

云计算环境下的模糊解耦能效优化算法研究

邢文凯¹ 高雪霞² 侯小毛³ 翟萍⁴

(郑州大学西亚斯国际学院计算机科学系 新郑 451150)¹

(武汉理工大学计算机科学与技术学院 武汉 430070)²

(中南大学软件学院 长沙 430075)³ (郑州大学信息工程学院 郑州 450001)⁴

摘要 在保证云计算环境的高计算性能和较优服务质量的前提下,系统能效优化成为推广云计算所要重点解决的问题。为了适应多负载和多任务的云计算任务环境,设计了一种模糊解耦能效优化方案。首先进行输入输出及中间变量参数的设定;然后建立模糊神经网络(Fuzzy Neural Network, FNN)模型及解耦规则,对影响能效指标的关键参数进行提取和优化,该方法能快速找到影响能效的关键因素并对其进行评估,从而实现稳定可控的能效优化;最后加入模糊解耦的参数扰动自调整设计,对解耦运算遇到的参数扰动进行自适应调整,提高系统的鲁棒性。

关键词 云计算,模糊解耦,能效优化,隶属度,模糊神经网络模型,鲁棒性

中图分类号 TP309 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.12.015

Research on Fuzzy Decoupling Energy Efficiency Optimization Algorithm in Cloud Computing Environment

XING Wen-kai¹ GAO Xue-xia² HOU Xiao-mao³ ZHAI Ping⁴

(School of Electronics and Information Engineering, Sias International University, Zhengzhou University, Xingzheng 451150, China)¹

(School of Computer Science and Technology, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)²

(School of Software, Central South University, Changsha 430075, China)³

(School of Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)⁴

Abstract Under the premise of ensuring the high computing performance and excellent service quality of cloud computing environment, the optimization of system energy consumption has become the key problem for cloud computing's wide promotion. In order to adapt to the multi-load and multi-task cloud computing environment, a fuzzy decoupling energy efficiency optimization scheme was designed. Firstly, the input, output and intermediate variable parameters were set. Then FNN model and decoupling rules were established, key parameters for affecting the energy efficiency were extracted and optimized. This method can find and evaluate the key factors which affects the energy efficiency quickly, thus achieving stable and controllable energy efficiency optimization. Finally, the parameter disturbance self adjustment design was added, and fuzzy decoupling is adopted to adjust the parameter disturbance of the decoupling operation to improve the robustness of the system.

Keywords Cloud computing, Fuzzy decoupling, Energy efficiency optimization, Membership degree, FNN model, Robustness

云计算作为互联网资源配置的新模式,实现了按需分配的服务模式^[1]。云端的强大数据处理能力为云计算用户解决了因资源不足而导致的运算性能低的问题。鉴于云计算的服务模式,云服务器端和云用户端一般都是一对多或者多对多模式,在连接多用户并与之通信时,一方面需保证数据通信服务质量,另一方面又需考虑通信的能耗,特别是当移动设备的潜在用户增加时,移动端的能耗问题成为了移动设备的短板,因此解决云计算环境的能耗问题非常关键。如何保证云计算

的运算性能、服务质量和能耗能够平衡发展,是当前云计算环境亟需解决的关键问题。本文基于此问题展开研究,提出了一种基于模糊解耦的能效优化算法。在此之前,部分学者在云计算能效研究方面已经取得了一些成绩^[2],如文献[3]通过预测资源,提出了一种用于预测时期的高斯过程回归方法;文献[4]对连接云服务器端和云客户端的所有通信设备的能耗进行优化,以尽量减少整个云计算环境的能量消耗;文献[5]和文献[6]分别从云计算能效保护、云计算能效监控和管理方面

到稿日期:2017-06-07 返修日期:2017-07-08 本文受河南省科学技术厅项目:云计算资源调度优化技术研究(132300410445),河南省科技厅项目:基于视频图像子空间维数约简的目标跟踪方法研究(172102210109)资助。

邢文凯(1973-),男,硕士,副教授,主要研究方向为云计算、网络技术;高雪霞(1974-),女,博士,教授,主要研究方向为网络数据库、自然语言理解、云计算;侯小毛(1975-),男,硕士,副教授,主要研究方向为图像处理、云计算及算法研究;翟萍(1964-),女,硕士,副教授,主要研究方向为计算机网络、云计算。

展开研究。上述研究在能效指标优化过程中都取得了一定的成果,但是在能效指标参数提取方面的研究甚少,从而导致在能效优化过程中对指标参数做优化无侧重点。本文将工业领域常用的模糊解耦方法运用于能效参数的提取,对关键因素进行评估,以实现稳定可控的能效优化。

1 参数的设定及变量的选择

解耦方法主要有两种:直接解耦法和间接解耦法^[7-8]。云计算环境中的解耦设计主要是在系统响应时间、系统吞吐量和系统能耗三者之间进行平衡设计,这既是解耦设计的目的,也是解耦设计的总体原则。作为降低复杂度的重要手段,解耦以分工控制代替全面控制,从而实现更精确的控制。

云计算环境能效优化的参数设计主要涉及系统响应时间、系统吞吐量和系统能耗^[9-10]。下文将对参数及变量进行详细设计。

设云计算环境服务器点有 N 个计算中心,将其表示为 $C_i^{(1 \leq i \leq N)}$,第 i 个计算中心的处理器在 t 时刻的晶振频率和使用频率分别为 $f_i(t)$ 和 $\omega_i(t)$,处理器的功率为 $p_i(t)$,在一段时间 T 内处理器所处理的任务量 $L(T)$ 和能耗 $E(T)$ 的计算公式如下:

$$L_i(T) = \sum_{i=1}^N \int_0^T f_i(t) \omega_i(t) dt \quad (1)$$

$$E_i(T) = \sum_{i=1}^N \int_0^T P_i(t) dt \quad (2)$$

从式(1)和式(2)可以看出,云计算环境任务吞吐量与计算中心处理器的晶振频率和使用频率均有关,晶振频率和使用频率越高,处理器的处理能力越强;而能耗与处理器的功率有关,功率越大,能耗越大。但仅靠晶振频率、使用频率和功率三者来评估云计算环境的能效稍显粗糙。在实际云计算环境中,处理器的这些指标参数并非同数量级别,而且不同类型处理器的指标参数也存在差异。

为了尽可能完整地评估云计算环境能效影响的参数,对计算中心的所有处理器多维指标进行有效提取和量化处理。设计算中心输入为 $x = [x_1, x_2, x_3]$,其中 x_1, x_2, x_3 分别为处理器的晶振频率、使用频率和功率;系统输出设定为 $y = [y_1, y_2, y_3]$, y_1, y_2 和 y_3 分别为系统的任务处理频率、任务执行时间和能耗。则传递函数为:

$$y = \begin{bmatrix} G_{11} & G_{12} & G_{13} \\ G_{21} & G_{22} & G_{23} \\ G_{31} & G_{32} & G_{33} \end{bmatrix} x \quad (3)$$

从式(3)得到云计算系统的传递函数,由于 $L(T)$ 和 $E(T)$ 均为连续函数,因此 x 和 y 也为连续函数。为了分析系统的动态特性,这里需要通过采样过程来进行离散化^[11],在处理过程中引入 δ 算子^[12],并设置采样周期 T 。 σ 算子的计算公式为:

$$\delta = \frac{q-1}{T} \quad (4)$$

其中, q 表示移位算子。

2 解耦方案的设计

在对传递函数进行离散化处理后建立 FNN 模型,然后

对系统的高耦合数据进行解耦操作,目的是将不同计算中心的晶振频率、使用频率和功率进行连接处理。模型建立的步骤如下:

第一步 模糊解耦提取各个计算中心的输入分量^[13],建立输入集合 x 。

第二步 对各数据分量集合的隶属度进行计算,公式如下:

$$\mu_i^j = \mu_{M_j}(x_i) \quad (5)$$

式(5)是整个集合的隶属度。单个数据分量的隶属度计算公式如式(6)所示^[14-15]:

$$\mu_{M_j}(x_i) = \exp\left[-\left(\frac{x_i - a_i^k}{\sigma_i^k}\right)^2\right] \quad (6)$$

其中, x_i 和 a_i^k 分别表示函数的中心和偏移幅度。

计算机中心总数的计算公式如式(7)所示:

$$N_2 = \sum_{i=1}^n m_i \quad (7)$$

第三步 运用规则匹配计算规则匹配度,匹配条件为:

$$\alpha_j = \min\{\mu_1^j, \mu_2^j, \mu_3^j\} \quad (8)$$

匹配的规则是以隶属度和输入点的距离大小为准侧^[16],当 $\mu < 0.01$ 时, $\mu \approx 0$ 。

第四步 对匹配度进行归一化处理,计算公式如下:

$$\bar{\alpha}_j = \frac{\alpha_j}{\sum_{j=1}^m \alpha_j} \quad (9)$$

第五步 根据匹配度计算输出,计算公式如下:

$$y_i = \sum_{j=1}^m \omega_j \bar{\alpha}_j \quad (10)$$

其中, ω_j 表示隶属度中心。

在得到单路信号的输出向量之后进行多路解耦设计,在解耦过程中, FNN 对多路解耦进行补偿。补偿方法是各路信号对相邻通道信号进行补偿^[17]。具体的补偿方法如下:

$$u_1 = l_1 + l_{1,2} + l_{1,3} \quad (11)$$

$$u_2 = l_{2,1} + l_2 + l_{2,3} \quad (12)$$

$$u_3 = l_{3,1} + l_{3,2} + l_3 \quad (13)$$

其中, u_1, u_2 和 u_3 的输入可以通过相邻信号来进行优化和控制。鉴于 u_1, u_2 和 u_3 的连续性,下文对其进行离散化处理。处理方法参照式(10),处理结果如下:

$$l_{1,2} = \sum_{j=1}^{m(1,2)} \omega_j^{(1,2)} \bar{\alpha}^{(1,2)} \quad (14)$$

$$l_{1,3} = \sum_{j=1}^{m(1,3)} \omega_j^{(1,3)} \bar{\alpha}^{(1,3)} \quad (15)$$

$$l_{2,1} = \sum_{j=1}^{m(2,1)} \omega_j^{(2,1)} \bar{\alpha}^{(2,1)} \quad (16)$$

$$l_{2,3} = \sum_{j=1}^{m(2,3)} \omega_j^{(2,3)} \bar{\alpha}^{(2,3)} \quad (17)$$

$$l_{3,1} = \sum_{j=1}^{m(3,1)} \omega_j^{(3,1)} \bar{\alpha}^{(3,1)} \quad (18)$$

$$l_{3,2} = \sum_{j=1}^{m(3,2)} \omega_j^{(3,2)} \bar{\alpha}^{(3,2)} \quad (19)$$

3 模糊解耦的自调整设计

在解耦过程中,鉴于环境扰动及参数变化引起解耦的不稳定性,在设计过程中加入自适应调整结构来增加系统的鲁棒性。

参数变换和环境扰动造成了误差 e , 如何将 e 降到最小是调整设计的关键。考虑到调整的时效性, 还需引入误差变化率 η , 调整策略主要依据 e 和 η 的大小。当 e 和 η 较大时, 选择较小的误差优化因子 K_e 和误差变化因子 K_η , 并增大比例因子 K_0 [18], 目的是加大调整力度, 尽快减小误差; 反之, 当 e 和 η 较小时, 选择较大的 K_e 和 K_η , 减小 K_0 , 使系统尽快达到稳定状态。

为了尽可能地优化调整, K_e, K_η 和 K_0 分别引入了修正因子 α, β 和 γ , 并在此基础上建立自适应调整策略。

$$K_e(k) = K_e(k-1) + \alpha \quad (20)$$

$$K_\eta(k) = K_\eta(k-1) + \beta \quad (21)$$

$$K_0(k) = K_0(k-1) + \gamma \quad (22)$$

4 实例仿真

本文先对所设计的解耦模型进行仿真, 以验证本文算法是否能够达到系统的解耦要求并在规定的时间内完成解耦, 以及多路解耦过程中的补偿设计的性能; 接着基于云计算多用户的特点, 在轻量负载和大量负载的情况下分别进行仿真实验, 通过解耦设计找出影响能效的关键因素, 并在输入端实现关键因素的重点控制; 最后验证本文解耦设计方案自适应调整设计的性能, 以及在参数扰动的前提下是否能排除干扰从而实现自适应解耦。

4.1 解耦实验

为了验证本文算法的解耦效果, 采用 Matlab 进行实例仿真, 仿真的输入数据采用随机变量, 然后对变量进行 FNN 构建并解耦, 解耦之后对得到的输出变量进行离散化处理, 连续信号的采样频率为 200。为了验证解耦效果, 设定输入变量为单位阶跃信号, 分别对输入变量解耦前和解耦后 1s 内的曲线进行仿真。为了验证晶振频率、使用频率和功率对解耦效果的影响, 将三者分别作为 3 路输入变化参数进行实例仿真, 当 3 路输入分别为 $x=[1,0,0], x=[0,1,0], x=[0,0,1]$ 时, 对解耦前后的曲线进行仿真, 输出 $y=[y_1, y_2, y_3]$ 的仿真结果, 分别如图 1—图 3 所示。

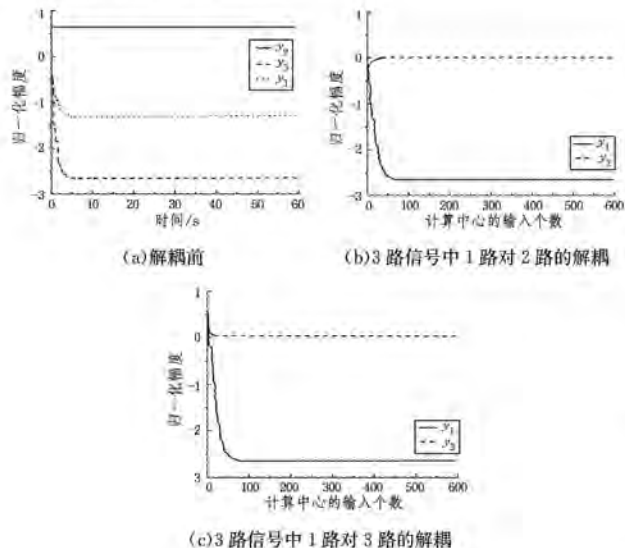


图 1 $x=[1,0,0]$ 时的解耦曲线

从图 1 可以看出, 在解耦前 y_1, y_2, y_3 均有阶跃响应, 设定 $x=[1,0,0]$ 后解耦发现, 在经过 1 路信号分别对 2 路和 3 路信号进行解耦之后只有 y_1 有阶跃响应, y_2 和 y_3 波动之后很快收敛于 0, 说明解耦之后系统使用频率和功率的耦合性被消除。

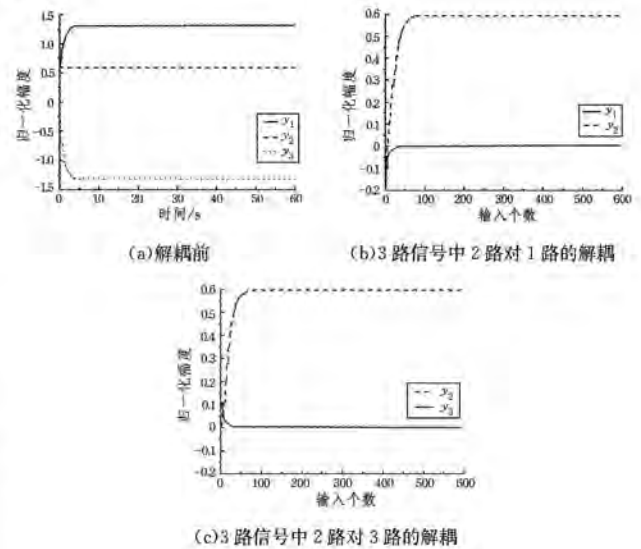


图 2 $x=[0,1,0]$ 时的解耦曲线

从图 2 可以看出, 设定 $x=[0,1,0]$ 后解耦发现, 在经过 2 路信号分别对 1 路和 3 路进行解耦之后, 只有 y_2 有阶跃响应, y_1 和 y_3 收敛于 0。

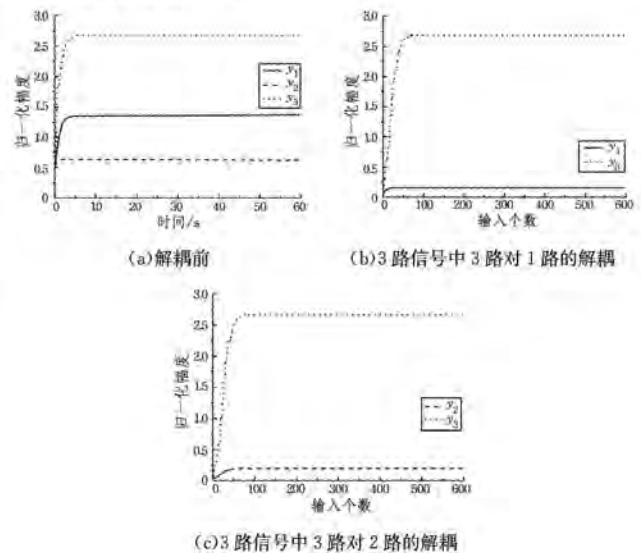


图 3 $x=[0,0,1]$ 时的解耦曲线

由图 3 可以看出, 设定 $x=[0,0,1]$ 并解耦后发现, 只有 y_3 有阶跃响应, y_1 和 y_2 收敛于 0。

综合图 1—图 3 可知, 在系统计算机中心个数达到 100 时, y_1, y_2 和 y_3 均达到了稳定状态, 经过解耦之后对多路信号输出影响最大的是该路的输入参数, 因此要对能效指标进行优化。可以根据实际需要输入进行优化控制, 以便达到适合系统的能效分配比。

4.2 任务量差异下的解耦能效指标的对比

上文已经对算法的解耦功能进行了实验仿真。本节将对

解耦性能指标进行仿真。鉴于云计算环境多用户的特点,将对不同任务量的解耦性能指标进行比较。

将实验仿真任务量分别设置为 300 和 3000,分别对解耦的响应时间、系统吞吐速率和能耗进行指标对比,仿真结果如图 4—图 6 所示。

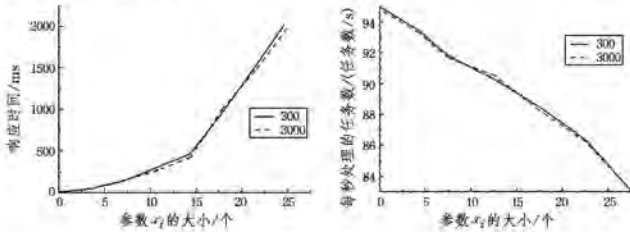


图 4 任务量为 300 和 3000 时的响应时间 图 5 任务量为 300 和 3000 时的吞吐率

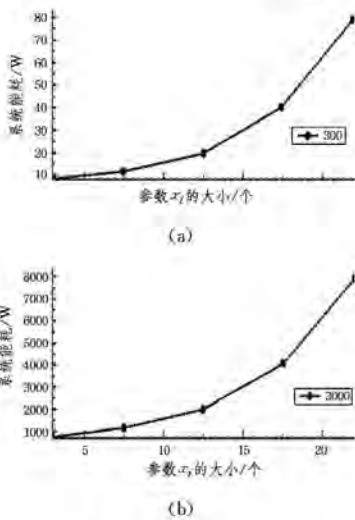


图 6 任务量为 300 和 3000 时的能耗

从图 4 可以看出,当任务量差异较大时,响应时间的差异并不明显。当输入 $x_i (i < 18)$ 时,两者的响应时间几乎一致;而当 $i = 18$,任务量为 300 时,响应时间大约为 900ms;而当 $i = 18$,任务量为 3000 时,响应时间大约为 1100ms。随着 i 的增加,响应时间表现出一定的差异,但差别不大。

从图 5 可以看出,随着收入个数和任务量的增加,系统吞吐率受到的影响较小,两者表现出的差异较小。

由图 6 可以看出,随着输入个数 i 和任务量的增加,系统能耗增加,说明系统能耗是影响解耦的关键参数,需要在输入设计时重点加以考虑,以尽可能平衡响应时间、吞吐率和能耗三者之间的关系。在计算大数据量时,可以考虑将并发任务量作为主要控制参数。

4.3 参数扰动的自适应调整实验

为了验证模糊解耦自调整设计的功能,与 4.1 节一样,设定输入信号为阶跃响应;为了验证参数扰动对解耦的影响,一组作为参考输出 y_2 ,另外一组在系统输入时直接加入 e 和 η 的参数扰动输出 y_1 ,对两组参考输出进行仿真。

考虑到干扰加入的时间,下文将分别对解耦前加入参数扰动和解耦中加入参数扰动进行实例仿真。

4.3.1 解耦前加入参数扰动

在仿真中为了验证 e 和 η 分别对解耦性能的影响,第一次仿真时设置较小的误差、较大的误差变化率,第二次仿真时设置较大的误差,并将误差变化率设置为 0。对 $[e, \eta] = [0.1, 1]$ 和 $[e, \eta] = [1, 0]$ 进行仿真的结果如图 7、图 8 所示。

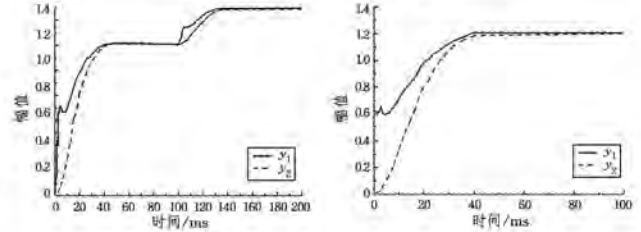


图 7 $e=0.1, \eta=1$ 时的解耦对比 图 8 $e=1, \eta=0$ 时的解耦对比

从图 7 和图 8 可以看出,在解耦过程之初, y_1 和 y_2 的差异较大,但最后均达到了稳定状态,而且两者后期的拟合性好;在误差较小但误差变化较快时,系统解耦输出 y_1 和 y_2 达到稳定所需的时间较长,而当误差较大但误差变化率为 0 时,两者达到拟合的时间较短。但是不论 e 和 η 如何变化,扰动输出和在系统中不加入 e 和 η 的参考输出均能达到拟合,说明解耦实现了参数扰动的自适应,能够解决参数扰动给解耦带来的影响。

4.3.2 解耦中加入参数扰动

在解耦的过程中也可能存在参数扰动。为了验证解耦过程中的参数扰动问题,下文对其进行实例仿真。在解耦开始 100ms 时加入 $e=0.1$ 的参数扰动,结果如图 9 所示。

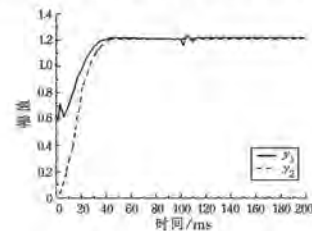


图 9 $e=0.1$ 时的解耦对比

从图 9 可以看出,在解耦过程中加入了干扰,系统在 100ms 后出现轻微抖动但接着恢复稳定,最终两者拟合,鲁棒性好,自适应调整设计达到要求。云计算通信环境复杂,网络方式多样,用户端设备种类复杂,这势必造成云计算环境存在较多干扰,因此在解耦设计过程中加入参数扰动非常有必要,可以提高解耦的环境适应性。

结束语 为了适应多负载和多任务的云计算任务环境,设计了一种模糊解耦能效优化方案。实验证明,通过模糊解耦可以找出影响系统能效的关键因素。结合解耦过程,在系统输入时对关键因素加以控制,目的是尽可能提高系统能效,围绕响应时间、吞吐率和能耗三者做好方案设计。在设计过程中为了提高系统的鲁棒性,在解耦过程中加入自适应调整设计,对系统的外加干扰进行自适应,以达到更好的解耦效果。云计算作为大数据运算的一种重要服务模式,特别是对于移动用户设备端的资源和能耗问题,本文的研究在移动云

计算环境的设计中具有广泛的实用价值。

后续的研究将在晶振频率、使用频率和功率三者的基础上增加输入参数,如磁盘读写速度、内存访问效率等,通过模糊解耦设计找出影响能效的主要因素并加以控制,以提高能效优化效率。再者,应充分考虑云计算环境的复杂性,加大对系统稳定性的研究。

参 考 文 献

- [1] HAN K, CAI X B, RONG H, et al. Energy efficiency evaluation method in cloud computing environment [J]. Application of Computer Systems, 2016, 25(7): 247-253. (in Chinese)
韩珂, 蔡小波, 容会, 等. 云计算环境中能效评估方法[J]. 计算机系统应用, 2016, 25(7): 247-253.
- [2] SINGH S, SWAROOP A, KUMAR A, et al. A survey on techniques to achieve energy efficiency in cloud computing[C]//International Conference on Computing, Communication and Automation. IEEE, 2017.
- [3] BUI D M, YOON Y I, HUH E N, et al. Energy efficiency for cloud computing system based on predictive optimization[J]. Journal of Parallel & Distributed Computing, 2017, 102(12): 103-114.
- [4] PRAHIBHA S, LATHA B, SUMATHI G. Improving energy efficiency of computing servers and communication fabric in cloud data centers[C]//Second International Conference on Research in Computational Intelligence and Communication Networks. IEEE, 2017.
- [5] LI Y S, LIANG J M. Energy conservation research based on mobile cloud computing architecture[J]. Fire and Command Control, 2015, 40(8): 150-154. (in Chinese)
黎远松, 梁金明. 基于移动云计算架构下的能效保护研究[J]. 火力与指挥控制, 2015, 40(8): 150-154.
- [6] LV Y X, TIAN L Q, SUN S S. Trusted evaluation and control analysis of user behavior based on FANP in cloud computing [J]. Computer Science, 2013, 40(1): 132-135. (in Chinese)
吕艳霞, 田立勤, 孙珊珊. 云计算环境下基于 FANP 的用户行为的可信评估与控制分析[J]. 计算机科学, 2013, 40(1): 132-135.
- [7] HAMDY M, RAMADAN A. Design of Smith Predictor and Fuzzy Decoupling for MIMO Chemical Processes with Time Delays[J]. Asian Journal of Control, 2016, 19(1): 57-66.
- [8] AZAZA M, ECHAIEB K, TADEO F, et al. Fuzzy Decoupling Control of Greenhouse Climate[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2015, 40(9): 2805-2812.
- [9] LI B, FAN X, ZHANG D, et al. Modeling and fuzzy sliding decoupling control of looped multivariable system[C]//Chinese Control and Decision Conference. 2016: 2467-2472.
- [10] ZHANG Y, LIU H B. Research and design of intelligent optimization system based on decoupling control[J]. Control Engineering, 2015, 2(s1): 131-134. (in Chinese)
张云, 刘红波. 基于解耦控制的智能优化系统的研究与设计[J]. 控制工程, 2015, 2(s1): 131-134.
- [11] CHEN W N, LIU G F, LIN X Y, et al. Decoupling control and simulation analysis of 2 DOF planar parallel robot[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2015, 51(13): 152-157. (in Chinese)
陈炜楠, 刘冠峰, 林协源, 等. 平面 2 自由度并联机器人的解耦控制和仿真分析[J]. 机械工程学报, 2015, 51(13): 152-157.
- [12] HAMDY M, RAMADAN A, ABOZALAM B. A novel inverted fuzzy decoupling scheme for MIMO systems with disturbance: a case study of binary distillation column[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2016, 4(6): 1-13.
- [13] CHEN Y, LIU M, GUO D L, et al. Design of high precision control system based on fuzzy adaptive [J]. PID Motor and Control Applications, 2016, 43(2): 13-17. (in Chinese)
陈云, 刘妹, 郭栋梁, 等. 基于模糊自适应 PID 高精度控制系统设计[J]. 电机与控制应用, 2016, 43(2): 13-17.
- [14] LIU K M, WU X J. A fuzzy support vector machine based on the new membership function [J]. Computer Engineering, 2016, 42(4): 155-159. (in Chinese)
刘开旻, 吴小俊. 一种基于新隶属度函数的模糊支持向量机[J]. 计算机工程, 2016, 42(4): 155-159.
- [15] CHUANG M A, TAO W U, DUAN M. Clustering algorithm based on membership degree of K-nearest neighbor[J]. Computer Engineering & Applications, 2016, 52(10): 55-58.
- [16] LIN G, ZUO W L, TAO P. Overlapping Community Detection and Dynamic Group Evolution Analysis Based on the Degree of Membership in Social Network [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(3): 587-594.
- [17] LIU C, HE L J, ZHU G Y. Solution of High Dimension Multi-objective Optimization Problem Based on Entropy and Membership Function[J]. Computer Engineering, 2016, 42(6): 185-190. (in Chinese)
刘超, 贺利军, 朱光宇. 基于熵和隶属度函数的高维多目标优化问题求解[J]. 计算机工程, 2016, 42(6): 185-190.
- [18] HE D K, GAO F X, YANG L, et al. Improved adaptive quasi-sliding model decoupling control for a class of unknown MIMO nonlinear discrete-time systems[J]. Control and Decision, 2016, 31(5): 783-789. (in Chinese)
何大阔, 高飞雪, 杨乐, 等. 一类未知 MIMO 非线性离散系统的改进自适应准滑模解耦控制[J]. 控制与决策, 2016, 31(5): 783-789.
- [19] WANG Y, LV Q F, WANG Q, et al. An Improved Sequential Minimal Optimization Algorithm on Support Vector Machine [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2013, 27(3): 76-79. (in Chinese)
王越, 吕奇峰, 王泉. 一种改进的支持向量机序列最小优化算法[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2013, 27(3): 76-79.