

文章编号:1001-9081(2013)10-2742-04

doi:10.11772/j.issn.1001-9081.2013.10.2742

## 网络生存性计算方法以及性能评价

赵攀\*, 魏正曦, 张弘

(四川理工学院 计算机学院, 四川 自贡 643000)

(\*通信作者电子邮箱 zhaopan827@gmail.com)

**摘要:**为了解决网络中因链路失效而产生的拥塞问题,基于混合蛙跳算法和小波技术提出了一种新的网络生存性评价方法(SASFL)。该方法首先建立了生存性的评价指标,同时针对失效状态下的到达流量进行小波变换,并利用混合蛙跳优化小波系数,以此获得最佳网络剩余流量。最后利用OPNET和Matlab进行仿真实验,深入研究了网络生存性与失效链路、权重系数等参数之间的关系。结果表明,相比其他方法,SASFL表现出较好的适应性。

**关键词:**拥塞;生存性;失效;混合蛙跳;小波

中图分类号:TP393 文献标志码:A

### Calculation method and performance evaluation for network survivability

ZHAO Pan\*, WEI Zhengxi, ZHANG Hong

(College of Computer Science, Sichuan University of Science and Engineering, Zigong Sichuan 643000, China)

**Abstract:** In order to mitigate the network congestion by link failures, a new survivability evaluation method named SASFL was proposed by shuffled frog leaping algorithm and wavelet technology. In this method, the evaluation index of survivability was presented at first, and wavelet transform was used to decompose the arrival flow in failures state. Then, the optimization wavelet coefficients with shuffled frog leaping was reconstructed to network remained traffic. Finally, simulation was conducted to study the relationship between network survivability and failures link, as well as weight factor with OPNET and Matlab. Compared with the other methods, SASFL algorithm has better adaptability.

**Key words:** congestion; survivability; failure; shuffled frog leaping; wavelet

### 0 引言

随着Internet的迅速发展,网络生存性已成为越来越受关注的问题<sup>[1-2]</sup>。作为网络完整性的一部分,网络生存性主要是指网络在遭遇外部攻击或自身故障等异常情况下,仍然能够及时维持可接受的业务质量的能力。网络生存性一般通过网络保证和网络恢复这两种方式来实现。网络生存性的研究目标是基于不可靠、不安全的组件构建可以提供可靠、安全服务的网络系统。显然,其研究基础符合当前互联网的现实状况,其目标具有重要的现实意义。目前,关于生存性的研究主要集中在异常检测、容错性和服务质量上<sup>[3-5]</sup>,并且国内外学者对此做了大量研究。赵二虎等<sup>[6]</sup>通过将服务漂移抽象为可观测马尔可夫决策过程,并采用服务漂移技术来提高动态不确定性网络环境的自适应能力,以此增强网络服务的生存性。林闯等<sup>[7]</sup>阐述了网络安全性的评价技术工作,同时介绍了提高网络生存性的若干随机模型。潘晏涛等<sup>[8]</sup>针对网络最大流问题提出了求解网络最大生存时间确切值的方法,但是需要进一步完善算法的收敛性。皇甫伟等<sup>[9]</sup>给出了网络生存性指标,并针对自愈环拓扑结构的网络生存性进行了定量分析。林绵峰等<sup>[10]</sup>研究了两级业务交叉连接节点构成的光网络生存性问题,并建立了一种新的保护容量规划模型,但是算法的计算复杂度有待进一步改进。

针对上述问题,本文首先根据以往的研究结果给出了网络生存性的定义,并且利用混合蛙跳算法<sup>[11-12]</sup>和小波变

换<sup>[13]</sup>提出了一种新的刻画方法SASFL(Survivability Algorithm based on Shuffled Frog Leaping),最后通过仿真实验深入研究了该方法的有效性。

### 1 网络生存性定义

在如图1所示的传输网络  $G(V, E, W, F)$  中,  $V$  代表节点集合 ( $V = [1, 2, \dots, n]$ ),  $E$  代表链路集合,  $W$  代表链路权重集合,  $F$  表示网络中任意两点之间的流量集合,且:

$$E = (e_{ij}) = \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} & \cdots & e_{1n} \\ e_{21} & e_{22} & \cdots & e_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ e_{n1} & e_{n2} & \cdots & e_{nn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$W = (\omega_{ij}) = \begin{bmatrix} \omega_{11} & \omega_{12} & \cdots & \omega_{1n} \\ \omega_{21} & \omega_{22} & \cdots & \omega_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \omega_{n1} & \omega_{n2} & \cdots & \omega_{nn} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$F = (f_{ij}) = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & \cdots & f_{1n} \\ f_{21} & f_{22} & \cdots & f_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f_{n1} & f_{n2} & \cdots & f_{nn} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中:  $\omega_{ij}$  表示链路  $e_{ij}$  对应的权重,  $f_{ij}$  表示节点  $i$  和  $j$  之间的流量。假设网络中各节点位置具有随机性,并且节点的性质相同(如数据转发能力、缓冲大小等),这里将各节点出现失效

收稿日期:2013-03-25;修回日期:2013-05-31。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(60372013);人工智能四川省重点实验室开放基金资助项目(2012RYY02);四川省教育厅重点项目(13ZA0118);四川理工学院培育项目(2012PY13)。

作者简介:赵攀(1976-),男,四川自贡人,副教授,硕士,主要研究方向:计算机网络;魏正曦(1976-),男,四川自贡人,副教授,硕士,主要研究方向:物联网;张弘(1975-),男,四川自贡人,讲师,硕士,主要研究方向:计算机网络。

的情况归纳为对应链路出现失效, 同时假设各链路出现失效的概率相等。令网络中存在  $n$  段链路, 正常情况下整个网络数据传输量为  $f$ , 有  $k$  条链路失效时网络剩余流量为  $f(k)$  (其中  $k$  的最大取值应保证整个网络连通, 令其最大值为  $K$ )。在文献[14]中给出了网络生存性定义: 当某些链路失效时, 网络剩余流量与正常情况下整个网络数据传输能力之间的比率。因此, 网络剩余流量  $f(k)$  可表示为:

$$f(k) = \frac{n \sum_{k=0}^{n-K} C_{n-k-1}^{k-2} \omega_k}{C_n^k \sum_k \omega_k} \quad (4)$$

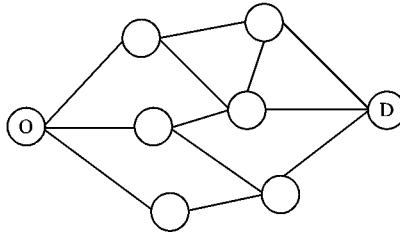


图 1 网络拓扑结构

那么, 网络生存性<sup>[14]</sup>被定义为

$$y(k) = f(k)/f \quad (5)$$

由于正常情况下整个网络数据传输量  $f$  可以进行统计获得, 因此上述评价指标的关键在于求解网络剩余流量  $f(k)$ 。文献[14]结合免疫克隆模拟退火提出了刻画网络生存性的算法 SAICSA (Survivability Algorithm based on Immune Clonal Simulated Annealing), 其思路是将一个可行解进行分裂, 并通过克隆变异、交叉和选择变换后获得新的抗体群, 从而保持解的多样性。但是, 免疫克隆模拟退火算法在高温时容易陷入局部极值, 而在低温时存在收敛时间过长、效率不高等缺点。所以, 本文基于混合蛙跳算法提出一种新的刻画方法 SASFL。

## 2 SASFL 算法

混合蛙跳算法是一种群体智能的生物进化算法, 其群体由一群具有相同功能的青蛙组成。算法将群体分割为多个族群, 每个族群按照各自策略执行局部搜索。当局部搜索迭代结束后, 各族群之间进行混合运算, 以此达到信息交流和全局最优解的目的(即采用各族群内部个体各自分别进化, 以及簇间相互协同学习机制)。同时, 由于实际流量具有多重分形特性, 所以这里结合小波变换对到达流量进行分解, 获得其小波系数和近似系数, 然后利用混合蛙跳算法来对小波系数和近似系数进行优化, 最后通过小波重构来求解网络剩余流量  $f(k)$ 。

在混合蛙跳算法中, 一般采用适应度值来衡量当前解的优劣, 种群中的青蛙个体按照深度搜索方法进行迭代, 并朝着全局最优的方法进行演化。为了加快算法的收敛, 本文定义混合蛙跳算法的适应度函数  $F(x)$  为:

$$F(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})} \quad (6)$$

同时, 这里结合小波变换和混合蛙跳给出 SASFL 算法的具体描述:

步骤 1 在  $t=0$  时初始化网络参数, 确定链路容量、节点缓存大小、流量到达概率以及节点服务概率等参数。

步骤 2 根据式(7)对网络的到达流量  $f$  进行小波分解<sup>[15]</sup>, 获得各层小波系数  $D_{j,k}$  和近似系数  $A_{j,k}$ :

$$\begin{cases} \sqrt{2}D_{j,k} = A_{j+1,2k} - A_{j+1,2k+1} \\ \sqrt{2}A_{j,k} = A_{j+1,2k} + A_{j+1,2k+1} \end{cases} \quad (7)$$

其中:  $j$  为小波分解层次,  $k$  为每一层的小波系数个数。

步骤 3 随机产生  $r$  只青蛙作为初始种群, 用来代表分解之后获得的小波系数, 并将青蛙个体按照适应度值大小进行降序排列。

步骤 4 根据当前网络失效链路状况剔除对应的小波系数, 并将排序之后的青蛙分成  $m$  个族群, 每个族群含有  $q$  只青蛙, 为了保证青蛙对应的解陷入局部优化, 其分配原则如下: 排列  $r$  位的青蛙放入第 1 个族群, 排列  $r-1$  位的青蛙放入第 2 个族群, ……, 排列  $r-m+1$  位的青蛙放入第  $m$  个族群, 排列  $r-m+2$  位的青蛙放入第 1 个族群, 排列  $r-m+3$  位的青蛙放入第 2 个族群, 以此类推, 直至所有青蛙归入对应族群。

步骤 5 计算每个族群中适应度最大值和最小值, 将其作为该族群的最优解  $z_{\text{opt}}(m)$  和最劣解  $z_{\text{wst}}(m)$ , 并将所有族群  $z_{\text{opt}}(m)$  的最大值作为整个种群的全局最优解  $z_{\text{opt}}$ 。

步骤 6 在每个族群内部进行深度搜索, 对  $z_{\text{wst}}(m)$  不断执行更新操作, 直至所有个体都完成比较。

$$d' = d + (z_{\text{opt}} - z_{\text{wst}}) \text{rand}() \quad (8)$$

其中:  $d$  表示上一次青蛙个体移动步长,  $d'$  表示当前青蛙个体移动步长,  $\text{rand}()$  为  $0 \sim 1$  的随机数。

步骤 7 如果某族群经过一次深度搜索后  $z_{\text{wst}}(m)$  未发生改变, 则利用全局最优解  $z_{\text{opt}}$  来替换该族群的最优解  $z_{\text{opt}}(m)$  重新执行更新操作; 如果仍没有改变, 则随机产生  $(z_{\text{wst}}(m), z_{\text{opt}}(m))$  的任意泊松分布数来替换  $z_{\text{wst}}(m)$ 。

步骤 8 当所有族群全部执行完更新操作后, 将此时获得的全局最优解  $z_{\text{opt}}$  赋值给数组元素  $D[t]$ , 同时令  $t=t+1$  并跳转到步骤 4, 按照定义的原则重新划分族群和执行更新操作, 直到满足条件或者循环次数结束。

步骤 9 对所有的数组元素  $D[t]$  进行排序, 并按照式(7)进行小波重构, 以此获得当前最优的网络剩余流量  $f(k)$ 。

步骤 10 算法结束。

但是, 由于实际网络中链路和节点具有不同的权重, 并且为了避免在进化学习过程中过早出现局部最优现象, 簇内所有个体既要学习适应度最优解, 同时也要学习适应度最劣解经验, 以减少同样错误的发生几率。这里在更新操作中考虑权重系数  $\omega$ , 那么式(8)可变化为:

$$d' = \omega d + (z_{\text{opt}} - z_{\text{wst}}) \text{rand}() \quad (9)$$

$$\omega = \begin{cases} \omega_a + (\omega_b - \omega_a) \frac{z(m) - z_{\text{wst}}(m)}{z_{\text{avg}}(m) - z(m)}, & z(m) \leq z_{\text{avg}}(m) \\ \omega_a + (\omega_b - \omega_a) \frac{z_{\text{opt}}(m) - z(m)}{z(m) - z_{\text{avg}}(m)}, & z(m) > z_{\text{avg}}(m) \end{cases} \quad (10)$$

其中:  $\omega_b$  和  $\omega_a$  为权重系数  $\omega$  的上下限,  $z_{\text{avg}}(m)$  为该族群内的平均适应度值。

这里对上述 SASFL 算法收敛性进行说明。由于 SASFL 算法既存在族群内迭代操作, 又存在族群之间操作, 因而族群内部每次迭代只更新适应度值最差的青蛙的位置, 每次迭代都将保留群体最优位置。假设最优解  $z_{\text{opt}}(m)$  是可测的, 令可测空间  $A$  是可测度的子集, SASFL 算法满足如下条件:

$$\begin{cases} z_{\text{opt}}(m) \leq z_{\text{opt}}(x), x \in A \\ \prod_{m=1}^{\infty} (1 - p(z_{\text{opt}}(m))) = 0 \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $p(z_{\text{opt}}(m))$  为获得最优解  $z_{\text{opt}}(m)$  的概率,  $\{z_{\text{opt}}(m)\}_{m=0}^8$  是 SASFL 算法产生的序列, 则有:

$$\lim_{m \rightarrow \infty} p(z_{\text{opt}}(m)) = 1 \quad (12)$$

即算法是全局收敛的。而在 SASFL 算法中, 由于步骤 6~步骤 8 计算量均为  $O(d)$ , 排序计算量为  $O(n \log n)$ , 因而 SASFL 算法的最坏时间复杂度为:  $O(nd) + O(n \log n)$ 。

### 3 性能分析

为了验证上述 SASFL 算法的有效性, 这里结合 OPNET 和 Matlab 进行联合仿真。首先, 在 OPNET 中建立如图 1 所示的仿真网络, 设其参数为: 链路容量为 20 Mb/s, 延时 15 ms, 各节点缓存大小为 500 packets, 数据包均为 500 B。同时, 设定 SASFL 算法中的相关参数为: 族群  $m = 15$ , 小波函数为 db3, 分解层数为 12, 并且利用分形布朗运动 (Fractional Brownian Motion, FBM) 模型产生长相关参数  $H = 0.96$  的到达流量。本文将文献 [14] 建立的 SAICSA 算法以及文献 [16] 中建立的 ISM 算法与 SASFL 算法进行对比分析, 在图 2 中显示了移出链路  $e_{gk}$  之后这三种算法在 100 s 内的生存性变化情况。从图 2 的整体情况可以看出, SASFL 算法的网络生存性明显优于其他两种算法, 只是在  $t = 80$  s 处 SAICSA 算法要好于 SASFL 算法, 其原因可能是流量突发造成的影响。而 SASFL 算法与 ISM 算法相比, SASFL 算法则表现出一定的优势。

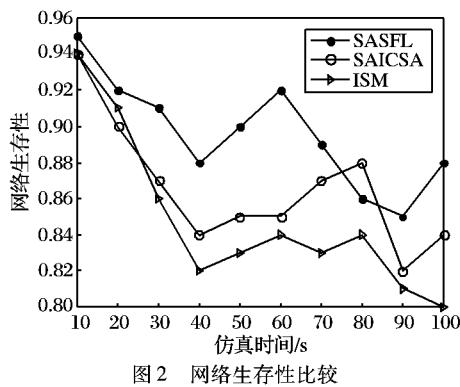


图 2 网络生存性比较

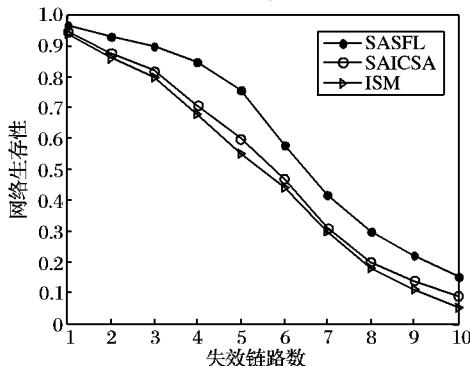


图 3 网络生存性与失效链路数之间的关系

其次, 图 3 显示了三种算法的网络生存性与失效链路数之间的变化趋势。可以看出, 当失效链路数增加时, 三种算法生存性随之降低。当失效链路数较少时, 三种算法的生存性较为接近; 但是当失效链路数较大时, SASFL 算法相比于其他两种算法而言, 其下降速度较慢, 说明具有更强的网络抗毁能力。表 1 中列出了这三种算法的生存性数据比较。

为了进一步讨论 SASFL 算法的有效性, 这里深入研究了影响算法性能的因素。图 4 给出了不同族群数 ( $m$ ) 下网络生存性与失效链路数之间的变化关系。从图 4 可以看出, 随着失效链路数的增加, 网络生存性呈现出下降趋势。当失效链

路数较小时,  $m$  值越大对应的网络生存性越大; 当失效链路数较大时,  $m$  值越大对应的网络生存性越小。这说明在失效链路较少时, 采用 SASFL 算法应当适当提高族群数量, 而在失效链路较多时, 应当适当减少族群数量。

表 1 网络生存性数据信息

算法	失效链路数				
	2	4	6	8	10
SASFL	0.93	0.85	0.58	0.30	0.15
SAICSA	0.88	0.71	0.47	0.20	0.09
ISM	0.86	0.68	0.44	0.18	0.05

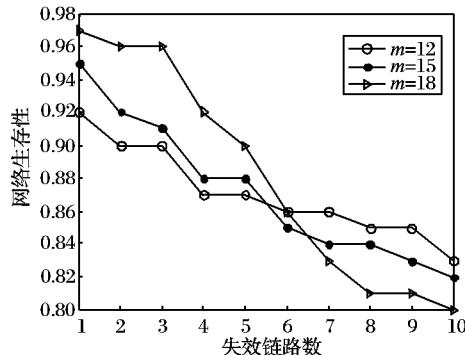


图 4 不同族群数下网络生存性的变化情况

同时, 在图 5 中显示了族群内部包含不同青蛙个体数目 ( $q$ ) 下, 网络生存性与失效链路数之间的变化关系。类似于图 4 中的情况, 网络生存性与失效链路数表现出负相关, 并且当失效链路数较小时,  $q$  值越大对应的网络生存性越小, 而失效链路数较大时情况正好相反。由于 SASFL 算法中针对到达流量进行小波变换后获得的小波系数总量是一定的, 采用本文提出的划分族群原则, 族群内部包含的青蛙个体数目越多必然族群数越少。那么结合图 4 的研究结果可以看出, 图 5 所获得的结论是与其一致的, 这也验证了算法的有效性。

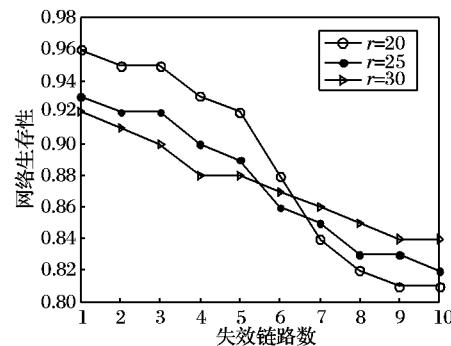


图 5 不同族内数目下网络生存性的变化情况

进一步地, 图 6 给出了不同权重系数 ( $\omega$ ) 下网络生存性的演化趋势。从图 6 可以看出: 在仿真初始阶段, 权重系数越大对应的网络生存性越大; 而在仿真后期, 情况正好发生突变, 权重系数越大对应的网络生存性反而越小。这是由于: 在初始阶段, 族群内部绝大多数个体还处于性能较差的状态, 这时权重系数越大越能够增加适应度的学习; 当处于后期时, 绝大多数个体经过进化后性能有了较大幅度提高, 这时如果再加大适应度的学习反而不利于最优解的生成。同时, 图 7 显示了网络生存性与权重系数之间的变化关系。从整体情况上来说, 随着权重系数的增加, 网络生存性先呈现出增加趋势, 达到极大值后呈现出降低趋势。这说明并非一味地增加权重系数能够获得最佳的网络生存性, 必须结合实际情况来配置相关参数。

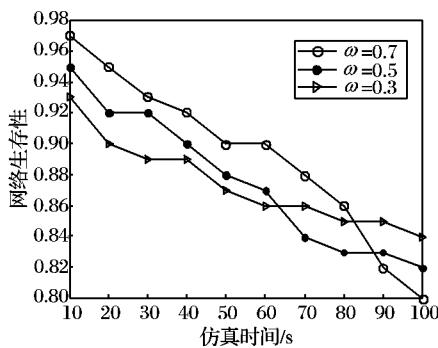


图 6 不同权重系数下网络生存性的变化情况

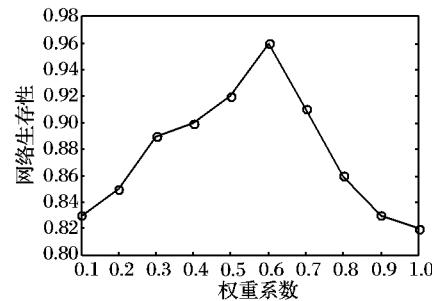


图 7 网络生存性与权重系数之间的变化关系

最后,将小波分解层次  $j$  进行变化,观察它与网络生存性之间的关系,如图 8 所示。从图 8 可以看出,随着分解层次  $j$  的增加,网络生存性起初也呈现出先上升后下降的趋势,直至平稳。由于在小波变换技术中,目前对于何种数据流采用何种小波基以及分解到哪一层时性能最优,尚未得出统一的结论,所以只有通过多次反复实验来评价当前采用的小波基和分解层次的性能状况。

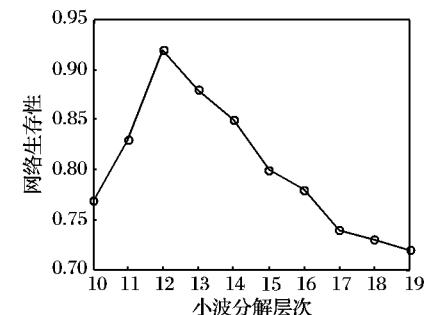


图 8 网络生存性与小波分解层次之间的变化关系

#### 4 结语

本文针对网络生存性刻画精度不高的问题,利用混合蛙跳提出了一种新的刻画方法 SASFL。该方法结合小波变换对

到达流量进行分解,并基于混合蛙跳对分解得到的小波系数进行寻优操作,同时根据实际网络的失效链路状况来获得剩余流量。同时,通过仿真实验深入分析了影响该方法性能的各种因素,详细讨论了网络生存性与失效链路数、簇群数、权重系数等参数之间的关系,结果表明 SASFL 具有较好的适应性。在后续研究中,可以考虑结合网络有效性和抗毁性进行动态关联建模,以形成较为完善的评价体系。

#### 参考文献:

- [1] LIN Y K. Reliability of a computer network in case capacity weight varying with arcs, nodes and types of commodity [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2007, 92(5): 646 – 652.
- [2] GUNAWAN I. Redundant paths and reliability bounds in gamma networks [J]. Applied Mathematical Modeling, 2008, 32(4): 588 – 594.
- [3] 王超, 马建峰. 可生存网络系统的构建方法 [J]. 电子学报, 2005, 33(12A): 2336 – 2341.
- [4] 郑吉平, 秦小麟, 管致锦, 等. 可生存性 MLS/DBMS 中基于隐蔽通道的恶意事务检测 [J]. 电子学报, 2009, 37(6): 1264 – 1269.
- [5] 丁宇光, 刘文杰, 王卫林, 等. 基于 QoS 约束的计算能力调度算法研究 [J]. 四川理工学院学报: 自然科学版, 2012, 25(3): 47 – 50.
- [6] 赵二虎, 阳小龙, 彭云峰, 等. CPSM: 一种增强 IP 网络生存性的客户端主动服务漂移模型 [J]. 电子学报, 2010, 38(9): 2134 – 2139.
- [7] 林闻, 汪洋, 李泉林. 网络安全的随机模型方法与评价技术 [J]. 计算机学报, 2005, 35(12): 1943 – 1956.
- [8] 潘晏涛, 彭伟, 卢锡城. 求解传感器网络最大生存时间的最大流算法 [J]. 国防科技大学学报, 2006, 28(3): 59 – 63.
- [9] 皇甫伟, 容鹏, 曾烈光. SDH 自愈环生存性定量分析 [J]. 电子学报, 2001, 29(11): 1558 – 1560.
- [10] 林绵峰, 张杰, 方来付, 等. 基于两级业务交叉连接节点的光网络的生存性问题 [J]. 电子学报, 2002, 30(11): 1697 – 1700.
- [11] 骆剑平, 李霞, 陈泯融. 混合蛙跳算法的 Markov 模型及其收敛性分析 [J]. 电子学报, 2010, 38(12): 2875 – 2880.
- [12] 丁卫平, 王建东, 管致锦. 基于量子蛙跳协同进化的粗糙属性快速约简 [J]. 电子学报, 2011, 39(11): 2597 – 2603.
- [13] 李亚峰, 冯象初. 去除乘性噪声的小波变分模型 [J]. 电子学报, 2012, 40(3): 477 – 482.
- [14] 段摸意. 基于免疫克隆模拟退火算法的网络生存性研究 [J]. 计算机工程与设计, 2012, 33(12): 4436 – 4439.
- [15] 郭业才, 王丽华. 模糊神经网络控制的混合小波神经网络盲均衡算法 [J]. 电子学报, 2011, 39(4): 975 – 980.
- [16] 赵二虎, 阳小龙, 徐杰, 等. ISM: 漂移意图可感知的 IP 网络生存性服务提供模型 [J]. 电子学报, 2011, 39(12): 2768 – 2775.

(上接第 2741 页)

- [4] DIMITRIJEVIC B, NIKOLIC Z, MILOSEVIC N. Performance improvement of MDPSK signal reception in the presence of carrier frequency offset [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012, 61(1): 381 – 385.
- [5] Special Committee 159 (SC-159). GNSS-based precision approach Local Area Augmentation System (LAAS) signal-in-space Interface Control Document (ICD) [R]. Washington, DC: RCTA, 2008: 9 – 22.
- [6] SKLAR B. 数字通信 [M]. 徐平平, 译. 2 版. 北京: 电子工业出版社, 2010: 158 – 161.
- [7] VITERBI A J. CDMA 扩频通信原理 [M]. 李世鹤, 译. 北京: 人民邮电出版社, 1996: 42 – 47.
- [8] BROWN J L. Generating uncorrelated random outputs by nonlinear processing of a single noise source [J]. IEEE Transactions on Applications and Industry, 1964, 83(15): 408 – 410.
- [9] 苏彦新. 无线电抗干扰通信原理及应用 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2005: 21 – 25.
- [10] 达新宇, 陈树新, 付晓. 通信原理教程 [M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2005: 162 – 172.
- [11] 高西全, 丁玉美. 数字信号处理 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2008: 21 – 29.
- [12] 赵树杰. 信号检测与估计 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1998: 210 – 230.