并且这些参数均存在最佳值.

采用NSGA-II和MOCcell作为对比方法,与所提的求解方法进行比较.NSGA-II通过交叉和变异操作,得到临时种群.该算法的其他部分与所提的求解方法一致.MOCcell在每次迭代过程中,均保存前几代的一定数量的最优个体,在这些最优个体中,选择一部分个体代替种群中相同数量的个体,进而通过对种群进行交叉和变异操作得到临时种群.MOCcell的其他部分与

NSGA-II 一致.

采用文献[6]中的标准美国手语图像库进行指尖定位的实验. 所用的手部区域图像共 630 幅. 对于其中任一幅手部区域图像, 首先, 根据选择指尖像素点的多目标优化模型, 计算每一个手部像素点的 $f_1(x)$ 和 $f_2(x)$; 然后, 采用所提方法求解模型 (1), 得到一系列像素点, 进而对得到的像素点进行聚类, 并计算每一类像素点的中心位置; 最后, 把得到的指尖位置与真实的指尖区域中心位置比较, 计算其误差值. 实验中, 采用文献[6]中的方法, 人工确定真实的指尖区域中心位置. 在求解模型 (1) 之前, 对于任一手部区域, 指尖伸出的数量 K 是已知的.

在求解过程中, 首先, 决策变量的维数取 60, 种群规模取 30, 最大采样方差取 15, 最小采样方差取 4; 然后, 决策变量的维数分别取 40、50、70、80, 其他 3 个参数的取值不变. 种群规模分别取 20、25、35、40, 最大采样方差分别取 13、14、16、17, 最小采样方差分别取 2、3、5、6. 当一个参数的取值变化时, 其他 3 个参数的取值不变. 除了这 4 个主要参数以外, 其他参数的取值与文献[6]一致.

实验使用的计算机配置: Intel Core i5-4590, 3.30 GHz CPU, 4.00 GB 内存.

对于上述第 121、301、491、506、551 幅手部区域图像, 通过一次模型 (1) 的求解, 得到一系列像素点, 如图 1 中的 (a) ~ (e) 所示. 图 1(a) ~ (e) 中, 伸出的指尖数量依次是 5、4、3、3、2. 在这一求解过程中, 决策变量的维数取 60, 种群规模取 30, 最大采样方差取 15, 最小采样方差取 4.

从图 1 可以看出, 采用所提算法, 能够得到指尖区域的一系列像素点. 根据伸出的指尖数量, 对得到的指尖像素点进行聚类操作, 能够得到每一个指尖区域的一系列像素点, 进而得到该指尖区域中心的位置.

决策变量的维数分别取 40、50、60、70、80, 种群规模取 30, 最大采样方差取 15, 最小采样方差取 4, 所有手部图像的平均误差值和计算时间如表 1 所示. 种群规模分别取 20、25、30、35、40, 决策变量的维数取 60, 最大采样方差取 15, 最小采样方差取 4 时, 所有手部图像的平均误差值和计算时间如表 2 所示. 最大采样方差分别取 13、14、15、16、17, 决策变量的维数取 60, 种群规模取 30, 最小采样方差取 4, 所有手部图像的平均误差值如表 3 所示. 最小采样方差分别取 2、3、4、5、6, 决策变量的维数取 60, 种群规模取 30,

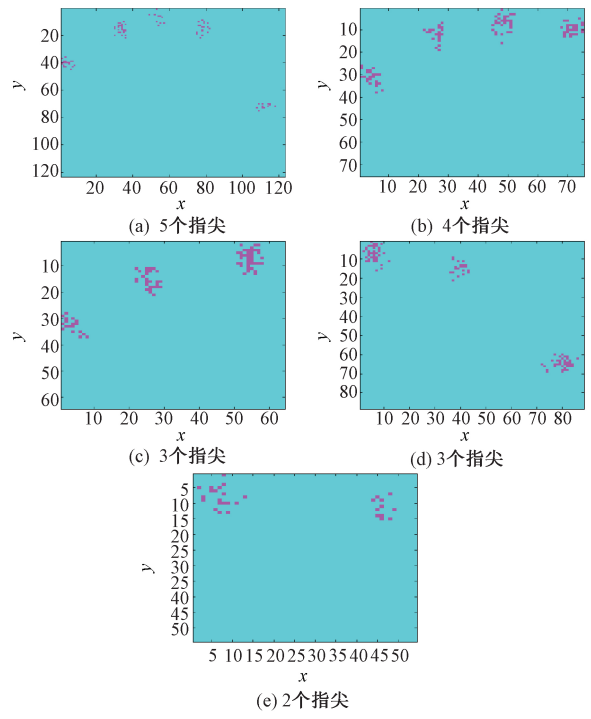


图 1 所提方法得到的像素点集

Fig.1 The pixel sets obtained by the proposed method
最大采样方差取 15, 所有手部图像的平均误差值如表 4 所示.

表 1 决策变量维数的实验结果

Tab.1 Experiment results of decision variable dimension		
决策变量维数	误差值	计算时间/s
40	10.38	4.13
50	8.65	4.19
60	6.34	4.36
70	6.12	6.75
80	5.94	9.61

表 2 种群规模的实验结果

Tab.2 Experiment results of population size		
种群规模	误差值	计算时间/s
20	11.13	4.07
25	8.96	4.21
30	6.34	4.36
35	6.23	6.39
40	6.06	8.86

表 3 最大采样方差的实验结果

Tab.3 Experiment results of maximum sampling variance					
最大采样方差	13	14	15	16	17
误差值	9.24	7.86	6.34	7.93	8.64

表 4 最小采样方差的实验结果

Tab.4 Experiment results of minimum sampling variance					
最小采样方差	2	3	4	5	6
误差值	10.23	8.75	6.34	8.64	11.36

从表 1 可以看出,当决策变量的维数从 40 增加到 60 时,误差值快速的减小,计算时间缓慢增加. 当决策变量的维数从 60 增加到 80 时,误差值缓慢减小,计算时间快速增加. 因此,决策变量维数的最佳值是 60.

从表 2 可以看出,当种群规模从 20 增加到 30 时,误差值快速减小,计算时间缓慢增加. 当种群规模从 30 增加到 40 时,误差值缓慢减小,计算时间快速增加. 因此,种群规模的最佳值是 30.

从表 3 可以看出,当最大采样方差的取值是 15 时,误差值最小. 因此,最大采样方差的最佳值是 15. 从表 4 可以看出,当最小采样方差的取值是 4 时,误差值最小. 因此,最小采样方差的取值是 4.

由此可见,决策变量维数的最佳值是 60,种群规模的最佳值是 30,最大采样方差的最佳值是 15,最小采样方差的最佳值是 4.

采用对比方法计算同样的手部区域图像时,NSGA-II 中的交叉概率和分布指数分别是 0.9 和 2,变异概率和分布指数分别是 0.1 和 2. 在 MOCeII 中,保存的最优个体数量是 50,选择的最优个体数量是 10. 两种对比方法的进化代数 and 种群规模与所提方法一致. 对于所提方法与两种对比方法,其所有手部图像的平均误差值如表 5 所示. 其中,所提方法的上述 4 个主要参数均取最佳值.

表 5 是依次采用所提算法、NSGA-II、MOCeII,计算同样的手部区域图像得到的大量指尖位置误差值的平均值. 从表 5 可以看出,所提算法的平均误差值与 NSGA-II、MOCeII 的平均误差值相比较最小. 因此,所提方法优于两种对比方法.

表 5 不同求解方法的实验结果
Tab.5 Experiment results of different solution methods

求解方法	NSGA-II	MOCeII	所提算法
误差值	36. 82	24. 56	6. 34

从表 1 和 2 可以看出,当所提算法的 4 个主要参数均取最佳值时,平均计算时间是 4.36 s. 这主要是由多目标进化算法普遍具有的计算复杂度决定的. 对于静止指尖的识别系统,比如用指尖点击特定的位置,这一计算时间是可以接受的. 但是,对于运动指尖的识别系统,比如用指尖移动鼠标,这一计算时间是无法接受的. 因此,需要对所提算法及其主要参数进行深入研究,进而减少计算时间.

4 结论

指尖区域的像素点分布在指尖中心的附近,是指尖像素点的分布规律. 对于选择指尖像素点的优化模型,采用符合上述分布规律的求解方法,能够得到比较准确的结果. 笔者提出决策变量的维数、种群规模、最大采样方差、最小采样方差是这一分布估计算法的主要参数. 当这些主要参数均取最佳值时,所提的求解方法能够快速得到准确的指尖位置,并且优于已有方法. 实验结果证明了上述理论分析的结果.

参考文献:

[1] GONG D W, LIU K. A multi-objective optimization model and its evolution-based solutions for the fingertip localization problem [J]. Pattern recognition, 2018, 74: 385-405.

[2] HO C, WU C, CHIANG Y, et al. Fingertip detection technique for a wearable projection device[J]. Journal of computational information systems, 2014, 10(24): 10839-10848.

[3] WANG Y M, CHEN J S, SU G D. Efficient hand segmentation and fingertip detection using color features of skin and fingernail[J]. IEICE transactions on information and systems, 2013, 96(8): 1894-1897.

[4] ZHENG B J, ZHAO L Y, WANG Y X. Fingertip detection and gesture recognition based on kinectdepth data[J]. Transactions on computer science and technology, 2014, 3(1): 9-14.

[5] JIN L, RUI X, YIN J. Fingertip detection using mathematical morphology and template matching [J]. Asian journal of information technology, 2014, 3(4): 265-269.

[6] 梁静, 刘睿, 瞿博阳, 等. 进化算法在大规模优化问题中的应用综述[J]. 郑州大学学报(工学版), 2018, 39(3): 15-21.

[7] 梁静, 宋慧, 瞿博阳, 等. 基于改进粒子群算法的路径优化问题研究[J]. 郑州大学学报(工学版), 2014, 35(1): 34-38.

[8] 孙晓燕, 朱利霞, 陈杨. 基于可能性条件偏好网络的交互式遗传算法及其应用[J]. 郑州大学学报(工学版), 2017, 38(6): 1-5.

[9] ZHANG Q F, ZHOU A M, JIN Y C. RM-MEDA: a regularity model-based multiobjective estimation of distribution algorithm[J]. IEEE transactions on evolutionary computation, 2008, 12(1): 41-63.

[10] LIU K, GONG D W, MENG F L, et al. Gesture segmentation based on a two-phase estimation of distribution algorithm[J]. Information sciences, 2017, 394/395: 88-105.

(上接第 72 页)

A Multi-objective Estimation of Distribution Algorithm for Fingertip Localization

LIU Ke¹, GONG Dunwei²

(1.School of Electronic and Electrical Engineering, Shangqiu Normal University, Shangqiu 476000, China; 2.School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)

Abstract: In order to solve the optimization model for fingertip localization efficiently, and obtain the fingertip positions accurately and rapidly, the estimation of distribution algorithm for the above optimization model was expreg in this paper. The analytical results of this algorithm showed that due to the optimal solution components of this optimization model distribute around the fingertip centers, the used algorithm parameters should accord with the above distribution law. The experimental results showed that when the values of the decision variable dimension, population size, maximum sampling variance, and minimum sampling variance of this algorithm were their best values. The results obtained by the proposed method were better than those by the existing methods. Thus, when the values of the above four parameters were their best values, the fingertip positions could be obtained accurately and rapidly.

Key words: fingertip localization; multi-objective optimization; estimation of distribution algorithm; sample variance