

基于粒子群算法的灰度相关图像匹配技术

王维真¹,熊义军²,魏开平¹,何文雅¹

WANG Wei-zhen¹,XIONG Yi-jun²,WEI Kai-ping¹,HE Wen-ya¹

1.华中师范大学 计算机科学系,武汉 430079

2.上海交通大学 电子信息与电气工程学院,上海 200030

1.Department of Computer Science,Central China Normal University,Wuhan 430079,China

2.School of Electronic,Information and Electrical Engineering,Shanghai Jiaotong University,Shanghai 200030,China

E-mail:wei_zhen_wang@126.com

WANG Wei-zhen,XIONG Yi-jun,WEI Kai-ping,et al.Grey intensity correlated image-matching technology based on PSO.Computer Engineering and Applications,2010,46(12):169-171.

Abstract: This thesis describes the problem of image matching first,then it introduces the standard version of PSO (Particle Swarm Optimization) algorithm and some relative conceptions,at last,it demonstrates how to use PSO algorithm to solve the image match problem.The result of experiment shows that the image match algorithm based on PSO overcomes the disadvantages of common algorithms on condition of keeping the precision,which are a large amount of operations and costing long time,and the method can match the requests of the precision and the speed in real application situation.

Key words: image matching;Particle Swarm Optimization(PSO);digital image processing

摘 要: 首先对图像匹配问题进行了描述,接着简单介绍了标准粒子群优化算法及其一些基本概念。最后,引出如何运用粒子群优化算法来求解图像匹配问题。对实验结果的分析表明:基于粒子群优化算法的图像匹配算法能够在不失匹配精度的条件下,克服一般图像匹配方法运算量大、耗时长缺点,满足实际运用中匹配精度和速度的要求。

关键词: 图像匹配;粒子群算法;数字图像处理

DOI:10.3778/j.issn.1002-8331.2010.12.050 文章编号:1002-8331(2010)12-0169-03 文献标识码:A 中图分类号:TP751.1

1 引言

图像匹配技术是数字图像信息处理和计算机视觉领域中的一个基本问题,并在卫星遥感、空间飞行器的自动导航、武器投射系统的末制导和寻的、光学和雷达的图像目标跟踪、地球资源分析与检测、气象预报、医疗诊断、文字读取以及景物分析中的变化检测等许多领域中得到广泛应用^[1-3]。

图像匹配算法主要分为两类^[4]:一类是基于灰度匹配的方法;另一类是基于特征匹配的方法。前者主要用空间的一维或二维滑动模板进行图像匹配,不同算法的区别主要在模板及相关准则的选择方面,这类方法一般匹配率高,但计算量大,速度较慢;后者则通过在原始图像中提取点、线、区域等显著特征作为匹配基元,进而用于特征匹配,一般匹配速度较快,但匹配精度不一定高^[4]。

针对基于灰度匹配方法的速度慢的缺点,该文引用智能群体优化算法——粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization,PSO)对它加以改进,提出了运用PSO对基于灰度匹配的图像匹配算法优化的方法。实验结果证明此方法在失匹配精度的条件下,在速度方面有较满意的改善。

作者简介: 王维真(1984-),男,硕士研究生,主要研究领域为:数字图像处理,虚拟现实;熊义军(1977-),硕士研究生,主要研究方向为电子通信;魏开平(1962-),男,教授,主要研究领域为:数字图像处理,多媒体计算机技术,虚拟现实技术;何文雅(1985-),女,硕士研究生,主要研究领域为:数字图像处理,多媒体计算机技术。

收稿日期:2008-10-16 修回日期:2010-03-02

2 图像匹配问题的描述

图像匹配问题是计算机视觉及图像分析中的一个基本问题,它在机器视觉、模式识别、影像处理等领域内有着广泛的应用。图像匹配问题的一般性描述是:给定两幅大小分别为 $m_1 \times n_1$ 和 $m_2 \times n_2$ 的灰度图:

$$I_1 = \{g_1(x, y), 1 \leq x \leq m_1, 1 \leq y \leq n_1\}$$

$$I_2 = \{g_2(x, y), 1 \leq x \leq m_2, 1 \leq y \leq n_2\}$$

式中 g_1, g_2 为图像的特征,一般是灰度值,并且假定 $m_2 \leq m_1, n_2 \leq n_1$ 。则可定义:

$$M(\text{position}(i, j)) = \sum_{s=1}^{m_2} \sum_{sj=1}^{n_2} |g_2(s_i, sj) - g_1(i+si-1, j+sj-1)| \quad (3)$$

以图像 I_1 为源图, I_2 为模板,则匹配问题就变成了寻找 I_2 在 I_1 中的最优位置 $\text{position}(i, j)$,其中 $1 \leq i \leq m_1 - m_2 + 1, 1 \leq j \leq n_1 - n_2 + 1$,使得在某种度量 $M(I_1(i, j), I_2)$ 最优(即 M 最大或者最小),如图1。这种度量可以采用如下定义方法:基于灰度匹配方法的最小误差法中模板及模板覆盖下的子图的像素值绝对差^[5];相关系数法中的相关系数^[3];ML法中的ML距离^[6]等。

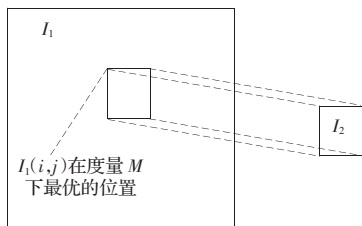


图1 图像匹配问题描述示意图

3 标准 PSO 介绍

受对鸟群觅食行为的观察和研究的启发, Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出粒子群优化算法^[7-8]。它通过自然界中生物群体内个体间学习和自我调整等行为引发的群体智能对一些问题提供了高效的解决方法,此方法涉及的一些基本概念陈述如下:

3.1 粒子

粒子是算法解空间中的一个解向量,它是算法的最基本单位,是运用 PSO 算法对待解决的具体问题中解的描述,可设问题的 n 维解向量的第 t 次迭代的 i 个粒子(解)为 $P_i(t)=[P_{i1}(t), P_{i2}(t), \dots, P_{ij}(t), \dots, P_{in}(t)]$, 其中 $P_{ij}(t)$ 表示第 i 个粒子的第 j 维解空间的值。

3.2 群体

群体由 m 个粒子组成,代表 m 种解选择,第 t 次迭代的群体可表示为: $group(t)=[P_1(t), P_2(t), \dots, P_i(t), \dots, P_m(t)]$, 其中 $P_i(t)$ 为本群体中的第 i 个粒子。

3.3 粒子速度

粒子速度表示在一次迭代中某个粒子在解空间的位移变化量。 $V_i(t)=[V_{i1}(t), V_{i2}(t), \dots, V_{ij}(t), \dots, V_{in}(t)]$, 其中 $V_{ij}(t)$ 表示第 i 个粒子的第 j 个分量在第 t 次迭代时的速度。

3.4 惯性系数

惯性系数 w 表示上次粒子的产生速度对本次迭代计算速度的影响, Eberhart 通过实验发现较大的惯性系数倾向于粒子在全局搜索,较小的惯性系数则倾向于在局部搜索,所以在开始搜索时,此系数可以较大,使粒子在整个解空间搜索,加快收敛速度,但在整个搜索后期,此系数应相应减小以使粒子在局部进行微调。

3.5 适应度评价函数

适应度评价函数与具体问题的描述和要求相关,它用来评估粒子的搜索能力,在整个算法结束时,适应度评价函数最优的粒子所表示的解,即为算法得到的最优解。

3.6 个体极值

个体极值表示某个粒子从搜索最初到当前搜索位置所经过的路径中,发现的适应度最优的解向量。

3.7 邻域极值

邻域极值表示群体从搜索初始到当前搜索阶段所找到的最优解向量。

标准 PSO 算法的基本过程是:首先在解空间内初始化一群随机粒子,然后依据粒子的速度在解空间内移动,迭代搜索最优解。在每次迭代中,粒子需要依据个体极值、邻域极值、上一次迭代的瞬时速度来更新粒子本次迭代速度和位置:

$$V_i = w \times V_{i-1} + c_1 \times \text{rand}() \times (SP_i - P_i) + c_2 \times \text{rand}() \times (GP_i - P_i) \quad (1)$$

$$P_i = P_{i-1} + V_i \quad (2)$$

公式(1)为标准 PSO 算法的速度更新公式,其中 c_1, c_2 为学习因子,一般取值为 $c_1=c_2=2$, $\text{rand}()$ 为 $(0,1)$ 之间的随机数, SP_i 为个体极值, GP_i 为邻域极值;公式(2)为标准 PSO 算法的位移公式,粒子在解空间不断地学习个体极值与邻域极值的经验从而自行调整自己的搜索行为,直到满足停止条件。其算法的基本步骤如下:

(1)初始化粒子群体:初始化群体中的所有粒子的位置(解空间内的随机解)和速度;

(2)使用根据具体问题所采用的适应度评价函数对所有的粒子进行评价;

(3)依据适应度评价函数更新群体中每个粒子的个体极值;

(4)依据适应度评价函数更新群体极值;

(5)按公式(1)、(2)进行粒子速度和位置(解)的迭代,更新粒子速度和位置;

(6)重复(2)~(5),直到满足算法的迭代停止条件即可。

4 基于 PSO 算法的图像匹配方法

一般而言,陌生图像以及模板本身都难以用简单且精确的数学模型来表示。要从陌生图像中找到对应模板的最佳匹配子图像很难利用先验知识。然而 PSO 算法却能在对象描述不明确的情况下在全局范围内找到次最优解乃至最优解。因此有可能用 PSO 算法优化搜索过程。当用 PSO 算法求解图像匹配问题时,问题可以简化描述为:在适应度评价函数 F 为判别基准下,在搜索空间 $[1, 1 \leq i \leq m_1 - m_2 + 1] \times [1, 1 \leq j \leq n_1 - n_2 + 1]$ 中找到匹配位置点即 $position(i, j)$ 。下面具体阐述如何用 PSO 来求解。

PSO 中的粒子对应于问题中要求解的模板在源图中的位置信息 $position(i, j)$ (表示在源图 I_1 中的第 i 行、第 j 列的位置,且 $1 \leq i \leq m_1 - m_2 + 1, 1 \leq j \leq n_1 - n_2 + 1, i, j$ 均为正整数),所以粒子应该是二维的解向量,其中第一维分量表示行,第二维分量表示列。

粒子的速度与位移:在此问题中粒子的速度要表示粒子位移的方向和大小。源图像和模板图像一旦确定,它的位移可以用二维向量 $V_i(V_{i1}, V_{i2})$ 来表示,其中 V_{i1} 表示行的位移方向和大小,正表示向下,负表示向上,其绝对值表示位移大小,理论上 V_{i1} 的取值范围是 $(-\infty, +\infty)$ 。 V_{i2} 表示列的位移方向和大小,正表示向右,负表示向左,其绝对值表示位移大小,理论上 V_{i2} 的取值范围是 $(-\infty, +\infty)$ 。实际实验中, V_{i1} 的取值范围是 $[-(m_1 - m_2 + 1), (m_1 - m_2 + 1)]$, V_{i2} 的取值范围是 $[-(n_1 - n_2 + 1), (n_1 - n_2 + 1)]$, 在后面的段落中,将知道这两个取值范围实际上是一致的。

适应度评价函数:在此问题中适应度评价函数 f 就是上述提到的度量 M 。在实验中用源图相应位置所对应模板覆盖下的所有一一对应像素灰度值差的绝对值的和来表示。这个和越小就认为此处越是要找的位置,当然还可以采用其他的评价函数。这里采用这个是因为它实现简单。用公式表示就是:

$$f(\text{position}(i, j)) = \sum_{row=1}^{m_2} \sum_{col=1}^{n_2} |g_2(\text{row}, \text{col}) - g_1(i + \text{row} - 1, j + \text{col} - 1)| \quad (3)$$

式中, $f(\text{position}(i, j))$ 是粒子 $position(i, j)$ 的适应度评价函数; g_1, g_2 分别为源图和模板的对应像素的灰度值, row, col 分别表示模板中某像素的位置。

PSO 中粒子的速度更新公式同公式(1),在公式(1)中粒子速度的惯性系数随迭代次数线性递减,用公式表示为 $w(t) = a \times w(t-1)$ 。其中 a 为递减系数,其取值范围是 $(0, 1)$ (在实验时 $a =$

$1-(1/\text{总迭代次数})$);需要注意的是粒子在根据速度更新时有可能使粒子的新位置跑出解空间,即得到非法解,在此问题中表现就是 $position(i,j)$ 中 $i \leq 0$ 或 $m_1-m_2+1 \leq i, j \leq 0$ 或 $n_1-n_2+1 \leq j$,这时要对速度进行调整,所以每次速度依公式(1)算出后要进行预测和调整,以免粒子根据速度更新位置后出现非法解。实验中如果遇到非法解则进行循环位移操作,例如,粒子 $P(i,j)$,其中 i,j 同公式(3)中的定义,当在更新位置位移时出现 $i=-3$,即 i 向左越过合法解的左边界,则让 i 由合法右边界向左移 3 个像素,即 $i=m_1-m_2+1-3$,这样就使得其位置永远是在合法解内。其次,粒子的位移可根据公式(2)中进行。另外,公式(1)、(2)中,表示粒子和速度的变量在此问题中都是二维的。

运用 PSO 解决匹配问题的算法步骤同上一节的介绍,只是在第(5)步中迭代完后速度需要根据当前的位置来进行上面提到的预测和调整,其他的都是相同的。

5 实验结果及分析

实验中采用的源图像尺寸均为 256×256 ,模板图像尺寸为 32×32 ,粒子数为 70,迭代次数为 300 代,其中学习因子取值是 $c_1=c_2=2$ 。

图为 Matlab 6.5 的环境下做的仿真截图,因为彩色图在处理时先将其变为灰度图,处理后再还原,所以过程截取的是灰度图。PSO 算法的优化性能很大程度体现在粒子的多样性上,从图 4 中容易看到初始化时粒子分布相对均匀,这样适于粒子在全局搜索解,尽可能地发挥算法的搜索能力,否则很可能漏掉最优解,而使算法找到次优解;图 5 为该算法达到停止条件时所得结果的截图,容易知道,算法退出的条件是达到最高迭代次数或者算法找到满足精度要求的最优解,算法的理想效果是收敛到某一点,但图 5 中,算法没有收敛于一点。原因一是算法在求解(或收敛)过程中,已经找到最优解;原因二是算法在求解过程中已达到设定的最大迭代次数,此时的最优解极可能不是全局最优解,为此需要说明的是:图 5 即是绝对精确匹配情况下的截图,所以粒子还没有全部收敛到一点时算法达到约束条件停止;但实际运用中却不一定存在绝对精确匹配的最优解,例如在制导寻的实时拍摄的照片因为拍摄环境和条件的不同而无法做到绝对精确匹配等。实验中模板图是从源图中截取的一小块,绝对精确匹配的最优解一定存在,之所以这样是为了考查该算法的精度可靠性。经过重复实验 100 次,每次实验中所用的图片是不一样的,该文算法的绝对精确匹配率同其他几种常见的基于灰度匹配算法的绝对精确率如表 1:



图2 源图像



图3 模板图像

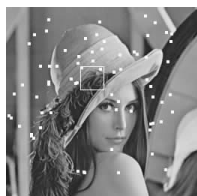


图4 初始化后粒子分布情况及当前最优解

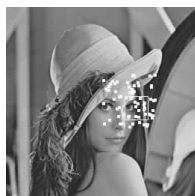


图5 基于 PSO 算法匹配结果及粒子分布情况

表1 几种算法的绝对精确匹配率 (%)

模板大小	最小误差法	相关系数法	ML法	经 PSO 优化
16×16	48	47	50	96
32×32	42	45	49	90
64×64	41	43	45	87

从表 1 易知经 PSO 优化的算法,能以较高概率做到绝对精确匹配,其他算法则逊色得多,但经 PSO 优化的算法其绝对精确匹配率随着模板的增大而下降,这将是笔者下一步继续研究的内容之一。

另外,理论上讲,图像匹配问题按上述实验图像的情况,其计算量为 $(256-32) \times (256-32) = 50\ 176$ 次模板匹配计算,而 PSO 算法则只需要(群体数目×迭代次数)次模板匹配计算,在实验中群体数为 70,迭代次数为 300,所以模板匹配计算的次数为 21 000 次;实验中发现群体数目不易过大或过小,过大,PSO 算法的优化性能得不到体现,过小,有可能出现所求得的最优解的精度达不到要求。迭代次数亦是如此,次数过多会加大运算量,降低算法的效率,过少,可能会导致最终解的精度不够。在上述实验图像和环境下,经过多次实验后,发现群体数在 55~75 之间,迭代次数在 230~370 之间时,都能得到较满意的结果。在粒子数和迭代次数相同的情况下,经 PSO 优化的算法时间效率上要优于其他算法。这里给出了最小误差法、相关系数法、ML 法的算法运行时间,实验结果如表 2 所示:

表2 几种算法的运行时间 s

模板大小	最小误差法	相关系数法	ML法	经 PSO 优化
16×16	2.021	2.133	1.892	1.746
32×32	7.892	8.036	6.945	5.981
64×64	30.483	35.025	27.892	17.857

6 结束语

将 PSO 算法引入到图像匹配问题优化中,实验证明经 PSO 算法优化后算法在满足精确要求的情况下匹配用时大大减少。为了方便实现,实验采用的是图像的灰度差的绝对值作为评价图像匹配的标准,在实际应用中还可能其他的评价方法,如采用 ML 法中的 ML 距离作为适应度来评价当前最优解,还可以用文献[3-4]中提到的图像特征匹配等,更加减少计算量,提高算法的效率。

参考文献:

- [1] 孙仲康,沈振康.数字图像处理及其应用[M].北京:国防工业出版社,1985.
- [2] 李俊山,沈绪榜.图像匹配技术研究[J].微电子学与计算机,2000(2).
- [3] 朱永松,国澄明.基于相关系数的相关匹配算法的研究[J].信号处理,2003,19(6):531-534.
- [4] 刘哲,任金昌,李言俊.面向遥感应用的图像融合的原理和方法[J].航空计算技术,2001,4:9-12.
- [5] 徐劫.面向高精度遥感图像的匹配算法的研究与开发[D].杭州:浙江大学,2008.
- [6] 廖云涛,任仙怡,张桂林,等.一种新的基于对应像素距离度量的图像相关匹配方法[J].红外与激光工程,2001,30(6):418-421.
- [7] Eberhart R C, Kennedy J.A new optimizer using particles swarm theory[C]//Proc Sixth International Symposium on Micro Machine and Human Science, Nagoya, Japan, 1995.
- [8] Eberhart R C, Kennedy J.Particles swarm optimization[C]//IEEE International Conference on Neural Network, Perth, Australia, 1995.