

改进的人工免疫算法在图像配准参数优化中的应用^①

赵云丰^② 付冬梅 尹怡欣 王 嘉* 周 淳 尹 萍

(北京科技大学信息工程学院 北京 100083)

(* 煤炭科学研究总院经济与信息研究所 北京 100013)

摘 要 借鉴禁忌搜索的思想改进了人工免疫网络算法(aiNet),提出一种禁忌人工免疫网络算法(TS-aiNet)。在算法中引入禁忌表,禁忌在网络迭代中亲和力不再增加的细胞,通过特赦准则赦免一些被禁忌的优良状态;增加记忆表,保存成熟的记忆细胞;重新定义高斯变异方式,保证多样化的搜索。利用 Markov 链分析了该算法的全局收敛性,通过对典型系统的仿真实验分析了该算法的性能,并与克隆选择算法和 opt-aiNet 算法进行了比较,最终将改进的算法运用到红外与可见光图像配准中,像素级配准精度可以达到 0.5 像素。实验结果表明,该算法在多模态搜索空间中具有更好的全局收敛性、稳定性和发现极值点能力,能够克服早熟现象,提高图像配准的速度和精度,是一种有效的全局优化方法。

关键词 人工免疫, 优化, 免疫网络算法, 禁忌搜索, 图像配准

0 引 言

许多科学和工程问题都可归结为优化问题,如多目标函数优化、组合优化^[1]、神经元的结构及权重优化、复杂系统结构辨识等,虽然传统的数值优化方法具有收敛快的优点,但难以求得所有的局部最优解。而人工免疫系统所表现出的特性及具备的多种强大的信息处理能力,决定了它具有解决此类优化问题的巨大潜力。人工免疫系统是一个动态进化系统,具有自然寻优的特性,其算法和模型在调度^[2]、计算智能^[3]、故障诊断^[4]、优化学习、模式识别^[5]等领域中取得了很好的效果。从人工免疫观点来看,优化问题等同于抗体群体进化识别抗原过程。抗原对应求解的问题,抗体对应问题的解,优化问题的最优解亲和度对应解的评估。利用免疫原理解决优化问题的研究取得一定进展。文献[6]结合遗传算法提出了解决函数优化问题的免疫优化方法;文献[7]在遗传算法的基础上,采用免疫禁忌混合算法来求解配电网检修计划的优化模型(属于组合优化问题),虽然带有遗传算法的影子,但在电网检修最优规划问题中取得了较好的实用价值;文献[8]提出了一种并行优化算法来处理函数优化问题,以较小的计算量找出了多峰值函数的最优解或尽可能多的局

部优化解,但其计算复杂度似乎掩盖了并行的优势;文献[9]采用免疫禁忌算法对流域生态环境质量评价指数公式的参数进行优化,通过免疫优化算法产生优秀子代解,在生态环境评价中获得了较好的效果,其核心是禁忌搜索算法。由于某些算法和模型的研究还处于起步阶段,缺乏统一的免疫算法范式,仿生机理借鉴不够深入,算法的执行效率有待提高等,从而为进一步研究留下了创新和拓展的空间。

本文以人工免疫网络算法为模型,借鉴禁忌搜索算法的思想,提出了一种可用来处理复杂优化问题的改进的免疫网络算法,并利用 Markov 链分析了其收敛性,最后将该算法应用到红外与可见光图像配准参数优化中,实验结果表明,此算法能够很好地避免未成熟收敛现象,具备快速收敛和全局优化能力。

1 算法的理论模型

1.1 人工免疫网络算法

人工免疫网络算法^[10](aiNet)是在人工免疫系统基础上发展起来的一种主要基于克隆选择、高频变异及免疫网络等免疫学原理实现的智能算法。人工免疫网络是由一些以一定连接强度联接起来的抗体群组成的网络,网络中的抗体代表了抗原的内影

① 国家自然科学基金(60573016)和北京市教委重点学科共建项目(XK100080537)资助。

② 男,1979年生,博士生;研究方向:智能算法,图像处理与模式识别;联系人,E-mail: yunf-zhao@yahoo.com.cn
(收稿日期:2008-05-16)

像,抗体之间的连接表明了相互之间的相似程度。aiNet 将待分析的数据看作抗原,将算法产生反映抗原特征的数据看作抗体,通过模拟免疫网络抗体与抗原之间的相互刺激和作用实现数据处理。aiNet 最初用来解决数据聚类问题,De Castro^[11]将聚类问题视为一种多峰优化问题,据此提出了面向多峰值函数优化的人工免疫网络,形成 opt-aiNet 算法。该算法能够有效提取目标函数的绝大部分局部峰值,并具备群体数量自动调节和实数编码等优良特性。

然而,作为进化类算法,aiNet 也不可避免地存在概率算法的缺陷,即存在未成熟收敛、种群多样性减少等“退化”现象。因而在处理多模态、多峰值、非凸函数优化问题时,仍存在早熟现象,即过早收敛导致搜索不到全部极值点,搜索局部极值时,收敛速度较慢,不能有效地找到多峰函数所有的局部极值点。此外仍存在迂回搜索,即 aiNet 算法增加随机生成细胞时,未考虑当前网络中存在的细胞,盲目地增加随机生成的细胞,没有指导的迭代搜索往往导致迂回搜索,不但增加计算量,而且使算法过早收敛。

1.2 禁忌搜索算法

禁忌搜索(tabu search, TS)算法是一套全局逐步寻优、高效启发式优化理论,已被应用于工作流程排序、旅行商和路由选择等问题^[12],近年来在全局优化^[13]方面得到了较大的发展。其中邻域函数、禁忌表、候选解、特赦准则等概念构成了禁忌搜索的关键。

(1) 邻域函数。其作用是指导如何由一组解来产生一组新的解。邻域函数的设计往往依赖于问题的特性和解的表达方式,需要结合具体问题分析。

(2) 禁忌表。是保存最近被禁忌操作的表。表中的操作不能是下一步的搜索方向,目的是阻止搜索过程中出现迂回循环和避免陷入局部最优,通过记录前若干次的操作,禁止这些操作在近期内返回。在迭代一定次数后,禁忌表释放这些操作,使其重新参与运算。它是一个循环表,每迭代一次,将最近的一次操作放在禁忌表的末端,而最早的一个操作就从表中释放出来。

(3) 候选解。由当前状态的邻域中择优选取的一些解而组成,这里的择优指所选的解在适配值、搜索方向等某一方面优良的。

(4) 特赦准则。禁忌搜索迭代过程中,候选解的全部对象或某一对象会被禁忌,若解禁则其目标值将有非常大的下降。在这种情况下,为了达到全局最优,可以令一些禁忌对象重新可选,该方法称为

特赦,相应的规则称为特赦准则。特赦准则的应用使得某些状态解禁,以实现更高效的优化性能。

由于禁忌搜索(TS)算法灵活的记忆功能和特赦准则,在搜索过程中可以接受劣解,所以具有较强的爬山能力,搜索时能够跳出局部最优解,转向解空间的其它区域,从而增加获得更好全局解的概率。其缺点是,迭代搜索过程是串行的,仅是单一状态的移动,非并行搜索,从而制约了收敛速度。作为一种局部搜索能力很强的全局迭代寻优算法,TS 算法可以很好地改善 aiNet 算法早熟的问题。而 aiNet 算法的种群操作,保留了算法多出发点的优势,又弥补了禁忌搜索单一操作缺乏并行性的弱点,因而二者具有很好的结合空间。

2 禁忌人工免疫网络算法

鉴于 aiNet 与 TS 算法各自的优缺点,本文考虑将二者结合起来,提出了一种禁忌人工免疫网络算法(tabu search artificial immune network, TS-aiNet)。

2.1 问题分析及改进策略

(1) 利用禁忌搜索算法改进人工免疫网络

引入一个灵活的存储结构和相应的禁忌准则,以避免迂回搜索,并通过特赦准则赦免一些被禁忌的优良状态,保证多样化的有效搜索。在 TS-aiNet 算法中,禁忌表将最近在迭代过程中亲和力没有增加的网络细胞禁忌。随机(正态分布)生成细胞时,如果在禁忌表中细胞形成的邻域内,将不被引入网络。当禁忌表中的细胞禁忌次数超过一定的阈值时,特赦这些细胞。特赦是为了进一步扩大搜索范围,使一些优良对象重新参与免疫循环,以保证对抗原空间的持续搜索能力。从而使得引入网络的随机细胞有更好的分布性,减少迂回搜索,保证搜索到更多的极值点,提高搜索全局最优点的速度,强化算法的全局搜索能力,加快收敛速度。

(2) 在网络中增加免疫记忆

TS-aiNet 算法模拟了成熟细胞免疫记忆机制,当网络中的细胞逐步成熟,并进入禁忌表,禁忌一段时间以后,该细胞将被释放,可以认为该细胞成为记忆细胞。由于克隆选择没有设立记忆细胞库,每次产生的优秀个体没有得到特别的保存,继续参加下一代的进化,有可能破坏原来的优秀特征,导致搜索结果不稳定。为此,增加一个记忆表。记忆细胞不断地被更新,每次网络抑制时,如果存在一个细胞,它在某个记忆细胞的邻域内,且它的亲和力大于该

记忆细胞,该记忆细胞将被其替换。这样使得记忆细胞逐渐趋近于局部极值,同时,通过更新替换,避免记忆表增长太大。

记忆机制的引入,记忆表保存了搜索到的局部极值,并使其对应的细胞不再参与网络的迭代,从而保持原有的规模,大大减少计算量。另外,当算法结束时,记忆表中的记忆细胞和即将进入记忆表的细胞就是所有的局部极值点,从中可以找到全局最优解。免疫记忆保存了各个局部最优解,这对于多峰值优化具有重要意义。

(3) 重新定义变异方式

在 aiNet 算法中,高斯变异方式为

$$C^* = C + \alpha N(0,1) \quad (1)$$

$$\alpha = (1/\beta)\exp(-f^*) \quad (2)$$

其中,细胞 C^* 是细胞 C 变异后产生的新细胞, $N(0,1)$ 是一个均值为 0、标准差为 1 的高斯随机变量, β 是用于控制指数函数衰减的变量, f^* 是标准化处理后的细胞亲和力值。

该变异方式往往会使细胞的克隆体与父代细胞克隆体重合率较高,这一缺点可从(1)中看出,另外,由式(2)看出,细胞变异率的大小与细胞所对应的解所在的位置无关,仅与网络中其它细胞的亲和力有关,就是说,克隆选择过程中,评价的尺度仅仅是个体的亲和力。该细胞的亲和力在网络中越排在前面,变异的范围就越小,这不完全合理。因为对于多峰值函数,每个峰的函数值一般并不一定都能达到全局最大值,有的甚至比最大值小,如果仅以亲和力作为评价指标,很容易使种群中相似亲和力的个体迅速增加,而那些函数值较小峰对应的个体很难进入下一代,导致那些函数值较小的峰值很容易被漏掉,使算法多样性差,容易出现未成熟收敛现象。

针对上述问题,本文利用迭代过程细胞的变化估计下一代的大致位置,以这个位置为中心进行搜索,不仅依靠记忆细胞,而且借助网络结构。改进后,有

$$C^* = C + |d| + \alpha N(0,1) \quad d \neq 0 \quad (3)$$

其中, $\alpha = (R/\beta)\exp(-f^*)$, $d = C_i - C_{i-1}$, C_i 为细胞在第 i 次迭代值, R 是细胞变量的取值范围。

细胞初次进入网络时,无任何先验信息, $d = 0$, 变异方式与高斯变异相似,仅增加了一个变量取值范围。另外,当细胞趋近局部极值时, $|d|$ 可能会越来越小,为避免影响收敛速度,设定一个下限,令 $|d|$ 不小于这个值,如 $T_d = \text{range}/100$,其中 range 为 $[0, 1]$ 的随机数。

通过以上改进,禁忌人工免疫网络算法可以具有更好的极值搜索能力和更快的收敛速度。

2.2 禁忌人工免疫网络算法的设计与实现

TS-aiNet 算法中增加了禁忌表、记忆表和进化方向表。禁忌表存储网络迭代过程中亲和力没有增加的次数达到设定阈值的细胞,记录细胞变量取值、亲和力和禁忌次数;记忆表存储记忆细胞及变量取值和亲和力;进化方向表用于存储细胞变异时的进化方向,它是一种串行结构的表,可以依据父代及当代个体在结构中的位置产生子代个体的进化方向,沿着亲和力上升的方向为目标进化方向。为加快寻求最优解的速度和精度,采用合理的进化方向很必要。

TS-aiNet 算法的实现过程可以描述为表 1。

表 1 禁忌人工免疫网络算法实现

算法的实现步骤
•步骤 1: 随机生成 N 个网络细胞,计算所有网络细胞的亲和力 f,形成初始网络 C_N •步骤 2: While(满足迭代条件) 2.1 将所有网络细胞的亲和力 f 标准化 2.2 对于每个网络细胞产生数目为 N_c 的克隆形成 C, N_c 的大小与该细胞的亲和力成正比,计算公式为 $N_c = \text{round}(f_i^* \times N_m) + 1$ 2.3 对产生的克隆 C 进行变异,如果变异后的个体不在可行域内,则不予保留 2.4 计算变异后形成的 C^* 中的细胞亲和力 2.5 在每个网络细胞的克隆体 C^* 和父代细胞中选择亲和力最高的细胞组成新的网络 C_N 2.6 判断新的网络 C_N 中的每个细胞的亲和力是否增加,并计算下一次的进化方向,将结果存入进化方向表 2.7 判断网络中是否存在细胞的亲和力大小没有变化的次数已达到阈值 σ_i; 有,继续;否则,返回到步骤 2.1 2.8 将达到阈值 σ_i 的细胞加入禁忌表 C_T, 若网络中亲和力最高的细胞也达到了,该细胞被特赦,不加入禁忌表 2.9 将禁忌表 C_T 中禁忌次数达到特赦阈值 σ_a 的细胞移到记忆表 C_M 中 2.10 计算 C_T 和 C_M 中所有细胞的亲和力,抑制亲和力小于抑制阈值 σ_s 的个体 2.11 引入一定数目的随机的细胞到网络中,该细胞不在禁忌表中细胞形成的邻域内,保持网络大小不变 步骤 3: 输出 C_T 和 C_M 中的细胞和网络中最大亲和力细胞

算法迭代停止的条件是禁忌表和记忆表中细胞的总数或者是达到最大迭代次数。在步骤 2.10 中,令禁忌表和记忆表中的细胞互相作用,通过阴性选择对亲和力小于抑制阈值的个体进行抑制,剩下的个体则保留起来。经过抑制后,如果禁忌表和记忆

表中的细胞总数比上一代的总数多,表示找到新的极值点。假如经过几次抑制,禁忌表和记忆表中的细胞总数不发生变化,表明找不到新的极值点,停止搜索,那么禁忌表和记忆表中剩下的细胞和网络中最大亲和力细胞就是问题的解^[14]。

3 实验分析

为了检验 TS-aiNet 算法的性能,首先利用 Markov 链来验证其全局收敛性,然后从局部收敛速度、收敛稳定性、极值点搜索能力三个方面来进行定量分析^[15]。

3.1 TS-aiNet 算法的全局收敛性分析证明

由 TS-aiNet 算法的流程看,每一代计算从细胞网络 C_N 中的细胞开始,其分布反映了网络的基本状况,其它细胞群体实际上是细胞网络 C_N 的一部分衍生体,由此可以通过研究不同代次免疫响应中细胞网络 C_N 的变化来讨论算法的收敛性。

由于算法中不断采用较优的随机变异个体取代序列 $\{C_N(t)\}$ 中的对应个体,因此该序列是一个随机过程。利用状态转移概率与极限理论^[16]对禁忌人工免疫网络算法进行收敛性分析,有如下定理:

定理 1 在算法中,以免疫响应代数(迭代次数) t ($t \in \mathbb{Z}^+$) 作为时刻坐标, $\{C_N(t)\}$ 序列构成了一个有限状态的齐次 Markov 链。

证明:严格证明需要涉及到许多概率和随机过程方面的论证,这里仅就定理作一定分析。

(1) 每代网络细胞 $C_N(t)$ 由 N 个 L -个体构成,每个细胞的取值是有限的, L -个体空间 Ω 所含个体的数目最多为 2^L 个, N 个 L -个体所构成的种群组合不会超过 2^{NL} ,因此在 t 代细胞网络序列 $\{C_N(t)\}$ 的状态是有限的,所有的 N 个 L -个体组合构成了序列 $\{C_N(t)\}$ 的状态空间,记为 Ω^N 。(状态有限性)

(2) 每代 $C_N(t)$ 中的部分个体通过克隆扩增、高频变异、克隆选择和免疫补充过程进行更新,本代中的个体分布可以完全确定下一代个体的分布概率,而与本代之前的分布无关。(Markov 性)

(3) 更新过程中的各种操作都与免疫进化的代数无关,因而状态之间的转移只与构成状态的抗体个体有关,与免疫响应代数 t 无关。(齐次性)

因此,序列 $\{C_N(t)\}$ 构成了一个有限状态的齐次 Markov 链。证毕。

所以,其状态转移概率可以用状态转移矩阵来表示。如果将细胞(状态)按亲和力从大到小进行排

序,则改进算法的有限状态 Markov 链一步转移概率矩阵为:

$$P = \{P_{ij}\}_{|\Omega| \times |\Omega|} = \begin{bmatrix} P_{11} & & & \\ P_{21} & P_{22} & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & \\ P_{|\Omega|1} & P_{|\Omega|2} & \cdots & P_{|\Omega||\Omega|} \end{bmatrix} \quad (4)$$

P 为下三角随机矩阵,其中 $P_{ij} > 0, i \geq j, P_{11} = 1$ 。

于是可以定义算法的收敛性如下:

定义 1 设 $Z_t = \max\{f(C_N^i(t))\}: t = 1, 2, \dots, N\}$ 是一个随机变量序列,该变量代表时间步 t 状态中网络中的最佳亲和力。如果

$$\lim_{t \rightarrow \infty} P\{Z_t = f^*\} = 1 \quad (5)$$

成立,其中 $f^* = \max\{f(b) | b \in \Omega\}$,即全局最优值,则该算法以概率收敛到全局最佳解。

定理 2^[17] 设 P 是可归约随机矩阵,其中 $C_{m \times n}$ 是一个基本随机矩阵, R 和 T 不为 0,则

$$P^\infty = \lim_{k \rightarrow \infty} P^k = \lim_{\lambda \rightarrow \infty} \begin{bmatrix} C^k & 0 \\ \sum_{i=0}^{k-1} T^i R C^{k-1} & T^k \end{bmatrix} \quad (6)$$

是一个稳定的随机矩阵,其中 $P^\infty = 1 \cdot P^\infty, P^\infty = P^0 \cdot P^\infty$ 是唯一的,与初始分布无关,且满足 $P_i^\infty > 0, 1 \leq i \leq m; P_i^\infty = 0, m \leq i \leq |\Omega|$ 。

定理 3 禁忌人工免疫网络算法以概率 1 收敛到全局最优解。

设 P_{ij} 为从状态 E_i 到 E_j 的转移概率,从保留最优细胞(状态)的角度来考虑:

(1) 若 $f(E_j) > f(E_i)$, P_{ij} 则由正态分布的概率密度函数来确定。

(2) 若满足 $f(E_j) > f(E_i)$ 的所有形成的空间 E_j 为 C ,则 $P_{ij} = 1 - \sum_{E_i \in C} P_{ij}$ 。

(3) 若满足 $f(E_j) < f(E_i)$, 则 $P_{ij} = 0$ 。

根据以上定理,可得所有包含在非全局最优状态中的概率收敛于 0,而所有包含在全局最优状态中的概率收敛于 1,因此算法收敛于全局最优解。

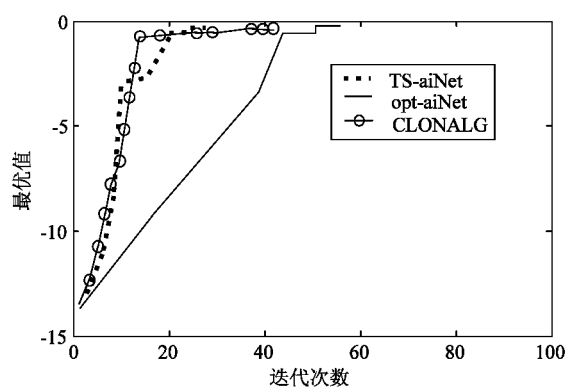
上述分析表明,TS-aiNet 算法是全局收敛的。另外,TS-aiNet 算法不仅对初始网络的分布,而且对初始网络规模的影响有很好的免疫性,这无疑对算法的稳定性具有很重要的意义。

3.2 局部收敛速度分析

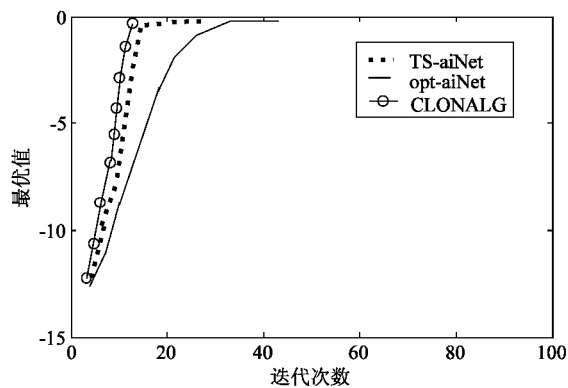
局部收敛速度是指在搜索局部极值点时,找到

局部极值点的速度。采用以下两个函数检验,并将结果与 CLONALG、opt-aiNet 算法比较:

$$\begin{cases} f_1(x, y) = -\sqrt{(x^2 + y^2)} \\ f_2(x, y) = -(100(x^2 - y)^2 + (1 - x)^2) \end{cases} \quad x, y \in [-50, 50] \quad (7)$$

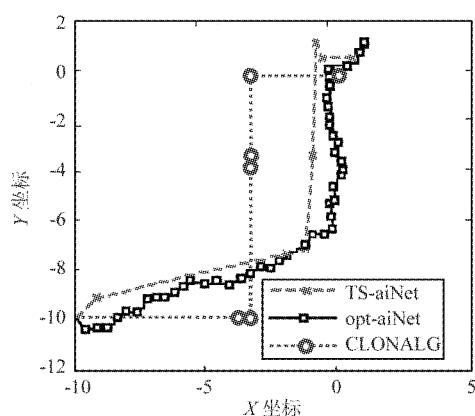


(a) f_1 最大亲和力收敛过程

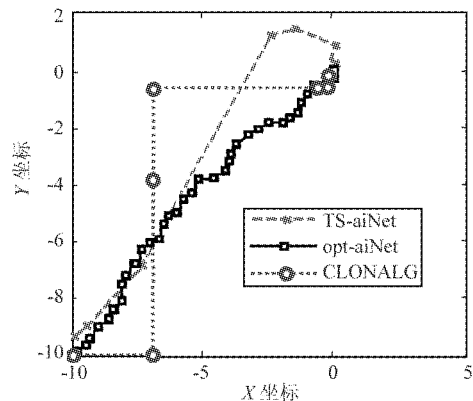


(b) f_2 最大亲和力收敛过程

图 1 算法最大亲和力变化过程



(a) 函数 f_1 收敛过程



(b) 函数 f_2 收敛过程

图 2 算法收敛过程路径平面显示图

图 1 反映三种算法对两个函数的最大亲和力变化过程,其中(a)和(b)分别表示 f_1 和 f_2 收敛过程。对函数 f_1 , 由(a)可知 TS-aiNet 算法迭代 11 次就找到了极值点, CLONALG 算法经过 20 次迭代,而 opt-aiNet 算法经过 36 次迭代;对于函数 f_2 , TS-aiNet 算法迭代 9 次就找到了极值点(1, 1), CLONALG 算法经过 100 次迭代却只收敛到原点(0, 0),没有找到(1, 1),而 opt-aiNet 算法经过 29 次迭代找到极值点(1, 1)。由此看出 TS-aiNet 算法搜索局部极值点时局部收敛速度要比其它两种算法快。

图 2 是算法针对两个函数收敛路径的平面显示,其中(a)、(b)分别对应函数 f_1 、 f_2 的收敛过程。

其中 f_1 是欧氏距离函数,极值点在原点; f_2 虽然是单峰值函数,只有一个极大值点(1, 1),但该点位于十分狭窄的脊谷中,函数在此区域内取值变化极为缓慢,很难进行全局最大化。取迭代中的最佳值,对函数 f_1 和 f_2 , 三个算法运算结果如图 1 和图 2 所示。

从三个算法对 f_1 和 f_2 函数迭代收敛过程中最大亲和力点坐标的位置图可以看出,TS-aiNet 算法前进的距离是变化的,不是等距的,因为在 TS-aiNet 算法进行克隆变异过程中,利用了进化方向,而 opt-aiNet 算法前进的距离是接近等距离。同时,可以看出 CLONALG 算法前进的距离和方向是不规则的,因为 CLONALG 算法采用二进制编码,进行高频变异时,变异的位置是随机的,因而搜索局部极值点时,不够稳定,有时甚至找不到局部极值点。

3.3 收敛稳定性分析

为了检验算法在不同情况下的收敛性,选择一组典型的标准测试函数来进行验证。

(1) 多维随机函数。是一种增加了随机数的函数,函数的最大值是变化的。其表达式如下:

$$f_3(x) = 10 - 20 \times \sum_{i=1}^n ix_i^4 + N(0,1), \\ -2 \leq x_i \leq 2 \quad (8)$$

表 2 算法对多维随机函数的收敛结果

算法	最优值	x_1	x_2	x_3	迭代次数	最早发现 最优值代数
CLONALG	14.2999	0.0835	-0.0259	0.0513	200	179
opt-aiNet	12.3731	0.2039	-0.0197	0.0456	44	41
TS-aiNet	13.7468	0.0023	0.0271	-0.0044	20	15

表中,TS-aiNet 算法在第 15 代时发现了最大极值点(0.0023, 0.0271, -0.0044),比其它两种算法找到的最大极值点要精确,且所用的迭代次数也最少。

(2) Schaffer 函数。是有一种只有一个全局最优值点,且在全局最优值点附近存在无穷多个局部极值点将其包围的函数,该函数能够测试算法跳出局部极值点寻找全局最优值点的能力,其表达式如下:

$$f_4(x, y) = 1 - (x^2 + y^2)^{0.25} \lfloor \sin^2(50((x^2 + y^2)^{0.1} + 1.0)) \rfloor \quad (9)$$

其中 $x, y \in [-100, 100]$ 。函数在可行域内只有一个全局极大值点 $f_5(0,0) = 1$,而其局部极大点为无穷多个。全局最优值点周围有一个圈脊,因此算法很容易停滞在此局部最优值点。此函数形状相对于原点对称,且越接近原点(最优值点),函数值变化越剧烈,在最优值点附近形成间隔很密、很陡的振荡峰。三种算法对 Schaffer 测试函数的收敛结果见表 3。

表 3 算法对 Schaffer 函数的收敛结果

算法	最优值	x	y	迭代次数	最早发现 最优值代数
CLONALG	0.9580	0.0011	0.0004	200	73
opt-aiNet	0.8199	-0.0310	-0.0033	200	166
TS-aiNet	0.9636	0.0001	0.0004	200	59

由表中数据看出 opt-aiNet 算法陷入了局部极值点,没有找到全局最优值点(0.0001, 0.0004),TS-aiNet 算法在第 59 代时发现最大极值点,比其它两种算法找到的最大极值点精确,且迭代次数也最少。

以上测试结果表明,TS-aiNet 算法对具有不同特点的优化问题具有良好的收敛能力,与其它两种算法相比,受函数不连续、非凸性和病态等因素的影响

其中 $N(0,1)$ 代表满足均值 0,方差为 1 的正态分布随机数。当 $x_i = 0, i = 1, 2, \dots, n$ 时, $f(x)$ 取最大值,用于检验在噪声环境下的收敛效果。对于多维随机函数,三种算法的最终收敛结果见表 2。

响较小,具有良好的全局最优解搜索能力。

3.4 极值点搜索能力分析

通常,采用经典多峰函数测试算法搜索极值点的能力,根据搜索的结果种群的分布情况评价算法性能。在此,以典型的 Schubert 函数为测试函数,以峰值比、搜索到极值点的个数、亲和度函数的计算次数等作为定量评价指标。表达式如下:

$$f_5(x, y) = \sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)x + i] \\ \times \sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)y + i] \\ -10 \leq x, y \leq 10 \quad (10)$$

Schubert 函数在定义域内共有 18 个全局最小点,在搜索空间中是不均匀分布的。表 4 总结了模拟实验,它表示算法运算 50 次的平均值。

表 4 算法对函数 f_5 的收敛结果

算法	搜索代数	搜索到的 极值点数目	峰值比	亲和度函数 的计算次数
CLONALG	200	17	0.4418	62240
opt-aiNet	153	14	0.7729	65729
TS-aiNet	90	18	0.9715	40122

峰值比反映算法找到峰的质量,该指标越接近 1,表明算法性能越好。由表 4 可知,TS-aiNet 算法的峰值比更接近于 1,而且搜索到的极值点个数也较多,反映出其良好的全局搜索能力;亲和力函数的计算次数衡量算法的效率,TS-aiNet 算法的计算次数最少,表明其计算复杂度相对较小。

综上实验和统计结果所述,TS-aiNet 算法以其出色的多样性和记忆功能,在系统稳定性、收敛速度、极值点搜索能力等方面表现出了更好的性能。

3.5 TS-aiNet 算法在图像配准中的应用

图像配准实质是图像之间最佳转换参数的优化问题,由于其目标函数可能表现为非连续、多峰值和带噪声等形式,尤其是不同模态图像之间的配准^[18],传统的搜索技术求解会遇到许多困难,鉴于 TS-aiNet 算法良好的全局搜索性能,尝试将其应用到红外与可见光图像配准的多模态参数寻优中。

图 3(a)和图 3(b)分别为同一地区不同时相的可见光图和红外图,属于不同传感器、不同时相的图像配准问题。采用的相似变换模型为

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k \cos \theta & k \sin \theta \\ -k \sin \theta & k \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_0 \\ y_0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (11)$$

其中, $\{t_x, t_y\}$ 是 x 和 y 方向上的平移, θ 是旋转角度, k 是尺度因子。在对图像特征点提取的基础上,利用 TS-aiNet 算法迭代地对匹配参数进行优化,在

相似测度最小情况下(文中算法的收敛准则为 10^{-5})寻找一组最优的参数 $V^* = \{t_x, t_y, \theta, k\}$ 。优化时,4 个参数的初始值为零,初始搜索方向为单位向量。由于各个搜索方向图像分辨率存在差别,优化参数的搜索顺序对优化过程和配准鲁棒性很重要。考虑到成像过程中,图像的缩放比例较 XY 平面的平移和旋转明显,令优化过程的搜索顺序为 (t_x, t_y, k, θ) 。实验表明,这种搜索顺序效率高、精度高。

应用 TS-aiNet 算法获得 12 个同名点(见图 4)的配准时间约为 90s,均方根为 0.5 像素;而通过 ENVI 选点配准方法完成 12 个同名点的时间约为 22min,均方根为 0.9 像素。最后根据求得的参数对待配准图像进行重采样,得到配准结果(图 3(c))。实验结果表明,TS-aiNet 算法的应用能够有效提高红外与可见光图像配准的速度、精度和稳健性。

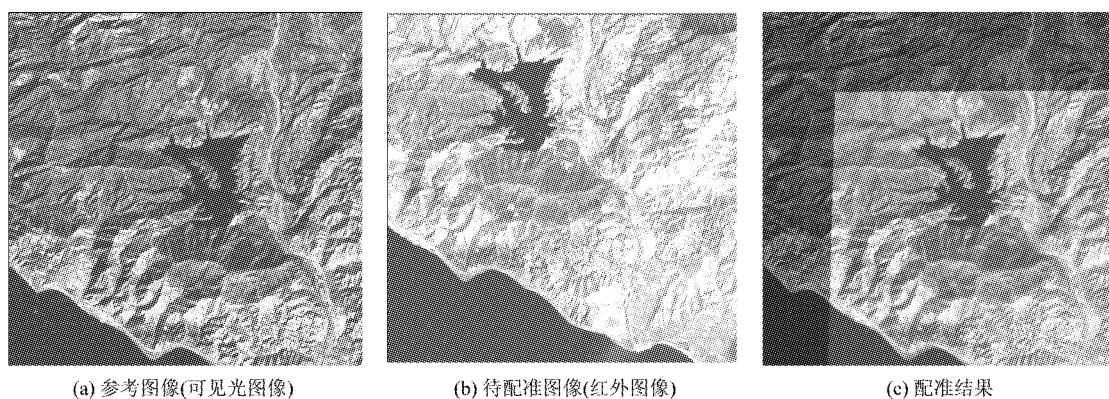


图 3 可见光图像与红外图像配准效果图

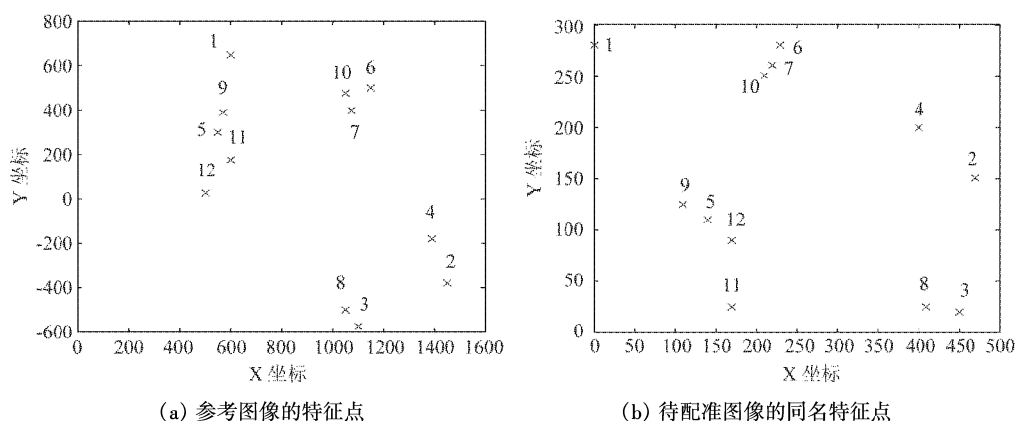


图 4 配准同名点参数模式

4 结论

本文提出了禁忌人工免疫网络算法,该方法结合人工免疫网络算法与禁忌搜索算法二者的优点,

不仅包括抗体间促进和抑制的动态平衡,而且更好地反映了免疫系统的作用机制。仿真实验表明,与其它算法相比,该算法能更好地保持解的多样性,很好地避免了早熟问题,达到了全局寻优和快速收敛

的目的,在红外与可见光图像配准的应用中可以获得比较满意的结果,显示出了良好的性能。

此算法的不足之处是对网络抑制阈值的设置还有些敏感,仍需要先验知识和实验来确定;进化代数需要人为干预,未能完全体现出免疫系统的自组织机理。所以,如何进一步提高算法的性能,将是下一步的研究工作。将人工免疫理论引入到红外图像配准处理中,人工免疫的分布式、并行和记忆性必将有助于图像配准快速处理算法的生成。

参考文献

- [1] Shi J, Meng W X, Zhang N T, et al. Composite multi-objective optimization beamforming based on genetic algorithms. *High Technology Letters*, 2006, 12(3): 283-287
- [2] Swiecicka A, Seredynski F, Zomaya A Y, et al. Multiprocessor scheduling and rescheduling with use of cellular automata and artificial immune system support. *IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems*, 2006, 17(3): 253-262
- [3] De Castro L N, Timmis J. Artificial immune systems as a novel soft computing paradigm. *Soft Computing Journal*, 2003, 7(7): 67-75
- [4] Gonzalez L, Cannady J. A self-adaptive negative selection approach for anomaly detection. In: Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation. Oregon: Portland, 2004. 20-23
- [5] 焦李成, 杜海峰, 刘芳等. 免疫优化计算、学习与识别. 北京: 科学出版社, 2006. 218-235
- [6] Zheng D L, Liang R X, Fu D M, et al. Application of artificial immune system and artificial immune genetic algorithm to optimization. *Journal of University of Science and Technology Beijing*, 2003, 3(25): 284-287
- [7] 黄弦超, 舒隽, 张粒子等. 免疫禁忌混合智能优化算法在配电网检修优化中的应用. 中国电机工程学报, 2004, 24(11): 96-100
- [8] 罗印升, 李人厚, 张维玺. 基于免疫机理的多峰值函数并行优化算法. 系统仿真学报, 2005, 17(2): 319-322
- [9] 汪嘉杨, 李祚泳, 熊建秋等. 基于免疫禁忌优化算法的生态环境评价指数公式及其应用. 生态与农村环境学报, 2006, 22(4): 25-29
- [10] De Castro L N, Zuben F J. aiNet: An artificial immune network for data analysis. In: Abbass H A, Saker R A, Newton C S. Data mining: A Heuristic Approach. Hershey: Idea Group Publishing, 2001. 1-37
- [11] De Castro L N, Timmis J. An artificial immune network for multimodal function optimization. In: Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation. Honolulu: IEEE Service Center, 2004. 699-704
- [12] Shen J, Xu F Y, Zheng P. A tabu search algorithm for routing and capacity assignment problem in computer networks. *Computer and Operations Research*, 2005, 32(11): 2785-2800
- [13] Jaeggi D M, Parks G T, Kipouros T, et al. The development of a multi-objective Tabu Search algorithm for continuous optimization problems. *European Journal of Operational Research*, 2008, 185(3): 1192-1212
- [14] Wu J Y, Chung Y K. Artificial immune system for solving constrained global optimization problems. In: Proceedings of the 1st IEEE Symposium on Artificial Life. Hawaii, Honolulu: IEEE Service Center, 2007. 92-99
- [15] Sun R X, Qu L S. Quantitative evaluation of optimization efficiency for genetic algorithms. *ACTA AUTOMATICA SINICA*, 2000, 26(4): 552-556
- [16] 叶尔骅, 张德平. 概率论与随机过程. 北京: 科学出版社, 2005. 78-103
- [17] 黄席樾, 张著洪, 何传江等. 现代智能算法理论及应用. 北京: 科学出版社, 2005. 125-153
- [18] Chen Y, Brooks R R, Lyengar S S, et al. Efficient global optimization for image registration. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2002, 42: 79-92

Application of improved artificial immune algorithm in parameter optimization for image registration

Zhao Yunfeng, Fu Dongmei, Yin Yixin, Wang Jia*, Zhou Zhun, Yin Ping

(School of Information Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083)

(* Institute of Economy and Information, China Coal Research Institute, Beijing 100013)

Abstract

The paper proposes the tabu search artificial immune algorithm (TS-aiNet) based on the aiNet model and the tabu search algorithm. It introduces a tabu list that taboos the cells whose affinity do not increase any more in the network. In some phrase the tabooed excellent cells are released according to the aspiration criteria. For saving mature memory cells a memory table is added to the network. Moreover, it redefines the expression of the Gauss mutation for diversity seeking, and uses the Markov chain to prove the global convergence. The performance optimization analysis of the proposed algorithm was carried out with typical system experiments, and it was compared with the CLONALG and the opt-aiNet algorithm. Finally the TS-aiNet algorithm was applied to the image registration for visible and infrared images, and the matching accuracy of 0.5 pixels was achieved. Both the theoretical analysis and the simulation results show that the presented approach has preferable global convergence ability in multi-modal search space, and it can avoid prematurity effectively. It has better performance in improving accuracy and speed of image registration, and is an efficient global optimization algorithm.

Key words: artificial immune, optimization, immune network algorithm, tabu search, image registration