

文章编号: 1001-0920(2008)04-0372-06

动态电源管理超时策略自适应优化算法

江琦, 奚宏生, 殷保群

(中国科学技术大学 自动化系, 合肥 230027)

摘要: 基于强化学习的方法, 提出一种动态电源管理超时策略自适应在线优化算法. 构建基于超时策略动态电源管理系统的半 Markov 控制过程模型, 将动态电源管理问题转化为一个带约束的优化问题. 利用此模型的动态结构特性, 结合在线梯度估计与随机逼近推导超时策略的在线优化算法. 该算法自适应性强, 计算量小, 具有全局收敛性. 通过无线网络通信节点动态电源管理的应用仿真验证了算法的有效性.

关键词: 动态电源管理; 超时策略; 半 Markov 控制过程; 强化学习; 在线优化

中图分类号: TP202 **文献标识码:** A

Adaptive optimization algorithm of timeout policy for dynamic power management

JIAN G Qi, XI Hong-sheng, YIN Bao-qun

(Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China. Correspondent: JIANG Qi, E-mail: jiangqi@mail.ustc.edu.cn)

Abstract: Based on reinforcement learning, an adaptive online optimization algorithm of timeout policy is proposed for dynamic power management. A semi-Markov control processes based analytic framework is introduced for timeout policy driven power managed systems. Then an adaptive optimization algorithm that combines gradient estimation online and stochastic approximation is derived. This algorithm doesn't depend on the prior knowledge of system parameters, and can achieve global optimum with less computational cost. As an illustrative example, the dynamic power management for wireless communication devices is formulated, and simulation results show the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: Dynamic power management; Timeout policy; Semi-Markov control processes; Reinforcement learning; Optimization online

1 引言

动态电源管理是一种系统级的功耗控制技术, 广泛应用于便携式电子装置、移动通信终端以及网络设备的功耗控制. 在实际使用中, 系统组件的工作负荷随时间动态变化, 动态电源管理通过将负荷较轻的组件切换到较低功耗(对应于较低的性能)的运行状态, 在满足性能要求的同时, 降低系统的功耗. 功耗控制的效果取决于动态电源管理策略的优劣, 其策略的选取是一个在性能约束下最小功耗的带约束优化问题.

通常采用的系统级动态电源管理策略可分为 3 类^[1]: 1) 预测式的策略^[2,3], 基于工作负荷具有相关

性的前提, 当电源管理控制器预测系统组件的下一个空闲周期大于设定值时, 将系统组件在转为空闲的时刻切换到低功耗的状态. 2) 随机型策略, 离散时间状态驱动^[4,5]或连续时间事件驱动^[6,8], 基于随机分析模型从系统整体的角度进行性能与功耗的均衡, 应用效果取决于系统模型的精确性和策略优化算法的有效性. 3) 超时(Timeout)策略, 将系统组件在持续空闲设定的时间间隔(超时阈值)后切换到低功耗状态, 包括固定阈值^[9]和自适应阈值^[10,11]超时策略.

超时策略具有简单易实现的特点, 在多种应用环境中能够取得较好的应用效果, 作为一种工业标准在实际系统中广泛采用, 如 MS Windows 和 IEEE

收稿日期: 2006-12-13; 修回日期: 2007-04-29.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60774038, 60574065); 国家 863 计划项目(2006AA01Z114); 安徽省自然科学基金项目(050420301, 070412063); 中国科学技术大学研究生创新基金项目(KD2006036).

作者简介: 江琦(1967—), 男, 安徽歙县人, 博士生, 从事信息网络的性能分析与优化的研究; 奚宏生(1950—), 男, 上海人, 教授, 博士生导师, 从事离散事件动态系统、信息网络的性能分析与优化等研究.

802.11g. 由于缺乏有效的系统分析模型和相应的优化方法, 局限了超时策略的应用效果, 通常认为超时策略是一种探索式策略, 不能达到最优的应用效果^[12,13]. 文献[14]运用排队理论研究超时策略的优化问题, 将无线网络通信节点的动态电源管理问题描述为一个带休假机制和注意广度的 $M/G/1/k$ 排队过程, 进而给出数值计算方法, 提出一种基于服务到达强度阈值的超时策略. 其结果等效为一种确定型的随机策略, 难以满足性能约束紧迫时的优化要求. 文献[15]将连续时间 Markov 模型^[6]推广应用于采用超时策略的动态电源管理系统, 运用摄动分析的方法, 提出了离线计算和在线优化算法. 该模型用 n 个到达率为 $n/$ 的 Poisson 到达来近似具有恒定时间分布的在空闲状态持续 时间转换至休眠状态这一过程. 这样的近似基于中心极限定理, 当 n 足够大时, 才能有较好的近似效果, 但随着 n 取值的增大, 其优化算法的计算量随之增大, 同时这 n 个指数分布过程的状态转移不可观, 在线优化算法的实现受到局限.

本文提出一种基于超时策略动态电源管理系统的半 Markov 控制过程分析模型, 从系统整体的角度进行性能和功耗的均衡. 在此模型的基础上, 基于策略梯度的强化学习方法提出了在线自适应超时策略优化算法. 半 Markov 控制过程模型对系统的动态特性描述精确, 优化算法不依赖系统参数的信息, 自适应性强; 无需计算各状态的性能势或其他相关量(如 Q -因子等), 计算量和所需的存储空间小, 可有效提高算法的实时性; 算法具有全局收敛性, 克服了梯度方法的固有局限, 保证了算法的应用效果. 通过无线网络通信节点动态电源管理的应用仿真实验可验证算法的有效性.

2 系统随机分析模型

2.1 动态电源管理问题

系统级的动态电源管理与环境进行在线交互, 在系统运行过程中根据工作负荷的变化, 动态地改变系统组件的运行状态, 以最小的功耗提供满意的性能. 动态电源管理系统的可管理电源组件能够提供多种运行状态, 对应不同的工作性能和功率消耗, 包括一些活跃的和不活跃的运行状态. 可管理电源组件根据电源管理控制器的控制指令, 进行运行状态的切换. 将系统组件切换到低功耗运行状态的同时, 也相应降低了系统组件工作性能, 同时运行状态的切换需要消耗一定的能量和一定的转换时间, 使得功耗增加和性能降低. 不适当的切换非但不能带来功耗的降低, 而且导致较大的性能损失. 电源管理策略的选取即在系统的性能和功耗间寻求平衡, 策

略优化即寻求一种达到边界最优的策略.

动态电源管理系统可抽象为 3 部分组成: 等待服务的队列 (SQ)、服务处理器 (SP)、电源管理控制器 (PM). 到达系统的服务请求由系统所处的工作环境决定, 系统提供一定容量的等待队列 SQ, 存储未能及时得到服务的请求, SP 能够提供多种运行状态(对应于不同的服务率和功耗), 按照 PM 的控制指令进行运行状态的切换. PM 根据系统的运行情况和电源管理策略, 发布控制指令, 将 SP 切换到合适的运行状态. 动态电源管理问题即根据所处的环境, 寻找一种最优控制策略, 对 SP 的运行状态进行切换控制, 目标是使系统在满足性能要求的同时, 功率消耗最小.

采用超时策略的动态电源管理系统, SP 有 3 种运行状态: 工作、空闲和休眠. SP 完成当前系统中的服务请求后, 处于空闲状态. 空闲持续时间达到超时策略设定的时间阈值 时, PM 发布控制指令将 SP 转换至休眠状态, 以减少功率消耗. 当 SP 处于休眠状态, 有服务请求到达, 则启动唤醒机制, 将 SP 唤醒, 转换至工作状态提供服务. 超时策略利用超时阈值 均衡系统的性能与功耗.

在实际应用中, 服务请求到达的时间间隔、所需的处理时间、工作负荷的变化具有随机性, 满足或近似满足某种概率分布, 可以通过建立随机模型来描述和求解动态电源管理问题. 采用超时策略的动态电源管理系统转换到休眠状态之前在空闲状态的持续时间是一个恒定值, 不满足指数分布的假设, 可以用一个半 Markov 过程来描述系统的动态, 从而将动态电源管理问题转化为一个半 Markov 控制过程的策略优化问题.

2.2 半 Markov 控制过程模型

考虑处于某种工作环境中的动态电源管理系统, 为单一种类的服务请求提供服务. 服务请求到达满足 Poisson 分布, 到达率为 λ . 设 SQ 容量为 N , 排队规则为 FIFO, SP 对服务请求的处理时间服从指数分布, 服务率为 μ , 功率消耗为 c_p , 系统处于空闲和休眠时的功率消耗分别为 c_i 和 c_s , 空闲至休眠、休眠至工作状态之间的转换, 所需时间服从 $T_s \pm T$ 上的均匀分布, 转换过程的功率消耗以 c_k 表示.

PM 监控系统的运行情况, 根据超时策略确定控制行动. 其策略可以用超时阈值 来表示, 策略的取值范围为 $0 < \tau < \infty$.

以空闲、空闲至休眠、休眠、休眠至工作及工作状态时系统中服务请求的个数作为系统的状态, 并以自然数列标记, 则系统的状态空间为

$$S = \{0, 1, \dots, N\} \cup \{N+1, N+2, \dots\}$$

$$\{i, (i, s), s, (s, a), (a, 1), \dots, (a, N)\} = \{1, 2, \dots, N + 4\}.$$

在超时策略的驱动下,系统的状态演化可以用一个半 Markov 过程 $\{S, Q(\cdot, t)\}$ 来描述,其中 $Q(\cdot, t) = [Q_{ij}(\cdot, t)]$, $i, j \in S$ 为状态的持续时间与下一个转移到状态的联合概率分布. 状态之间的转移概率为 $Q_{ij}(\cdot) = \lim_t Q_{ij}(\cdot, t)$, 在状态 $i \in S$ 持续时间的均值为 $m_i(\cdot) = \int_{j \in S} \int_0^\infty t Q_{ij}(\cdot, dt)$. 转移速率 $\lambda_i(\cdot) = 1/m_i(\cdot)$. 拟无穷小矩阵定义为

$$A(\cdot) = [a_{ij}(\cdot)],$$

$$a_{ij}(\cdot) = -\lambda_i(\cdot)(I_{ij} - Q_{ij}(\cdot)),$$

其中

$$I_{ij} = \begin{cases} 1, & i = j; \\ 0, & i \neq j. \end{cases}$$

在超时策略控制下,系统在状态 $i = 1$ 持续时间达到超时阈值时,转移至状态 $j = 2$; 若在状态 $i = 1$ 持续时间未满足超时阈值时,有服务请求到达,则转移至状态 $j = 5$, 此时在状态 $i = 1$ 的持续时间满足 $1/\lambda_1$ 的指数分布. 与状态 $i = 1$ 相关的状态转移概率为

$$Q_{15}(\cdot) = \lim_t Q_{15}(\cdot, t) = 1 - e^{-\lambda_1 t},$$

$$Q_{12}(\cdot) = \lim_t Q_{12}(\cdot, t) = e^{-\lambda_1 t}.$$

在状态 $i = 1$ 的平均逗留时间和转移速率为

$$m_1(\cdot) = \int_0^\infty t e^{-\lambda_1 t} dt + e^{-\lambda_1 t} = \frac{1}{\lambda_1} - \frac{1}{\lambda_1} e^{-\lambda_1 t},$$

$$\lambda_1(\cdot) = \frac{1}{m_1(\cdot)} = \frac{\lambda_1}{1 - e^{-\lambda_1 t}}.$$

则

$$a_{15}(\cdot) = -\lambda_1(\cdot) Q_{15}(\cdot) = -\frac{\lambda_1}{1 - e^{-\lambda_1 t}} (1 - e^{-\lambda_1 t}) = -\lambda_1,$$

$$a_{12}(\cdot) = -\lambda_1(\cdot) Q_{12}(\cdot) = -\frac{\lambda_1}{1 - e^{-\lambda_1 t}} e^{-\lambda_1 t} = \frac{\lambda_1}{e^{-\lambda_1 t} - 1}.$$

其他状态的相关项不涉及策略, 可以用同样方法求取.

半 Markov 过程的拟无穷小矩阵为

$$A(\cdot) = \begin{bmatrix} -\lambda_1 & \frac{\lambda_1}{e^{-\lambda_1 t} - 1} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & -\lambda_2 & s_0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & -\lambda_3 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\lambda_4 & s_1 & \dots & s_N \\ \mu & 0 & 0 & 0 & -\lambda_5 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \ddots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & -\lambda_{N+4} \end{bmatrix}. \quad (1)$$

对于 $\forall \lambda_i > 0, A(\cdot)$ 不可约, 系统的稳态概率存在且唯一, 记为 $p(\cdot) = (p_1(\cdot), p_2(\cdot), \dots, p_{N+4}(\cdot))$, 满足平衡方程

$$p(\cdot) A(\cdot) = 0, A(\cdot) e = 0, p(\cdot) e = 1, \quad (2)$$

其中 $e = (1, 1, \dots, 1)^T$. 控制行动集 $D = \{d_k\}$, 其中 d_k 表示将系统从空闲状态切换至休眠状态.

定义系统的性能函数 $f^p: S \rightarrow R$, 有界, 其向量形式为 $f^p = (f_1^p, f_2^p, \dots, f_{N+4}^p)$, 系统的平均性能测度为

$$p(\cdot) = \sum_{i=1}^{N+4} p_i(\cdot) f_i^p.$$

功耗函数 $f^c: S \rightarrow R$, 有界, 其向量形式为 $f^c = (f_1^c, f_2^c, \dots, f_{N+4}^c)$, 对应于各状态的功率消耗, 系统的平均功耗测度为

$$c(\cdot) = \sum_{i=1}^{N+4} p_i(\cdot) f_i^c.$$

动态电源管理系统的半 Markov 控制过程模型描述为

$$\{S, A(\cdot), D, (f^p, f^c), (p(\cdot), c(\cdot))\}.$$

动态电源管理的策略优化转化为一个带约束的优化问题, 即寻找一个最优控制策略 π^* , 在满足系统性能要求 G 的条件下, 使得系统的功耗最小

$$PO: \min_{\{0, \dots\}} c(\cdot),$$

$$s. t. p(\cdot) \in G. \quad (3)$$

3 超时策略的在线优化

超时策略在连续的参数空间中取值, 适用于策略梯度法进行优化^[16]. 当系统参数已知或能够通过仿真的方法预先获取时, 可以通过数值计算的方法进行超时策略的离线优化. 由于动态电源管理系统实际应用环境的复杂性, 系统参数通常难以预先获取且具有时变的特点. 针对这样的应用情况, 结合策略梯度的在线估计与随机逼近提出一种在线自适应优化算法.

3.1 在线学习估计策略梯度

设 $\{X_t, t \geq 0\}$ 为在策略 π 驱动下 SMCP 的一条样本轨道, 对应于性能函数 f , 定义^[17]

$$g_i(\cdot) = E \left[\int_0^\infty (f(X_t) - v(\cdot)) dt \mid X_0 = i \right] \quad (4)$$

为状态 i 的半 Markov 性能势, 这里 $t = 0$ 是状态转移时刻. 性能势向量 $g(\cdot) = (g_i(\cdot), i \in S)^T$. 可以验证 $g(\cdot)$ 满足 Poisson 方程

$$A(\cdot) g(\cdot) = -f + v(\cdot) e. \quad (5)$$

将式(5)两边对 π 求导, 结合平衡方程(2), 可得性能关于策略参数 π 的梯度公式^[17] 为

$$\nabla(\cdot) = \sum_{j \in S} p_j(\cdot) \sum_{j \in S} \nabla a_{ij}(\cdot) \cdot g_j(\cdot). \quad (6)$$



由

$$a_{ii}(\cdot) = - \sum_{j \in S, j \neq i} a_{ij}(\cdot), i \in S,$$

$$a_{ij}(\cdot) \geq 0, i, j \in S,$$

式(6)可以改写成

$$\begin{aligned} \nabla(\cdot) = & \sum_{i \in S} p_i(\cdot) \sum_{j \in S_i} \nabla a_{ij}(\cdot) (g_j(\cdot) - g_i(\cdot)) = \\ & \sum_{i \in S} p_i(\cdot) \sum_{j \in S_i} a_{ij}(\cdot) (g_j(\cdot) - g_i(\cdot)) \nabla a_{ij}(\cdot) / a_{ij}(\cdot), \end{aligned} \quad (7)$$

式中 $S_i = \{j : a_{ij}(\cdot) > 0, j \in S\}$. $p_i(\cdot) \cdot a_{ij}(\cdot)$ 具有明确的物理意义,即稳态时单位时间内该过程从状态 i 转移至状态 j 的次数.

由拟无穷小矩阵(1),有

$$\begin{aligned} \nabla a_{12}(\cdot) &= \frac{-(e^{-\lambda} - 1)}{(e^{-\lambda} - 1)^2} = -\frac{e^{-\lambda}}{(e^{-\lambda} - 1)^2}, \\ \frac{\nabla a_{12}(\cdot)}{a_{12}(\cdot)} &= \frac{-e^{-\lambda}}{e^{-\lambda} - 1} = \frac{1}{1 - e^{-\lambda}} = -\frac{1}{m_1(\cdot)}. \end{aligned}$$

其余项 $\nabla a_{ij}(\cdot) = 0, i \neq j$. 故策略梯度

$$\nabla(\cdot) = -p_1(\cdot) a_{12}(\cdot) (g_2(\cdot) - g_1(\cdot)) \frac{1}{m_1(\cdot)}. \quad (8)$$

设 $i^* \in S$ 是一个正常返状态,在 $\{X_t, t \geq 0\}$ 中, t_m 是第 m 次抵达 i^* 的时间. $\{X_t, t \geq 0\}$ 在每一时刻 t_m 后的延续在统计意义上以概率 1 等价, t_m 为再生时刻, i^* 为再生状态, $\{X_t, t \geq 0\}$ 为一个再生过程, $\{X_t, t_m \leq t < t_{m+1}\}$ 为第 m 个再生周期,周期的长度 $T_m = t_{m+1} - t_m$. t_m^n 表示在此周期中第 n 次状态转移发生的时刻,两次状态转移之间 $\{X_t, t_m^n \leq t < t_m^{n+1}\}$ 右连续,其状态用 i_m^n 表示,状态逗留时间 $T_m^n = t_m^{n+1} - t_m^n$,第 m 个再生周期中发生的状态转移次数用 n_m 表示. 对于固定的 $\{X_t, t \geq 0\}$ 在每一再生周期中独立同分布,随机变量 T_m 独立同分布,具有有限均值.

根据式(4),可以用下式来估计 $g_i(\cdot)$:

$$\begin{cases} \hat{g}_{i_m^n}(\cdot) = \sum_{k=n}^{n_m} (f_{i_m^k} - \hat{\Lambda}(\cdot)) T_m^k, \\ \hat{\Lambda}(\cdot) = \frac{1}{T_m} \sum_{n=1}^{n_m} f_{i_m^n} T_m^n. \end{cases} \quad (9)$$

由式(7)和(9),可以在第 m 个再生周期得到 $\nabla(\cdot)$ 的一个估计

$$\begin{aligned} \nabla_m(\cdot) = & \frac{1}{T_m} \sum_{n=1}^{n_m} (\hat{g}_{i_m^{n+1}}(\cdot) - \hat{g}_{i_m^n}(\cdot)) \frac{\nabla a_{i_m^n i_m^{n+1}}(\cdot)}{\nabla a_{i_m^n i_m^{n+1}}(\cdot)}. \end{aligned}$$

在不同的再生周期 m 中,随机变量 $\nabla_m(\cdot)$ 独立同

分布,可以证明, $\nabla_m(\cdot)$ 是 $\nabla(\cdot)$ 的一个误差有界的无偏估计. 结合式(8),得到关于超时策略的在线梯度估计式

$$\nabla_m(\cdot) = \sum_{n=1}^{n_m} (f_{i_m^n} - \hat{\Lambda}_m(\cdot)) T_m^n I, \quad n_k \leq n < n_{k+1} \quad (10)$$

式中: $I(\cdot)$ 为示性函数, n_k 为在周期 m 中第 k 次抵达状态 2 时的状态转移次数, $n_k = \min\{n : n_{k-1} < n < n_k, i_m^n = 1\}$. 根据式(10)进行在线梯度估计不依赖系统参数的信息,如状态逗留时间的分布(半 Markov 核),只要系统状态可观,性能函数已知,即可进行在线估计.

3.2 随机逼近优化策略

系统的实际运行,提供了一条样本轨道,基于该样本轨道的第 m 个再生周期,通过在线学习,得到性能测度 $J(\cdot)$ 关于 θ 的带有有界随机误差的无偏梯度估计 $\nabla_m(\cdot)$,进而结合如下形式的 RM 随机逼近算法^[18],即可在下一个再生周期的开始时刻进行策略改进:

$$\theta_{m+1} = [\theta_m + \alpha_m \nabla_m(\cdot)]$$

式中: $[\cdot]$ 表示到 $[0, \infty)$ 上的投影算子; $\alpha_m (m = 1, 2, \dots)$ 是一个正的步长序列,满足

$$\sum_{m=1}^{\infty} \alpha_m = \infty, \quad \sum_{m=1}^{\infty} \alpha_m^2 < \infty.$$

算法 1 超时策略在线自适应优化算法.

Step 1: 初始化,选择初始策略 θ_0 ,再生状态 i^* ,置 $m = 1, n = 1$,初始状态 $i_m^n = i_0, t_m^n = 0$,运行系统;

Step 2: 观测系统的运行,记录系统下一次状态转移发生的时刻 t_m^{n+1} 和转移到的状态 i_m^{n+1} ;

Step 3: 计算当前状态逗留的时间

$$\begin{aligned} T_m^n &= t_m^{n+1} - t_m^n, \\ F_m &= F_m + f_{i_m^n}^p T_m^n, \\ C_m &= C_m + f_{i_m^n}^c T_m^n; \end{aligned}$$

Step 4: 若 $i_m^{n+1} = i^*$,则计算

$$\begin{aligned} T_m &= t_m^{n+1} - t_m^n, \bar{F}_m = F_m / T_m, \bar{C}_m = C_m / T_m, \\ \nabla_m^p &= \sum_{n=1}^{n_m} (f_{i_m^n}^p - \bar{F}_m) T_m^n I(n_k \leq n < n_{k+1}), \\ \nabla_m^c &= \sum_{n=1}^{n_m} (f_{i_m^n}^c - \bar{C}_m) T_m^n I(n_k \leq n < n_{k+1}), \end{aligned}$$

否则, $n = n + 1$,转 Step 2;

Step 5: 若 $\bar{F}_m > G$,则 $\theta_{m+1} = \theta_m + \alpha_m \nabla_m^p$,否则

$$\theta_{m+1} = \theta_m - \alpha_m \nabla_m^c;$$

Step 6: 更新超时策略,置 $i_{m+1}^1 = i^*, t_{m+1}^1 =$

$t_m^{n+1}, n = 1, m = m + 1$, 转 Step2.

由于 $p(\cdot)$ 和 $c(\cdot)$ 是 $[0, \infty)$ 的单调函数, 设

$$p^* = \arg \min_{p(\cdot) \in G, [0, \infty)} c(\cdot).$$

给定初始策略 $\forall \theta_0 \in [0, \infty)$, 可以证明^[18], 算法 1 产生的随机序列 $\{\theta_m, m = 1, 2, \dots\}$, 以概率 1 收敛到最优超时策略, 即 $\lim_{m \rightarrow \infty} \theta_m = p^*$, w. p. 1.

4 应用仿真

考虑无线网络中的一对收发通信节点^[14], 发送端将本地产生的数据传送到接收端, 接收端接收发送端传送的数据. 当数据接收完毕处于空闲时, 可以选择一直处于接收状态, 一旦有新的数据需要传送, 即可及时进行. 但空闲时处于接收状态, 功耗较高, 可以将节点切换至低功耗的休眠状态, 以节省功率消耗. 此时若有数据需要传送时, 需要唤醒接收节点, 转换至接收状态, 才能进行数据的传送. 接收状态与休眠状态的转换需要一定的能量消耗和转换时间, 用于程序写入或导出存储区、振荡电路的关闭、启动和同步等. 不恰当的转换不但不能带来功耗的减少, 反而导致性能的降低.

接收端的唤醒采用 On-demand 机制^[14], 即发送端有数据到达需传送时, 通过辅助控制信道启动接收端的唤醒机制. 当发送端有未能及时传送的数据时, 进入数据缓存区等待传送. 采用超时策略进行动态电源管理, 在系统空闲的时间达到设定的阈值时, 将接收端转换至休眠状态. 目标是在满足系统性能要求的同时, 降低系统功耗.

设需要传送数据的到达满足 Poisson 分布, 到达率为 λ , 数据传送时间满足均值为 $1/\mu$ 的指数分布, 运行状态之间的转换时间服从 $T_s \pm T$ 上的均匀分布. 构造该问题的 SMCP 模型, 运用算法 1 优化超时策略, 通过仿真验证算法的有效性.

仿真参数如下: 各状态的功耗和状态之间的转换时间如表 1 所示, 数据传送处理速率 $\mu = 1$, 系统中等待传送的数据队列 SQ 的容量为 2, 以平均队列长度(AQL) 作为性能测度, 系统的设计性能要求 AQL = 0.58.

表 1 仿真参数

运行状态	工作	空闲	睡眠	休眠	工作	空闲	休眠
功耗/W	2.5	2.0	0.1	1.5	2.5	2.0	1.0
转换时间/s	NA	NA	NA	1.0 ± 0.2	1.0 ± 0.2	NA	NA

仿真中采用不同的到达率 λ 测评算法 1 在不同应用环境中的自适应性, 算法采用随机逼近步长序列 $\theta_m = 1/m, m = 1, 2, \dots$. 图 1, 图 2 显示了算法 1 在不同的到达率 λ 下, 以较快的速度收敛到最优超时

策略 p^* , 在满足设计性能要求的同时, 达到最小功耗. 图中所示策略为超时阈值 θ/s .

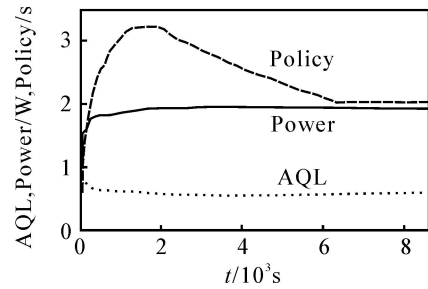


图 1 算法的收敛过程 ($\lambda = 0.50$)

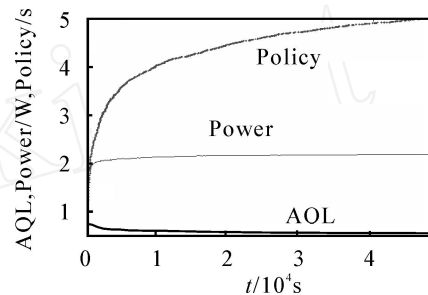


图 2 算法的收敛过程 ($\lambda = 0.60$)

图 3 所示为算法 1 优化的超时策略、最优随机策略^[8] 和基于到达率阈值超时策略^[14] 在不同到达率 λ 下的应用效果. 从图 3 中可以看出, 算法 1 优化的超时策略与最优随机策略具有相同的应用效果, 在满足系统设计性能要求的同时, 有效地降低了系统功耗. 而基于到达率阈值超时策略由于等同于确定型随机策略, 对功耗与性能的均衡难以取得理想的效果.

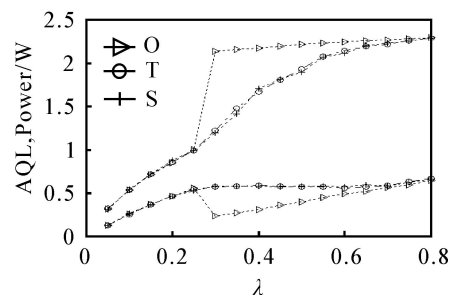


图 3 策略优化应用效果比较

5 结论

本文针对采用超时策略的动态电源管理系统的动态特性, 构建基于半 Markov 控制过程的性能分析与优化模型. 在此基础上, 针对系统参数未知情况下的应用, 提出了一种结合策略梯度估计与随机逼近的在线自适应超时策略优化算法. 半 Markov 控制过程模型对采用超时策略的动态电源管理系统描述精确, 在线优化算法自适应性强、计算量小, 具有较高的实际应用价值.

参考文献(References)

- [1] Lu Y H, De Micheli G. Comparing system-level power management policies[J]. IEEE Design Test Computers, 2001, 18(2): 10-19.
- [2] Srivastava M, Chandrakasan A, Brodersen R. Predictive system shutdown and other architectural techniques for energy efficient programmable computation [J]. IEEE Trans on Very Large Scale Integration Systems, 1996, 4(1): 42-55.
- [3] Abbasian A, Hatami S, Afzali-Kusha A, et al. Event-driven dynamic power management based on wavelet forecasting theory [C]. Proc IEEE Int Symposium Circuits Systems. Piscataway: IEEE Press, 2004: 325-328.
- [4] Benini L, Bogliolo A, Paleologo G A, et al. Policy optimization for dynamic power management [J]. IEEE Trans on Computer-aided Design Integrated Circuits Systems, 1999, 18(6): 813-833.
- [5] Chung E Y, Benini L, Bogliolo A, et al. Dynamic power management for non-stationary service requests [J]. IEEE Trans on Computer, 2002, 51(11): 1345-1361.
- [6] Qiu Q, Wu Q, Pedram M. Stochastic modeling of a power-managed system —Construction and optimization [J]. IEEE Trans on Computer-aided Design Integrated Circuits Systems, 2001, 20(10): 1200-1217.
- [7] Simunic T, Benini L, Glynn P, et al. Event-driven power management [J]. IEEE Trans on Computer-aided Design Integrated Circuits Systems, 2001, 20(7): 840-857.
- [8] 江琦, 奚宏生, 殷保群. 动态电源管理的随机切换模型与在线优化[J]. 自动化学报, 2007, 33(1): 66-71.
(Jiang Qi, Xi Hong-sheng, Yin Bao-qun. Stochastic switching model and policy optimization online for dynamic power management [J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(1): 66-71.)
- [9] Greenawalt P. Modeling power management for hard disks [C]. Proc of Int Workshop on Modeling Analysis, Simulation for Computer and Telecommun Systems. Los Alamitos: IEEE Computer Soc Press, 1994: 62-65.
- [10] Ramanathan D, Gupta R. System level online power management algorithms [C]. Proc of the Conf on Design, Automation and Test in Europe. Paris: ACM Press, 2000: 606-611.
- [11] 吴琦, 熊光泽. 非平稳自相似业务下自适应动态功耗管理[J]. 软件学报, 2005, 16(8): 1499-1505.
(Wu Qi, Xiong Guang-ze. Adaptive dynamic power management for non-stationary self-similar requests [J]. J of Software, 2005, 16(8): 1499-1505.)
- [12] Weng L C, Wang X J, Liu B. A survey of dynamic power optimization techniques [C]. Proc IEEE Int Workshop System-on-Chip Real-Time Applications. Los Alamitos: IEEE Computer Soc Press, 2003: 48-52.
- [13] Benini L, Bobiliolo A, De Micheli G. A survey of design techniques for system-level dynamic power management [J]. IEEE Trans on Computer-aided Design Integrated Circuits Systems, 2000, 8(3): 299-316.
- [14] Zheng R, Hou J C, Sha L. On time-out driven power management policies in wireless networks [C]. Proc Globecom IEEE Global Telecommun Conf. New York: IEEE Press, 2004: 4097-4103.
- [15] Rong P, Pedram M. Determining the optimal timeout values for a power-managed system based on the theory of Markovian processes: Offline and online algorithms [C]. Proc of Design, Automation and Test in Europe. Piscataway: IEEE Press, 2006: 1-6.
- [16] Cao X R. The potential structure of sample paths and performance sensitivities of Markov systems [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2004, 49(12): 2129-2142.
- [17] Cao X R. Semi-Markov decision problems and performance sensitivity analysis [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2003, 48(5): 758-768.
- [18] Kushner H J, Yin G. Stochastic approximation and recursive algorithms and applications [M]. New York: Springer, 2003: 125-133.