

基于概率分布自适应的化学反应的元启发式 优化算法运用于包匹配

王则林^{1,2} 吴志健¹ 尹 兰^{1,3} 邓长寿⁴

(武汉大学计算机学院 武汉 430072)¹ (南通大学计算机科学与技术学院 南通 226019)²

(贵州师范大学数学与计算机科学学院 贵州 550001)³ (九江学院信息科学与技术学院 九江 330005)⁴

摘 要 包匹配是防火墙、路由器等设备中重要的研究焦点,它的速度直接影响着设备的性能。根据当前群的样本信息,把信息熵和直方图的理念引入当前群的信息统计,进而运用这些信息去动态调整化学反应的元启发式算法的相关参数。首次从当前群样本的角度,而不是假设全体样本的分布去分析问题。从实验结果看,其达到了很好的预期效果。基于化学反应的元启发式智能算法由于参数的动态调整,包匹配的规模和性能之间的联系更弱,从而使此智能算法更适合包匹配。

关键词 包匹配,信息熵,直方图

中图分类号 TP393 **文献标识码** A

Packet Matching Using Self-adaptive Chemical-reaction-inspired Metaheuristic for Optimization with Probability Distribution

WANG Ze-lin^{1,2} WU Zhi-jian¹ YIN Lan^{1,3} DENG Chang-shou⁴

(School of Computer, Wuhan University, Wuhan 430072, China)¹

(School of Computer Science and Technology, Nantong University, Nantong 226019, China)²

(School of Mathematics and Computer Science, Guizhou Normal University, Guizhou 550001, China)³

(School of Information Science and Technology, Jiujiang University, Jiujiang 330005, China)⁴

Abstract Packet matching is the research focus of firewall and router devices. Its speed influences directly device performances. According to the sample informations of population currently, this paper drew information entropy and histogram into information statistics of population currently, and used these statistics informations to adjust dynamically relevant parameters of optimization algorithm of Chemical-reaction-inspired metaheuristic. This paper, for the first time, analyzed problem from the sample of population currently, instead of assuming what is the distribution of all sample. From the experimental results, the algorithm proposed by this paper gets good desired effects. For dynamic adjustment parameters of intelligence algorithm of Chemical-reaction-inspired metaheuristic, the relation of scale and performance of packet matching is more loose. And the intelligent algorithm proposed is more suitable for packet matching.

Keywords Patch matching, Information entropy, Histogram

在防火墙、路由器等网络设备中,包匹配的速度决定着网络的性能。对于包匹配的研究,许多学者从不同的角度,受不同的启发提出很多宝贵方法。大体可以分成两类:传统的方法如文献[1-10]和基于智能处理的方法如文献[11,12]。传统的方法在速度和内存消耗之间进行权衡,有的方法像文献[3,6]的 Grid-of-Trie、HiCuts,时间、空间消耗比较均衡,但只适合于二维的情况。这些传统的方法目前都无法适应网络的发展对包匹配的速度的要求。例如文献[8]的 RFC,此方法在时间效率上相对于别的方法比较理想,但内存消耗非常大,在高维大规模的情况下根本不现实。在文献[11]中,基于智能的算法虽然解决了包的高速匹配问题,但也只是考虑二维

小规模的情况。在文献[12]中,运用实数进行编码,对差分演化算法的交叉算子的参数进行了研究,并且实验论证了此算法适合处理高维大规模问题,但是由于没有动态地考虑变异算子的参数且变异算子本身的动态变化也没有考虑,造成算法的预处理时间不够理想。

有许多学者进行了参数调节的相关研究,在文献[13]中,作者提出让参数在[0, 1, 1]之间随机变化,调整后的参数值明显与样本的当前状态没有任何理论上的联系。理论上需要某些参数值随演化过程的推进而动态减少,而另外的参数随演化过程的推进而动态增加;实际上要求参数的调整和当前样本的状态动态协调。在文献[14]中,作者提出以高斯分布和

到稿日期:2013-06-20 返修日期:2013-11-17 本文受国家自然科学基金(61070008, 61364025),教育部人文社科基金(12YJCZH274),贵州省科学技术基金(黔科合J字 LKS[2012]37)资助。

王则林(1973—),男,博士生,主要研究方向为智能计算、网络安全等, E-mail: whwzl@whu.edu.cn; 吴志健(1963—),男,博士生导师,主要研究方向为智能计算和并行计算; 尹 兰(1979—),女,博士生,主要研究方向为互联网技术、自然语言处理与知识发现; 邓长寿(1972—),男,博士,教授,主要研究方向为智能计算和数据挖掘。

柯西分布进行参数的动态调节,但这样调节是以大样本为前提的,事实上不一定符合或近似符合高斯分布或者柯西分布,有时相去甚远。在文献[15]中,作者提出利用样本的最大值和最小值进行参数的动态调节,这种动态方法仅比较适合样本空间均匀分布的情况。在文献[16]中,作者提出以最好适应值、平均适应值、适应值的偏差作为模糊逻辑系统的输入,产生两个输出值分别作为变异、交叉算子的动态参数。这种方法就是在当前样本的适应值和变异、交叉算子的参数之间找到一种关系,这个关系的合理性和问题的具体性质有关系,文献中没有给出这种联系的合理性证明或相关的实验数据佐证。

本文主要对自适应参数的调节技术进行研究,提出一种根据当代父群的概率分布进行动态参数调节的方法,在研究中把信息熵和直方图运用到当前样本的信息分析中。把这种调节机制运用于基于化学反应的启发式演化算法(CRO)中,此算法的原型见文献[17],从而提出一种新的基于化学反应的启发式演化算法的变体(PSACRO),并把它运用于包匹配中。

1 基本思想

1.1 CRO的基本思想

化学反应的元启发式优化算法:此优化算法模拟化学反应中的分子变化和迁移等行为,这些变化和迁移等行为可以促使分子在解空间内向全局最优点移动。这些化学反应发生在一个含有一定数量分子的容器中。其中每个分子包含一个分子解结构、动能和势能。化学反应优化算法利用势能来模拟优化方程的值: $PEw-f(w)$,其中 f 是优化方程, w 是分子解结构。化学反应优化的目的是用不同的反应方式最小化分子势能。这些反应方式包括有:无损器壁碰撞、分解反应、无损分子碰撞和合成反应。这些基础反应方式都有不同的改变分子解结构的算法。

无损壁碰撞

这种算子在不损器壁碰撞发生时仅仅改变一个分子的解结构。因此它应该以一个现有分子 w 为输入,输出一个新的分子 w' 。这种算子设计的主要目的是在势能面上进行小范围的细致探索,因此它应该在小范围内改变分子解结构,相应于演化算法中的开采过程,作用在于寻找局部最优解。

分解反应

这种算子利用现有的分子 w 来产生两个新的分子 w_1' 和 w_2' 。这个算子可以帮助分子跳出区域最小值。在重填化学反应优化中,将 w 分成两部分 w_1 和 w_2 ,然后将缺失的部分随机补全生成两个新的分子解结构。相应于演化算法中的开拓过程,开拓解的多样性。

无损分子碰撞

这种算子在不损分子碰撞发生时随机改变两个已有分子 w_1 和 w_2 ,以产生新分子 w_1' 和 w_2' 。这个算子随机地将已有分子结合并交换,这样潜在的最优路径的不同部分将有可能交换到同一分子解结构中。此算子相应于演化算法中的开采过程,寻找局部最优解。

合成反应

这种算子结合两个已有分子 w_1 和 w_2 ,以产生一个新分子 w' 。主要目的是集聚能量及增强全局搜索能力。类似于演化算法的开拓过程。此算子对算法产生的动荡程度最大,能提高分子的势能,从而为解多样性提供了可能。

CRO优化算法的优势是产生一个自动循环的开拓、开采

过程,从而使解不断趋于全局最优。

本文采用邻居搜索来实现无损壁碰撞和无损分子碰撞,实现如下:

群体个体的描述:个体是一个实数向量,向量中的每个元素都是一个连续的变量。例如个体用向量 $W_i(w_{i1} \cdots w_{ij} \cdots w_{in})$ 表示, n 是问题的维数, W_i 表示第 i 个个体, w_{ij} 表示第 i 个个体的第 j 个分量, w_{ij} 是一个浮点数,范围在 $[l(j), u(j)]$ 。

$$\omega'(ij) = N(\omega(ij)) = \omega(ij) + \delta(ij) \quad (1)$$

$\delta(ij)$ 为搅拌值,或者为每次增加的步长。若 $\omega'(ij)$ 超出 $[l(j), u(j)]$,则根据下面的公式进行调整。

$$\omega_{ij}' = \begin{cases} l(j), & \omega_{ij}' < l(j) \text{ and } r < 0.5 \\ 2l(j) - \omega_{ij}', & \omega_{ij}' < l(j) \text{ and } r \geq 0.5 \\ u(j), & \omega_{ij}' > u(j) \text{ and } r < 0.5 \\ 2u(j) - \omega_{ij}', & \omega_{ij}' > u(j) \text{ and } r \geq 0.5 \end{cases} \quad (2)$$

适应值函数采用式(3)表示,此适应值函数的详细描述见文献[12]。

$$f(A, \beta) = \phi RED_N - \psi C_V + \vartheta V_{AVE} \quad (3)$$

用多点变异去实现分解反应,实现如下:

Decomposition()

Input: a solution ω .

1. Duplicate ω to produce ω_1 and ω_2
2. for change=1 to $n/2$ do
3. Get i and j randomly in the set $\{1, \dots, n\}$
4. Add random perturbations to $\omega_1(i)$ and $\omega_2(j)$
5. end for
6. Output ω_1 and ω_2

用多点交叉去实现合成反应,实现如下:

Synthesis()

Input: solutions ω_1 and ω_2 .

1. for $i=1$ to n do
2. Get t randomly from $[0, 1]$
3. if $t > 0.5$ then
4. $\omega'(i)$ is set to $\omega_1(i)$
5. else
6. $\omega'(i)$ is set to $\omega_2(i)$
7. end if
8. Output ω'

完整的算法设计如下:

Complete-algorithm()

Input: objective function f .

1. initialization() /result randomly n solution $Pop_t, P_o, t=0$
2. while the stopping criteria not met do
3. $t=t+1$
4. Get Rad randomly in $[0, 1]$
5. if Rad $> P_t$ then
6. select randomly a solution W from Pop_t
7. neighbor-search()
8. else
9. get Rad1 randomly in $[0, 1]$
10. if Rad1 < 0.6 then
11. decomposition()
12. Else
13. synthesis()
14. end if
15. end if
16. check for any new minimum solution
17. end while

1.2 CRO 中参数的动态调整

基于化学反应的元启发式优化算法,在每一次迭代中进行邻居搜索的搅拌值 $\delta(ij)$ 参数的动态设计,此值若设计过大就不可能搜索整个解空间,从而影响算法的质量,容易导致算法的早熟,设计过小会使算法无效,影响算法收敛性能;对于在每一次迭代中的 P_t ,它的值设计过大会增加解的随机性,设计过小会影响解的多样性,从而使算法不容易逃脱局部最优。根据当前父群个体的概率分布对这两个参数进行动态设计。另外还要考虑问题的特殊性,对于问题的不同,相应地调节算法,在本项目中就是如何对个体向量中的不同维的元素进行相应的动态调节。

根据直方图的理念把个体 $W(w_1, w_2, \dots, w_i)$ 的任何元素 w_{ij} 分成 N 个区域,统计当前群体在 N 个区域的概率分布 $P_{ij}, i \in \{1, 2, \dots, N\}$ 表示第 i 区域, $j \in \{1, 2, \dots, n\}$ 表示第 j 维, t 表示第 t 代群体。

$$\delta_j = - \sum_{i=1}^N (P_{ij} \ln P_{ij}) \tag{4}$$

初始时,即 $t=0$ 时,设 P_{ij} 值都为 0.5,此时分子状态最不稳定。 δ_j 的值最大。

$$\delta(ij) = \delta(j) = (U_j - L_j) \delta_j \tag{5}$$

U_i, L_i 是当前群体中所有个体中第 i 维元素的最大值和最小值。当 $t=0$ 时, $\delta(ij)$ 值相对较大,使无损壁碰撞和无损分子碰撞算子能扩大搜索的邻域,找到局部最优解,而随 t 的增加, $\delta(ij)$ 值相应减小,提高算法的收敛性。从而通过式(3)、式(4)使无损壁碰撞和无损分子碰撞在收敛和早熟之间达到一个动态的权衡。随着算法演变的深入,逐步减少调节因子 $\delta(ij)$ 的值。从图 1 可清楚地看出 $\delta(ij)$ 随演化代数变化的趋势。

$$E_t = - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^n (P_{ij} \ln P_{ij}) \tag{6}$$

$$P_t = P_{\max} \exp[(E_0 - E_t)/E_0 \cdot \ln \beta] \tag{7}$$

当 $t=0$ 时, $P_t = P_{\max} \exp(0) = P_{\max}$, 当 $t \rightarrow \infty$ 时, $E_t \rightarrow 0$, $P_t \rightarrow P_{\max} \exp((E_0/E_0) \ln \beta) = \ln \beta P_{\max}$

$P_{\max}$ 是设置的最大的 P_t , β 是设置的调节步长。通过式(5)、式(6)使基于化学反应的元启发式优化算法在解的多样性、随机性之间达到一个动态权衡。随着算法演变的深入,逐步增加调节因子 P_t 的值,使它由 $P_{\max}$ 开始逐步增加到 $\beta P_{\max}$ 。从图 2 可清楚地看出 P_t 随演化代数变化的趋势。图 2 中 $P_{\max}, \beta$ 分别设置为 0.3 和 1.5。

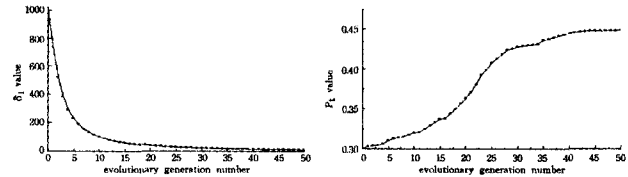


图 1 δ_i 和演化代数的变化形状 图 2 P_t 和演化代数的变化形状

2 数值实验

将本文提出的算法与算法 RCCRO 以及 PDEPM 进行对比实验,PDEPM 是目前运用智能算法于包匹配的比较理想的算法,RCCRO 是没有考虑动态调节相关参数的基于实数的化学反应的元启发式算法。实验是在模拟环境下进行的。在实验中,设置防火墙数据包每秒到达 400k 个,每次测试时间为 10s。仿真所用的操作系统平台是 RHEL5.0,CPU 是酷睿 E7500 双核 2.93Hz,4G 内存;所用的模拟器是 Network

Simulator v2.27。基于 6 组实验数据,观察当规则数线性增长时,3 种算法的各个性能参数的变化情况。本实验对象是防火墙规则。规则生成遵循随机的原则,各个规模的实验结果都是运算 60 次的均值。

从表 1—表 6 的数据看出,本文提出的算法在整体性能上有绝对的优势。

表 1 规则数为 500 时各算法性能比较

算法	预处理时间 (s)	每个包匹配时间 (Ms)	内存消耗 (MB)
PDEPM	134	0.0015	23.46
RCCRO	257	0.0028	23.72
PASCRO	104	0.0012	23.56

表 2 规则数为 1k 时各算法性能比较

算法	预处理时间 (s)	每个包匹配时间 (Ms)	内存消耗 (MB)
PDEPM	317	0.0017	35.41
RCCRO	538	0.0043	35.36
PASCRO	278	0.0014	35.27

表 3 规则数为 3k 时各算法性能比较

算法	预处理时间 (s)	每个包匹配时间 (Ms)	内存消耗 (MB)
PDEPM	776	0.0019	42.30
RCCRO	815	0.0051	42.26
PASCRO	573	0.0017	42.39

表 4 规则数为 5k 时各算法性能比较

算法	预处理时间 (s)	每个包匹配时间 (Ms)	内存消耗 (MB)
PDEPM	918	0.0021	73.52
RCCRO	1116	0.0056	73.85
PASCRO	847	0.0018	73.62

表 5 规则数为 8k 时各算法性能比较

算法	预处理时间 (s)	每个包匹配时间 (Ms)	内存消耗 (MB)
PDEPM	1573	0.0021	95.92
RCCRO	1821	0.0061	95.02
PASCRO	1176	0.0019	95.97

表 6 规则数为 10k 时各算法性能比较

算法	预处理时间 (s)	每个包匹配时间 (Ms)	内存消耗 (MB)
PDEPM	2003	0.0022	121.32
RCCRO	4020	0.0085	121.39
PASCRO	1203	0.0020	121.02

图 3 显示出本文提出的算法在各个规模下平均性能都优于其它两算法,随规模的增加优势越趋明显。从性能曲线的趋势看,本算法随规则库规模的增加,预处理时间增加比较缓慢,而 RCCRO 算法增长比较明显,PEDPM 算法的增长趋势处于两者之间。在规则库规模为 10k 时,PSACRO 与 RCCRO 的性能优劣非常明显。

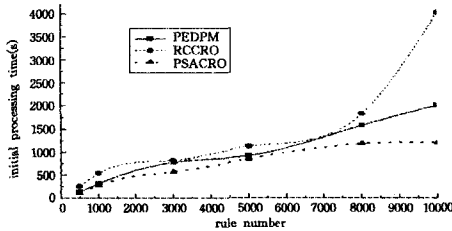


图 3 3 种算法预处理时间比较

图 4 展现出本文提出的算法在各个规模下性能都比其它两个算法好,特别是和 RCCRO 算法相比,优越性更明显。

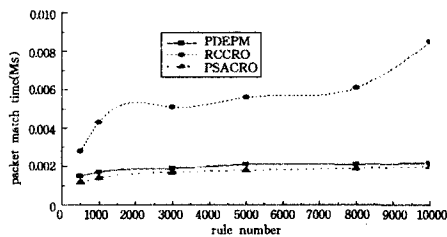


图 4 3 种算法包匹配时间比较

图 5 表明本文提出的算法在内存消耗上优越性不明显,3 种算法的内存消耗性能没有质的区别。

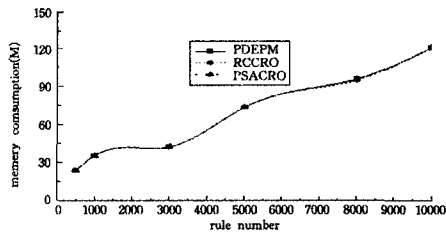


图 5 3 种算法的内存消耗比较

表 7 展示了 3 种算法在各规模下执行 60 次中,以最大演

化代数作为终止条件的次数,很显然这个统计数越大意味着算法的分布性能越差。从侧面也暗示此算法的预处理时间性能也越差。从表 7 可以看出本文提出的算法在运用包匹配时,在各个规模下以最大演化代数作为算法迭代终止条件的算法运行次数最少,从而使本算法的预处理时间在 3 种算法中最短。

表 7 3 算法的分布性能

算法	各规模下执行 60 次中以最大演化代数作为执行结束条件的次数					
	规则数 500	规则数 1000	规则数 3000	规则数 5000	规则数 8000	规则数 10000
PDEPM	7	9	13	15	16	16
RCCRO	12	10	14	13	15	23
PASCRO	4	3	8	7	9	11

定义 1 X 域映射到 Y 域,若有 n 个点映射到 Y 域中同一个点 y_1 ,且 n 大于 5,则此 y_1 点称为冗余点。

图 6—图 8 分别表示规则数规模为 1k、5k、10k,3 种算法的冗余点的分布图,3 张图明显体现出 3 种算法在 3 种规则库规模下运用于包匹配的性能优劣。PSACRO 算法在 3 种规则库规模中的冗余点都明显少于其它两种算法,从而表明此算法的分布性能优于其它两种算法,这也直接导致 PSACRO 算法的包匹配的预处理时间以及包匹配时间性能明显优于其它两种算法。

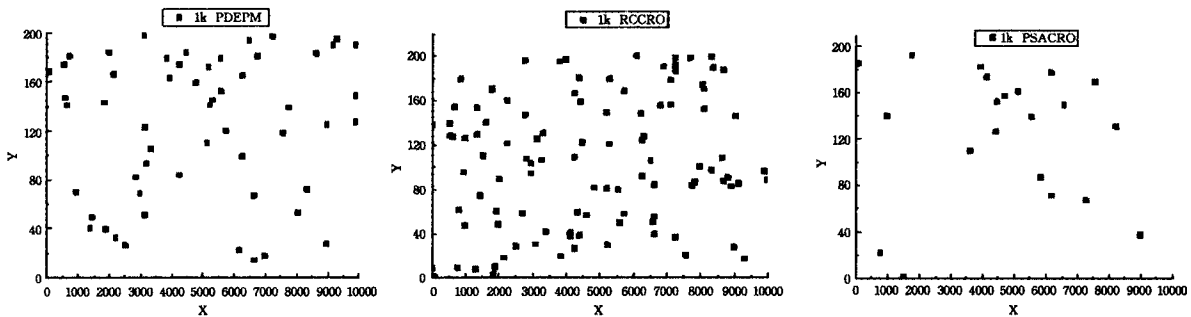


图 6 1k 3 种算法的冗余点分布

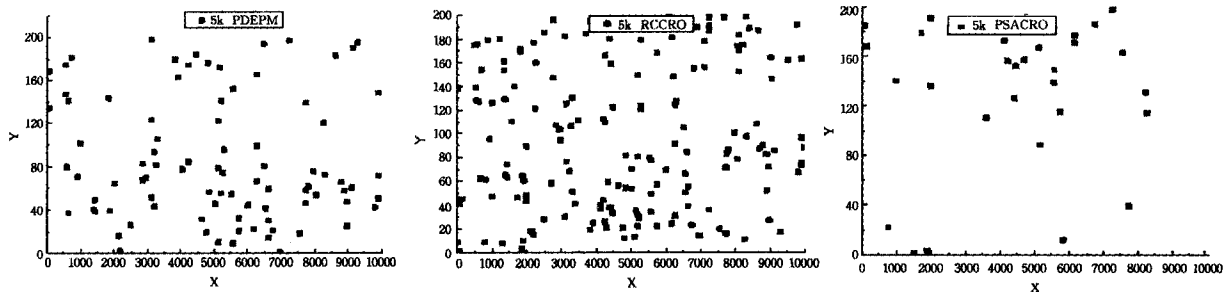


图 7 5k 3 种算法的冗余点分布

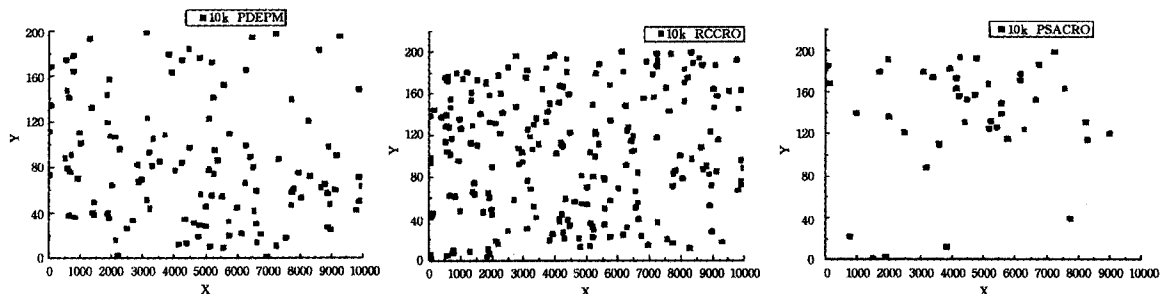


图 8 10k 3 种算法的冗余点分布

(下转第 185 页)

大,鲁棒性越强。另外,采用哈希标记和非单一位置嵌入,增加了水印的隐蔽性和安全性,可以有效抵抗元组重排以及截尾攻击,增加了水印的健壮性,并且降低了水印遭到破坏的可能性。

结束语 本文采用基于 Lagrange 插值多项式的 (t, n) 门限方案来实现数据库水印算法。主要工作有:(1)对插值多项式的改进,改进之后增加了嵌入量;(2)对嵌入算法的改进,增加了筛选条件以及水印的嵌入位置。实验结果表明,该算法安全性好,鲁棒性高,水印提取时只需要部分数据就可以恢复版权水印。若引入数字通信中的纠错编码理论或者密码学相关理论,将会进一步提高水印算法的安全性和鲁棒性。由于算法通过修改数据库中部分数值型属性的值来达到嵌入水印的目的,对于精度要求较高或者没有数值型属性的数据库则无法嵌入水印。因此,下一步要研究的内容是数据库零水印算法以及基于非数值型属性的数据库水印算法。

参考文献

- [1] 朱勤,陆志明. 基于信息隐藏的外包数据库版权保护系统[J]. 计算机科学, 2010, 37(1): 163-166
- [2] 张勇,赵东宁,李德毅. 关系数据库数字水印技术[J]. 计算机工

程与应用, 2003, 39(25): 193-195

- [3] Agrawal R, Kiernan J. Watermarking Relational Databases[C]// Proceedings of the 28th VLDB Conference. Hong Kong, China, 2002
- [4] Sion R, Atallah M. Sunil Prabhakar Rights Protection for Relational Data[C]// Proceedings of ACM SIGMOD. 2003
- [5] 牛夏牧,赵亮,黄文军,等. 利用数字水印技术实现数据库的版权保护[J]. 电子学报, 2003, 31(12): 2050-2053
- [6] 蒙应杰,吴超,是珏,等. 关系数据库零水印的构造算法[J]. 兰州大学学报: 自然科学版, 2003, 4(3): 1-5
- [7] Shamir A. How to share a secret [J]. Communications of the ACM, 1979, 24(11): 612-613
- [8] Blakley G R. Safeguarding cryptographic keys[C]// Proceedings of the National Computer Conference, American Federation of Information Processing Societies. 1979, 48, 313-317
- [9] 黄德才,姚瑶,刘瑞阳,等. 基于 (t, n) 门限的关系型数据库水印算法[J]. 计算机应用与软件, 2009, 26(7): 81-84
- [10] 郑光明,欧阳竟成. 基于拉格朗日插值的关系数据库数字水印[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(6): 1585-1587
- [11] 马瑞敏,陈继红. 基于二维空间元素匹配的数据库水印算法[J]. 计算机应用, 2012, 32(8): 2268-2270

(上接第 167 页)

结束语 本文根据当前群的统计信息,把信息熵和直方图的统计学技术引入当前群的信息分析,并运用它们去动态调整化学反应的元启发式算法的相关参数。运用实验去验证 PSACRO 算法的优越性,从实验结果来看达到了很好的效果,PSACRO 算法在处理时间和包匹配的时间消耗性能上都优于 PDEPM 算法,更优于 RCCRO 算法。

参考文献

- [1] Warkhede P, Suri S, Varghese G. fast packet classification for two-dimensional conflict-free filters[C]// Proceedings of IEEE, INFOCOM, Twentieth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Alaska: IEEE, 2001: 1434-1443
- [2] Gupta P, McKeown N. Algorithms for packet classification [J]. IEEE Network, 2001, 15(2): 24-32
- [3] Srinivasan V, Varghese G, Suri S, et al. Fast and scalable layer four switching[C]// Computer Communication Review. Vancouver: ACM SIGCOMM, 1998: 191-202
- [5] Buddhikot M M, Suri S, Waldvogel M. Space decomposition techniques for fast layer-4 switching[C]// Proc of Conf On Protocols for High speed Networks. Salem: IEEE, 1999: 25-41
- [4] Feldman A, Muthukrishnan S. Tradeoffs for packet classification [C]// Proceedings of INFOCOMM, March. Aviv, Israel: IEEE, 2000: 1193-1202
- [5] Gupta P, McKeown N. Packet classification using hierarchical intelligent cuttings[J]. IEEE Micro, 2000, 20(1): 34-41
- [6] Singh S, Baboescu F, Varghese G, et al. Packet classification using multi-dimensional cutting[C]// Proceedings of The 2003 Conference on Applications, technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communications. Karlsruhe: ACM SIGCOMM, 2003: 213-224

- [7] Gupta P, McKeown N. Packet classification on multiple fields[C]// Proc SIGCOMM, Computer Communication Review. Massachusetts: ACM SIGCOMM, 1999: 147-160
- [8] van Lunteren J, Engbersen A P J. Multi-field packet classification using ternary CAM[J]. Electronics Letters, 2002, 38 (1): 21-23
- [9] 李维,刘斌,郝颖,等. 基于多域并行编码的高速 IPV6 流分类[J]. 电子学报, 2007, 35(5): 976-981
- [10] Sreelaja N K, Pai G A V. Ant colony optimization based approach for efficient packet filtering in firewall[J]. Applied Soft Computing, 2010, 10(4): 1222-1236
- [11] Wang Ze-lin, Wu Zhi-jian, Zhang Bu-zhong. Packet matching algorithm based on improving differential evolution[J]. Wuhan University journal of natural sciences, 2012, 17(5): 447-453
- [12] 王则林,吴志健. IPV6 环境下的高维大规模包匹配算法[J]. 电子学报, 2013, 41(11): 2181-2186
- [13] Brest J, Member. IEEE. Self-Adapting Control Parameters in Differential Evolution: A Comparative Study on Numerical Benchmark Problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2006, 10(6): 646-657
- [14] Yang Z, He J, Yao X. Making a Difference to Differential Evolution, in Advances in Metaheuristics for Hard Optimization[C]// New York: Springer-Verlag, 2007: 415-432
- [15] Wang C M, Huang Y F. Self-adaptive harmony search algorithm for optimization[J]. Expert Syst Appl, 2010, 37(4): 2826-2837
- [16] Bingul Z, Sekmen A, Zein-Sabatto S. Adaptive genetic algorithms applied to dynamic multi-objective problems[C]// Dagli C H, Buczak A L, Ghosh J, eds. Proc. Artificial Neural Networks Engineering Conf. , Newyork, 2000: 273-278
- [17] Lam A Y S, Li V O K. Chemical-reaction-inspired metaheuristic for optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2010, 14(3): 381-339