

文章编号: 1001-0920(2002)04-0419-04

工业过程稳态优化进程中的 噪声平滑型迭代学习控制

阮小娥¹, 万百五²

(1. 西安交通大学 理学院, 陕西 西安 710049; 2. 西安交通大学 系统工程研究所, 陕西 西安 710049)

摘要: 针对具有噪声的工业过程稳态优化进程, 提出迭代学习控制以期改善控制系统的动态品质。建立了基本的加权噪声平滑型迭代学习控制算法结构, 利用频域时域相结合的方法分析和论证了算法的收敛性, 给出噪声平滑参数的确定策略。数字仿真表明, 平滑型迭代学习控制算法能有效消除噪声对系统输出信号的影响, 显著改善工业过程稳态优化进程中控制系统的动态品质。

关键词: 噪声平滑; 迭代学习控制; 工业过程稳态优化

中图分类号: TP 273

文献标识码: A

Noise-smoothing iterative learning control in procedure of industrial process steady-state optimization

RUAN Xiao-e¹, WAN Bai-wu²

(1. Faculty of Science, Xi an Jiaotong University, Xi an 710049, China;

2. Systems Engineering Institute, Xi an Jiaotong University, Xi an 710049, China)

Abstract: The iterative learning control is studied for the procedure of industrial process steady-state optimization in order to improve the dynamic performance of control systems. The basic weighted noise-smoothing-type iterative learning control structure is established based on given desired trajectory and the output dynamic information of the real control system. The convergence of the algorithm is derived from combining frequency-domain with time-domain. The numerical simulation shows that noise-smoothing-type iterative learning control algorithm can effectively eliminate the influence of the noise on the output signals and remarkably improve the dynamic performance of the control systems.

Key words: noise-smoothing; iterative learning control; industrial process steady-state optimization

1 引言

在化工、石油、电力和发酵等工业过程稳态优化进程中, 往往将工业过程输出变量的稳态值反馈到上级协调器(全局反馈), 以修正基于模型的最优解

使其逼近实际最优解^[1]。反馈需要控制器设定值变化多次, 而且每次设定值必须施加到实际系统, 实际系统稳态值的测量必须等到暂态过程(过渡过程)结束以后才能实行。由于工业过程的复杂性, 传统的仪表控制器很难使控制系统的动态品质达到理想的控

收稿日期: 2001-05-15; 修回日期: 2001-07-10

基金项目: 工业控制技术国家实验室开放课题基金项目(K97M02); 西安交通大学科研基金项目(0900-573026)

作者简介: 阮小娥(1965—), 女, 陕西泾阳人, 讲师, 博士, 从事工业过程稳态优化、智能控制等研究; 万百五(1928—), 男, 江

苏南京人, 教授, 博士生导师, 从事工业过程稳态优化、智能控制等研究。rights reserved. <http://www.cnki.net>

制效果^[2,3],这将严重影响工业过程的产品产量和质量。如何进一步改善这种控制系统的动态品质,是实际工业过程实施在线稳态优化算法亟待解决的问题^[3]。

文献[4~6]将迭代学习控制方法应用于工业过程控制系统,建立了基本的迭代学习控制算法结构,提出了加权 PID-型开环和闭环迭代学习控制算法,从理论上研究了控制算法的收敛性,数字仿真表明了算法的有效性。尽管这些控制策略在理论上很完美,但在实际工业过程控制系统中,由于噪声对系统输出信号的影响,所提出的具有微分结构的迭代学习控制方法不能直接实际使用,需要采取噪声平滑型迭代学习控制方案。

在文献[7,8]的算法结构中,先求得实际输出(带有噪声)与理想输出的误差降低了信噪比,再对带有噪声的误差经过比例加微分环节,这在实际操作中将影响局部对称积分环节的滤波效果。同时,[7,8]研究了对控制系统施加局部对称积分型迭代学习控制时,控制输入产生的精确输出趋向于理想轨线的变化趋势,这在实际控制系统中是无法检验的。

本文对工业过程稳态优化进程中控制器阶跃设定值幅值不等的控制系统,应用噪声平滑型迭代学习控制。目的是进一步改善控制系统的动态品质,使得优良的在线稳态优化算法与离线动态优化迭代学习控制算法并行实施。

2 控制结构与算法及有关定义

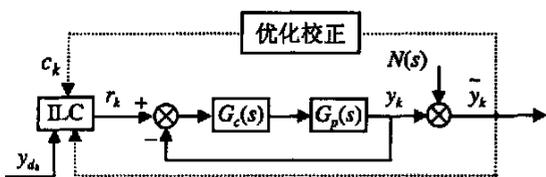


图 1 迭代学习控制结构

首先对线性工业过程控制系统的稳态优化过程施行噪声平滑型迭代学习控制,其基本控制结构如图 1 所示。其中,ILC 表示迭代学习控制单元, $N(s)$ 为随机噪声。虚框内为稳态优化下的工业过程单输入-单输出控制系统,其传递函数可表示为

$$Y(s) = \frac{G_{cp}(s)}{1 + G_{cp}(s)} R(s) \quad (1)$$

其中, $R(s)$ 为控制输入, $Y(s)$ 为控制系统精确输出, $G_c(s)$ 为 PID 控制器传递函数, $G_p(s)$ 为工业过程传

递函数, $G_{cp}(s) = G_c(s)G_p(s)$ 为控制系统开环传递函数。

设在工业过程稳态优化进程中,优化层产生幅值不等的设定值阶跃变化序列,其幅值为 $c_1, c_2, \dots, c_k, \dots$ 。采用基于微计算机的迭代控制单元 ILC,当每一 c_{k+1} 施加于实际控制系统时,对工业过程控制系统施行迭代学习控制。本文给出噪声平滑型迭代学习控制算法如下

$$r_{k+1}(t) = \alpha_{k+1} r_k(t) + \alpha_{k+1} \Gamma_p e_k(t) + \alpha_{k+1} \Gamma_d \dot{e}_k(t) \quad (2)$$

其中, $k(k=1,2,\dots)$ 为迭代学习次数, $r_{k+1}(t)$ 为第 $k+1$ 次稳态优化时实际系统的控制输入和输出变量, $\alpha_{k+1} = c_{k+1}/c_k$ 为加权系数, Γ_p 和 Γ_d 分别为比例和微分学习增益, $e_k(t) = y_{d_k}(t) - \bar{y}_k(t)$,式中 $y_{d_k}(t)$ 为针对设定值 c_k 而选定的具有良好动态品质的理想轨线,其选取方法由下面定义 1 详细描述; $\bar{y}_k(t) = \frac{1}{2T_I} \int_{t-T_I}^{t+T_I} \tilde{y}_k(\tau) d\tau$ 为噪声平滑后输出,式中 $\tilde{y}_k(\tau)$ 为施加迭代学习控制时第 k 次实际系统的输出(有测量噪声), $2T_I$ 为适当的积分区间长度,其确定方法将在后面详细讨论。

引入迭代学习控制单元,意味着控制系统的阶跃输入 c_{k+1} 由算法(2)中的 $r_{k+1}(t)$ 所替代。当迭代学习算法(2)施加于控制系统(1)时,相应的控制系统传递函数为

$$Y_{k+1}(s) = \frac{G_{cp}(s)}{1 + G_{cp}(s)} R_{k+1}(s) \quad (3)$$

由于工业过程稳态优化层产生幅值不等的设定值变化序列,对应于每一 c_{k+1} ,应选取相应的理想轨线。与此同时,有必要研究施加迭代学习时实际系统测量输出信号滤波后跟踪理想轨线的程度。因此有如下定义和引理:

定义 1^[4] 各次迭代时的理想轨线 $y_{d_k}(t)$ 如下选取:若对应于设定点 c_1 的理想轨线选定为 $y_{d_1}(t)$,则对应于设定点 c_{k+1} 的理想轨线为

$$y_{d_{k+1}}(t) = \frac{c_{k+1}}{c_k} y_{d_k}(t), \quad k = 1, 2, \dots \quad (4)$$

定义 2 系统的理想轨线 $y_d(t)$ (即 $y_{d_k}(t)$) 称为 δ -可达的,是指存在输入 $r_k(t)$ 使得测量输出 $\tilde{y}_k(t)$ 滤波后满足 $|y_{d_k}(t) - \bar{y}_k(t)| < \delta$ 。其中, $t \in [0, T]$, T 为调节时间, δ 为适当小的正数。

定义 3 算法关于系统是 ϵ -收敛的,是指随着迭代次数的增加,系统测量输出 $\tilde{y}_k(t)$ 滤波后能接近理想轨线 $y_d(t)$ (即 $y_{d_k}(t)$),即当 $k \rightarrow \infty$ 时, $|y_{d_k}(t) - \bar{y}_k(t)| < \epsilon$ 。

$|\bar{y}_k(t)| < \epsilon$, 其中, $t \in [0, T]$, ϵ 为适当小的正数。

引理 1^[7] 设 $L(f(t)) = F(s)$ 表示函数 $f(t)$ 的 Laplace 变换, 则

$$L\left[\frac{1}{2T_l} \int_{-T_l}^{+T_l} f(\tau) d\tau\right] = \frac{e^{T_l s} - e^{-T_l s}}{2T_l s} F(s) \quad (5)$$

3 主要结论

定理 1 给定线性工业过程控制系统(1), 基于噪声平滑型迭代学习控制算法(2), 施加迭代学习控制。假设理想轨线 $y_{d_k}(t)$ δ -可达且其 Laplace 变换存在, 如果学习增益 Γ_p 和 Γ_d 满足

$$W(\omega) = \left| 1 - \frac{\sin\omega T_l}{\omega T_l} (\Gamma_p + j\omega \Gamma_d) \frac{G_{cp}(j\omega)}{1 + G_{cp}(j\omega)} \right| < 1 \quad (6)$$

则算法(2)关于系统(1)是 ϵ -收敛的。

证明 令 $L(f(t)) = F(s)$ 表示函数 $f(t)$ 的 Laplace 变换, 则 $f(t) = L^{-1}(F(s))$ 。记

$$G(s) = \frac{G_{cp}(s)}{1 + G_{cp}(s)}, \quad H(s) = \frac{e^{T_l s} - e^{-T_l s}}{2T_l s} \quad (7)$$

根据实际情况, $\tilde{y}_{k+1}(t) = y_{k+1}(t) + n_{k+1}(t)$, 即控制系统的输出测量值为控制系统的精确输出值加上噪声。由引理 1 得

$$\begin{aligned} E_{k+1}(s) &= Y_{d_{k+1}}(s) - Y_{k+1}(s) = \dots = \\ &\alpha_{k+1}(1 - H(s)(\Gamma_p + \Gamma_d s)G(s))E_k(s) + \\ &H(s)(\alpha_{k+1}N_k(s) - N_{k+1}(s)) \end{aligned} \quad (8)$$

记 $P(s) = 1 - H(s)(\Gamma_p + \Gamma_d s)G(s)$, 则

$$W_{k+1}(s) = \alpha_{k+1}H(s)N_k(s) - H(s)N_{k+1}(s)$$

为相邻两次迭代时噪声平滑后残余值之差的 Laplace 变换。令 $\beta_{k-q+2} = \alpha_{k+1}\alpha_k \dots \alpha_q$, $q = 2, 3, \dots, k$, 则式(8)可表示为

$$\begin{aligned} E_{k+1}(s) &= \alpha_{k+1}P(s)E_k(s) + W_{k+1}(s) = \\ &\alpha_{k+1}\alpha_k P^2(s)E_{k-1}(s) + \\ &\alpha_{k+1}P(s)W_k(s) + W_{k+1}(s) = \dots = \\ &\beta_k P^k(s)E_1(s) + W_{k+1}(s) + \\ &\sum_{m=1}^{k-1} \beta_{k-m} P^{k-m}(s)W_{m+1}(s) \end{aligned} \quad (9)$$

根据实际工业背景, 对所有的迭代次数 m ($m = 1, 2, \dots, k$), 可以假设 $|\beta_m| < \alpha_k$ 又假设测量噪声是频带远远大于系统频带的有限带宽的平稳的各态历经随机噪声, 则有

$$L^{-1}(W_m(s)) =$$

$$L^{-1}\left[H(s)(\alpha_m N_{m-1}(s) + N_m(s))\right] =$$

$$\frac{1}{2T_l} \int_{-T_l}^{+T_l} (\alpha_m n_{m-1}(\tau) + n_m(\tau)) d\tau < N_0 \quad (10)$$

记 $L^{-1}(P^k(s)) = p_k(t)$, 则在式(9)中

$$\begin{aligned} |L^{-1}(P^{k-m}(s)W_{m+1}(s))| &= \\ |p_{k-m}(t)W_{m+1}(t)| &= \dots \\ N_0 \int_0^t \frac{1}{\pi} \int_0^{\omega_{\max}} |P^{k-m}(j\omega)|^2 d\omega &^{1/2} \end{aligned} \quad (11)$$

同理可得

$$\begin{aligned} |L^{-1}(P^k(s)E_1(s))| &= |p_k(t)e_1(t)| \\ \int_0^t e_1^2(t-\tau) d\tau &^{1/2} \int_0^{\omega_{\max}} |P^k(j\omega)|^2 d\omega &^{1/2} \end{aligned} \quad (12)$$

其中 $|P^k(j\omega)|^2$ 为 $P^k(s)$ 的功率谱密度。选取适当的学习增益 Γ_p 和 Γ_d , 使得 $|P(j\omega)|^2 < 1$, 即迭代学习的谱半径小于 1, 亦即

$$\begin{aligned} |P(j\omega)| &= \left| 1 - \frac{\sin\omega T_l}{\omega T_l} (\Gamma_p + \right. \\ &\left. j\omega \Gamma_d) \frac{G_{cp}(j\omega)}{1 + G_{cp}(j\omega)} \right| < 1 \end{aligned} \quad (13)$$

对式(9)两边同时取 Laplace 逆变换, 并代入式(11)和(12), 则有

$$\begin{aligned} |e_{k+1}(t)| &= \\ \int_0^t e_1^2(t-\tau) d\tau &^{1/2} \int_0^{\omega_{\max}} |P(j\omega)|^k + \\ \alpha N_0 \int_0^t \frac{1}{\pi} \int_0^{\omega_{\max}} \frac{|P(j\omega)|}{1 - |P(j\omega)|} &^{1/2} + N_0 \end{aligned} \quad (14)$$

因此当 k 时

$$\begin{aligned} |e_{k+1}(t)| &= \alpha N_0 \int_0^t \frac{1}{\pi} \int_0^{\omega_{\max}} \frac{|P(j\omega)|}{1 - |P(j\omega)|} &^{1/2} + N_0 \\ & \quad (15) \end{aligned}$$

即 $|e_{k+1}(t)| < \epsilon$ 。

由以上 $|e_{k+1}(t)|$ 不等式可以看出, ϵ 的大小变化主要由 N_0 (即相邻两次迭代之间噪声平滑后残余值之差的上界) 决定, 即噪声程度越小, 噪声平滑后输出 $\bar{y}_k(t)$ 越接近理想轨线 $y_{d_k}(t)$ 。理想情况下, 当不存在噪声时, 算法是收敛的。

4 局部对称积分区间长度的确定

采取噪声平滑型(局部对称积分法)对系统输出进行滤波, 由于区间长度太小, 将使部分高频信号储存没有滤掉, 并伴随迭代学习控制施加于实际控制系统, 而且随着迭代次数的增加不断积累, 最终导致迭代学习控制算法发散^[8]。相反地, 如果积分区间长度太大, 局部对称积分在平滑高频信号时, 将恶化有用的低频信号。因此应选取适当的积分区间长度。一种简单的做法是选取适当的积分区间长度, 使得

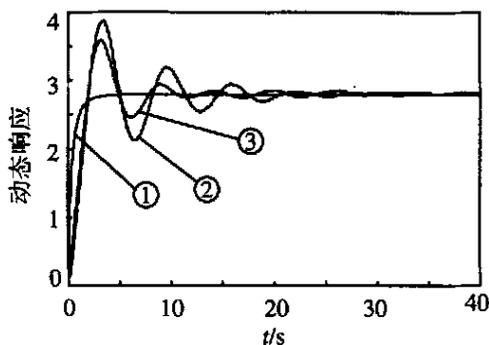
系统输出测量信号滤波后的能量不小于原来的一半,即

$$|H(j\omega, T_l)|^2 = \frac{\sin^2(\omega T_l)}{(\omega T_l)^2} \geq \frac{1}{2} \quad (16)$$

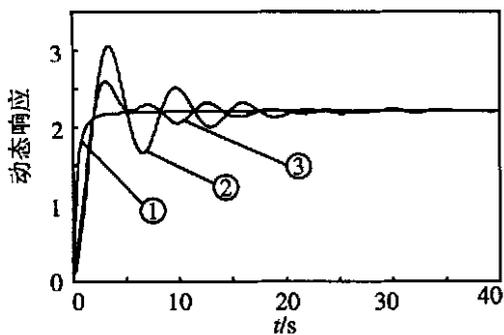
其中 ω 为工业过程闭环控制系统的截止频率。即平滑型滤波环节的频带不小于控制系统的频带。解以上不等式得 $T_l \geq 1.392/\omega$ 。

5 数字仿真

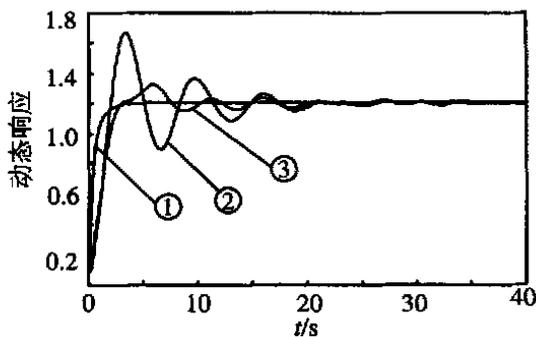
假设在图1所示控制系统中,选取PID控制器



(a) $k = 2, c_2 = 2.8$



(b) $k = 5, c_5 = 2.2$



(c) $k = 10, c_{10} = 1.2$

图2 仿真结果

传递函数 $G_c(s) = 2 + 0.5/s + 0.2s$, 被控对象为

$$G_p(s) = \frac{1}{2s^2 + s + 1}$$

采用局部对称积分算法(2),选取学习增益 $\Gamma_p = 0.1, \Gamma_d = 0.3$ 。设定值序列为 $c_1 = 3.0, c_2 = 2.8, c_3 = 2.6, c_4 = 2.4, c_5 = 2.2, c_6 = 2.0, c_7 = 1.8, c_8 = 1.6, c_9 = 1.4, c_{10} = 1.2$ 。理想轨线为 $y_{d_{k+1}} = \alpha_{k+1} [1 - \frac{1}{(1+t)^3}]$ 。

仿真结果如图2所示。其中,曲线①表示理想轨线,曲线②表示不施加迭代学习控制时的平滑输出,曲线③表示施加迭代学习控制时的平滑输出。

通过对比可以看出,施行迭代学习控制后,超调明显减小,过渡时间缩短,系统的动态品质得到显著改善。但是输出曲线并没有完全跟踪理想轨线,两者之间的误差满足 $|y_{d_k}(t) - \bar{y}_k(t)| < \epsilon$ (ϵ 为一适当小的正数),而且随着迭代次数的增加,系统的输出 $\bar{y}_k(t)$ 能逐渐逼近理想轨线,这表明算法是 ϵ -收敛的。

6 结 语

本文首次提出可实际应用的噪声平滑型迭代学习控制算法,给出了学习算法 ϵ -收敛的概念,并用时域频域相结合的方法论证了算法的收敛性。数字仿真表明,对工业过程稳态优化进程施加噪声平滑型迭代学习控制算法,能有效地抑制噪声对实际输出的影响,明显改善工业过程控制系统的动态品质,如可减小超调,加快响应速度,缩短过渡时间等。这不仅为改善工业过程稳态优化进程中控制系统的动态品质提供理论依据,而且给出了实际应用方法,具有重要的理论和实用价值。

参考文献(References):

- [1] Findensen W, Bailey F, Brdys M, et al. *Control and Coordination in Hierarchical Systems* [M]. London: John Wiley and Sons, 1980.
- [2] Roberts P D, Wan B W, Lin J. Steady-state hierarchical control of large-scale industrial process: A survey [A]. *IFAC/IFORS/IMA CS Symp Large-scale Syst Theory & Appl* [C]. Beijing, 1992. 1-10.
- [3] 万百五,黄正良.大工业过程计算机在线稳态优化控制 [M].北京:科学出版社,1998.

(下转第426页)

表1 例1各种评定结果的比较

R_L	$R_{L,C}$	$R_{L,s-C}$	$ R_{L,s-C} - R_{L,C} $	$R_{L,B}$	$R_{L,s-B}$	$ R_{L,s-B} - R_{L,B} $
$Y = 0.8$	0.852 61	0.863 73	1.112%	0.876 02	0.881 46	0.544%
$Y = 0.9$	0.827 24	0.842 91	1.567%	0.851 83	0.861 58	0.975%

信第二近似下限的计算结果,依次分别记为 $R_{L,C}$, $R_{L,B}$ 和 $R_{L,C}$ 。本例结果与其它几种评定方法的结果比较见表1。

例2 不同成败型部件或分系统组成的并联系统, $N = 2$, $(f_1, m_1) = (3, 6)$, $(f_2, m_2) = (2, 7)$ 。求 $Y = 0.9$ 时系统可靠性熵法第二近似下限 $R_{L,s-C}$ 和 $R_{L,s-B}$ 。

解 将式(7)代入式(5),利用已知数据,经计算得 $\eta = 20.3522$, $z = 3.1373$ 。查相关数表并经插值计算,可得 $R_{L,s-C} = 0.7138$, $R_{L,s-B} = 0.7214$ 。

本例中 $R_{L,C} [0.6353, 0.7303]$, $R_{L,B} = 0.7164$ 。

6 结 论

1) 将信息论与可靠性工程理论相结合,利用信息量相等的原理对部件或分系统的试验信息进行折合,为大型复杂系统的可靠性多级综合评定探索出一条新的途径。由实例可以看出,利用这些模型对系统进行可靠性评定,其结果与传统评定方法的评定结果非常接近,说明了本文模型的正确性和实用性。

2) 现代高新技术产品多是可靠性要求高的复杂系统。通过对复杂系统及其各子系统进行可靠性综合评估,能有效地发现影响复杂系统整体可靠性

的薄弱环节,从而为复杂系统的可靠性设计提供理论指导。

3) 本文重在方法研究,并未涉及信息的模糊性和环境因子等参数。实际应用中,如能综合考虑这些因素的影响,其折合信息将更合理和完备,其评定结果将更接近于真值。

参考文献(References):

- [1] 王崇彦,陆锦辉.信息论基础[M].北京:兵器工业出版社,1992.40-60.
- [2] 孙有朝,施军.求解具有多层试验数据成败型单元混联系统可靠性近似限的信息论方法[J].航空学报,1999,20(6):553-557.
(Sun Youchao, Shi Jun. Information theory method of calculating approximate confidence lower limit for series-parallel or parallel-series system reliability with hierarchical success-failure test data [J]. *J of Aeron*, 1999, 20(6): 553-557.)
- [3] 施军.K/N(G)系统可靠性评定的熵(法)近似限[J].航空学报,1998,19(1):30-34.
(Shi Jun. Approximate limit of the entropy (method) for reliability assessment of a K/N(G) system [J]. *J of Aeron*, 1998, 19(1): 30-34.)
- [4] 周源泉,翁朝曦.可靠性评定[M].北京:科学出版社,1990.37-40.

(上接第422页)

- [4] 于乃润,万百五.工业过程稳态优化中的迭代学习控制[J].控制理论与应用,1996,13(6):717-723.

(Yu Nairun, Wan Baiwu. The iterative learning control for the dynamics in steady-state optimization of industrial processes [J]. *J of Control Theory & Appl*, 1996, 13(6): 717-723.)

- [5] 于乃润,万百五.纯滞后工业过程稳态优化中的迭代学习控制[J].控制与决策,1997,12(2):163-166.

(Yu Nairun, Wan Baiwu. Iterative learning control in steady-state optimization of industrial processes with delay [J]. *Control & Decision*, 1997, 12(2): 163-166.)

- [6] 阮小娥,万百五.具有滞后的饱和非线性工业过程控制系统的迭代学习控制[J].自动化学报,2001,27(2),219-

223.

(Ruan Xiaoe, Wan Baiwu. The iterative learning control for saturated nonlinear industrial control systems with delay [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2001, 27(2): 219-223.)

- [7] Chen Y Q, Moore K L. Improved path following for an omni-directional vehicle via practical iterative learning control using local symmetrical double-integration [A]. *Proc of the 3rd Asian Control Conf* [C]. Shanghai, 2000. 1878-1883.

- [8] Chen Y, Dou H, Tan K K. Local-symmetrical-integral-type iterative learning control [J]. *Control Theory & Appl*, 2000, 17(3), 347-352.