文章编号: 1000-8152(2003)01-0033-04

最佳动力换档规律自学习算法的收敛性分析

杨志刚，曹长修，苏玉刚
(重庆大学 自动化学院，重庆 400044)

摘要: 针对汽车电控机械自动变速器(AMT)最佳动力性换档规律的获取方法工作量大且耗资多，所得换档规律对其它车辆适应性差等问题，根据迭代自学习控制理论，提出了一种在线、实时寻求最佳动力性换档规律的自学习算法，并从理论上证明了该算法的收敛性，给出了收敛条件，讨论了自学习算法的快速收敛问题．分析结果表明，此法可以应用于实际 AMT 系统．

关键词: 自学习算法; 收敛性; 汽车 AMT; 最佳动力换档规律
中图分类号: TP273⁺.22, U461.2　　**文献标识码**: A

Convergence analysis of self-learning algorithm for optimal power shift schedule

YANG Zhi-gang, CAO Chang-xiu, SU Yu-gang
(Institute of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: A large amount of work and money is needed to establish an optimal power shift schedule for the automated mechanical transmission (AMT) of automobile, and the existing schedule does not adapt to other types of vehicles. To solve these problems, a real-time self-learning algorithm to set up the optimal power shift schedule on line is presented on the basis of the iterative learning control theory. The convergence of the algorithm is proved, the convergence condition developed and the convergence rate also analyzed. The results of the analysis show that the algorithm can be applied to the AMT system.

Key words: self-learning algorithm; convergence; automobile AMT; optimal shift power schedule

1 引言(Introduction)

汽车电控机械自动变速器与目前广泛使用的电控液力式自动变速器相比，具有结构简单、成本低廉、传动效率高等特点，是汽车自动变速器的一个发展类型．这种自动变速器实现最佳动力性换档控制的关键在于寻求最佳动力性换档规律．换档规律指相邻两档间自动换档时刻随控制参数变化的规律，而最佳动力性换档规律则是指相邻两档在换档前后的加速度保持相等，车辆可获得最大平均加速度时，换档时刻与三个状态参数——加速度 a，油门开度 φ，车速 v (亦称换档点)之间的变化关系[1]．换档规律一般是采用发动机和变速器匹配工作的台架试验数据通过计算机离线计算来确定的．此方法工作量大，所得最佳换档规律对不同车辆的适应性差，同时也无法随车况变化而自动调节．因此，本文提出一种在线、实时测定换档时车辆的有关状态参数并通过迭代自学习过程来寻求最佳动力性换档规律的方法，以取代耗费人力、资金和时间的台架试验，使控制器在汽车的实际运行中，从非最佳换档控制逐渐逼近最佳动力性换档控制．然而，这种方法能否有效地应用于汽车自动变速器的换档控制，取决于它在反复的自学习过程中是否收敛，是否具有满足实时控制要求的快速学习功能等因素．本文的目的就在于对该方法的收敛性和收敛速度进行分析，以便从理论上探明这种方法应用于电控机械式变速器的规律．

2 最佳动力性换档规律的迭代自学习算法(Iterative learning algorithm for the optimal power shift schedule)

迭代自学习控制算法是一种将前一次控制结果与控制目标之间的误差通过一定的学习率学习后修正下一次控制信号并使控制误差趋向收敛的算法[2,3]．这种算法的应用前提是控制过程必须具有重

收稿日期:2001-11-01; 收修改稿日期:2002-04-08.
基金项目:国家教育部博士点基金(97061104)资助项目.

复性.汽车变速器的换档具有重复性控制的特点,因此,适宜采用迭代自学习方法来改善换档控制的性能,以达到逼近最佳换档规律的目的.由于最佳动力换档主要表现在汽车的加速过程中,所以,本文仅讨论汽车升档加速过程的自学习算法.

当汽车以第 i 档和第 $i+1$ 档行驶时,其参数 a, φ, v 间动态关系为非线性函数,可分别表示为

$$a_i = f_i(\varphi, v), \tag{1}$$

$$a_{i+1} = f_{i+1}(\varphi, v). \tag{2}$$

对于五档变速器,式中 $i = 1,2,3,4$.

由于 φ 和 v 又分别为时间 t 的函数,所以加速度也可表示为时间 t 的一元函数.即

$$a_i = F_i(t) \text{ 和 } a_{i+1} = F_{i+1}(t).$$

按照定义,最佳动力性换档点应为式(1)和式(2)所表示的两条曲线的交点.该交点由 a, φ, v 三个参数决定,且有 $a_{i+1} = a_i$.凡是不在交点上的换档点均为存在动力损失的非最佳换档点,有 $\Delta a = a_{i+1} - a_i \neq 0$,而自学习的目标是 $\Delta a = 0$.这样,每一次换档前后的加速度差 Δa 与目标量之间的误差为 $e_a = \Delta a = a_{i+1} - a_i$.

于是,根据迭代自学习控制思想,提出一种最佳动力性换档规律的自学习逼近算法.其算法过程如下:

① 预先给定一组从第 i 档换入第 $i+1$ 档的初始状态参数 $\{a_i^{(0)}, \varphi_i^{(0)}, v_i^{(0)}\}$(初始换档点),并存入自学习控制器的记忆单元中.当车辆以第 i 档行驶时,一旦检测到当前状态参数 a_i, φ_i 和 v_i 满足条件

$$|a_i - a_i^{(0)}| < \varepsilon_{ai},\ |\varphi_i - \varphi_i^{(0)}| < \varepsilon_{\varphi i},$$
$$|v_i - v_i^{(0)}| < \varepsilon_{vi},\ a_i > 0,$$

(其中,3个误差的许可值 $\varepsilon_{ai} > 0$, $\varepsilon_{\varphi i} > 0$, $\varepsilon_{vi} > 0$ 为给定的小量)换档控制器便发出指令,将变速器换入第 $i+1$ 档,并及时测出换档后的加速度 a_{i+1}.

② 比较换档前后加速度的变化,若 $|e_a| = |a_{i+1} - a_i| > \varepsilon_a$($\varepsilon_a > 0$ 为加速度变化量容许值),表明换档点并非最佳,需对其参数进行学习并更新.

为此,令

$$a_i^{(1)} = a_i^{(0)} + L_a(a_{i+1} - a_i),$$

$$v_i^{(1)} = v_i^{(0)} - \frac{|\mathrm{d}a_i/\mathrm{d}t|}{a_i} \cdot L_a(a_{i+1} - a_i),$$

$$\varphi_i^{(1)} = \varphi_i^{(0)} + \delta(a_{i+1} - a_i).$$

式中:$L_a > 0$,称为加速度学习速率;$\delta > 0$,称为油门开度控制学习率.

③ 分别以 $a_i^{(1)}, v_i^{(1)}, \varphi_i^{(1)}$ 取代 $a_i^{(0)}, v_i^{(0)}, \varphi_i^{(0)}$ 存入记忆器中,作为第1次对第 i 档换档点参数的学习结果,也是下一次的换档参数.

一般地,若在第 i 档下经过第 k 次学习后得到的换档点参数值记为 $a_i^{(k)}, \varphi_i^{(k)}, v_i^{(k)}$,而当前状态参数测量值表示为 a_i, φ_i, v_i,当条件

$$\begin{aligned}&|a_i - a_i^{(k)}| < \varepsilon_{ai},\ |\varphi_i - \varphi_i^{(k)}| < \varepsilon_{\varphi i},\\&|v_i - v_i^{(k)}| < \varepsilon_{vi},\ a_i > 0\end{aligned} \tag{3}$$

得到满足时,便换入第 $i+1$ 档,并测出 a_{i+1}.

当条件 $|e_a| = |a_{i+1} - a_i| \leqslant \varepsilon_a$ 成立时,表明 $\{a_i^{(k)}, \varphi_i^{(k)}, v_i^{(k)}\}$ 已是最佳动力性换档点.否则,令

$$a_i^{(k+1)} = a_i^{(k)} + L_a(a_{i+1} - a_i), \tag{4}$$

$$v_i^{(k+1)} = v_i^{(k)} - \frac{|\mathrm{d}a_i/\mathrm{d}t|}{a_i} \cdot L_a(a_{i+1} - a_i), \tag{5}$$

$$\varphi_i^{(k+1)} = \varphi_i^{(k)} + \delta(a_{i+1} - a_i). \tag{6}$$

这就是对最佳动力换档点的第 $k+1$ 次学习值,加以记忆,作为下一次换档点参数的预测值,迭代初始值为 $\{a_i^{(0)}, \varphi_i^{(0)}, v_i^{(0)}\}$, 自学习的目标是使 $a_{i+1} - a_i = 0$.实际上,由于人体对水平方向加速度变化的敏感程度有限,满足条件 $|a_{i+1} - a_i| \leqslant \varepsilon_a$ 足矣.

式(5)中,比值 $\frac{|\mathrm{d}a_i/\mathrm{d}t|}{a_i}$ 实际是曲线 $a_i = f_i(\varphi, v)$ 在 φ 为定值的条件下,过曲线 $a_i = f_i(v)$ 上的点 (v_i, a_i) 的切线斜率 $\frac{\mathrm{d}a_i}{\mathrm{d}v_i}$ 的绝对量.事实上,有 $\frac{\mathrm{d}a_i}{\mathrm{d}t} = \frac{\mathrm{d}a_i}{\mathrm{d}v_i} \cdot \frac{\mathrm{d}v_i}{\mathrm{d}t} = \frac{\mathrm{d}a_i}{\mathrm{d}v_i} \cdot a_i$,所以 $\left|\frac{\mathrm{d}a_i}{\mathrm{d}v_i}\right| = \frac{|\mathrm{d}a_i/\mathrm{d}t|}{a_i}$.

令

$$\rho = \frac{|\mathrm{d}a_i/\mathrm{d}t|}{a_i} \cdot L_a, \tag{7}$$

式(5)成为

$$v_i^{(k+1)} = v_i^{(k)} - \rho(a_{i+1} - a_i). \tag{8}$$

式中,ρ 称为速度学习速率.

3 自学习算法的收敛性分析(Convergence analysis of the iterative learning algorithm)

自学习算法(4),(5),(6)能否使换档状态参数收敛到最佳动力性换档点是本文讨论的中心问题.为证明其收敛性,首先作如下几点假设:

① 换档操作在很短时间内完成,换档前后车速保持不变,即 $v_{i+1}^{(k)} = v_i^{(k)}$;油门开度在换档完成时已回到换档前一刻的开度位置,有 $\varphi_{i+1}^{(k)} = \varphi_i^{(k)}$.

② 经过第 k 次换档学习后,第 i 档换档点参数的记忆值为 $\{a_i^{(k)}, \varphi_i^{(k)}, v_i^{(k)}\}$,且满足关系

$$a_i^{(k)}(t) = f_i(\varphi^{(k)}(t), v^{(k)}(t)). \qquad (9)$$

而刚换入第 $i+1$ 档时，在换档点处参数间关系为

$$a_{i+1}^{(k)}(t) = f_{i+1}(\varphi^{(k)}(t), v^{(k)}(t)). \qquad (10)$$

$\varphi^{(k)}(t)$ 和 $v^{(k)}(t)$ 分别为第 k 次由第 i 档换入第 $i+1$ 档时的油门开度和车速.

③ 式(9)和式(10)中，$f_i(\cdot)$ 和 $f_{i+1}(\cdot)$ 对于 φ 和 v 的偏导数存在，且满足 Lipschitz 条件.

在上述假设条件下，有如下定理.

定理 对于式(1)，(2)所描述的非线性动态特性，采用式(4)，(5)，(6)所表达的最佳动力性换档规律自学习算法能够使误差 $e_a^{(k)} = a_{i+1}^{(k)} - a_i^{(k)}$ 收敛于零的充分条件为

$$r = |1 + \delta\cdot\lambda_\varphi - \rho\cdot\lambda_v|_{\max} < 1. \qquad (11)$$

式中

$$\lambda_\varphi = \left.\frac{\partial f_{i+1}}{\partial\varphi}\right|_{\substack{\varphi=\varphi1\\ v=v1}} - \left.\frac{\partial f_i}{\partial\varphi}\right|_{\substack{\varphi=\varphi2\\ v=v2}}, \qquad (12)$$

$$\lambda_v = \left.\frac{\partial f_{i+1}}{\partial v}\right|_{\substack{\varphi=\varphi3\\ v=v3}} - \left.\frac{\partial f_i}{\partial v}\right|_{\substack{\varphi=\varphi4\\ v=v4}}. \qquad (13)$$

δ,ρ 为正实数；$\varphi_1,\varphi_2,\varphi_3,\varphi_4 \in [\varphi^{(k)},\varphi^{(k+1)}]$；$v_1, v_2, v_3, v_4 \in [v^{(k)}, v^{(k+1)}]$.

证 令 $e_a^{(k)} = a_{i+1}^{(k)} - a_i^{(k)}$，则

$$\begin{aligned}
&e_a^{(k+1)} - e_a^{(k)} = \\
&[a_{i+1}^{(k+1)} - a_i^{(k+1)}] - [a_{i+1}^{(k)} - a_i^{(k)}] = \\
&[a_{i+1}^{(k+1)} - a_{i+1}^{(k)}] - [a_i^{(k+1)} - a_i^{(k)}] = \\
&\left\{\left.\frac{\partial f_{i+1}}{\partial\varphi}\right|_{\substack{\varphi1\\ v1}}\cdot[\varphi_{i+1}^{(k+1)} - \varphi_{i+1}^{(k)}] + \left.\frac{\partial f_{i+1}}{\partial v}\right|_{\substack{\varphi3\\ v3}}\cdot\right. \\
&\left.[v_{i+1}^{(k+1)} - v_{i+1}^{(k)}]\right\} - \\
&\left\{\left.\frac{\partial f_i}{\partial\varphi}\right|_{\substack{\varphi2\\ v2}}\cdot[\varphi_i^{(k+1)} - \varphi_i^{(k)}] + \left.\frac{\partial f_i}{\partial v}\right|_{\substack{\varphi4\\ v4}}\cdot[v_i^{(k+1)} - v_i^{(k)}]\right\}.
\end{aligned}$$

由假设①有

$$\varphi_{i+1}^{(k+1)} - \varphi_{i+1}^{(k)} = \varphi_i^{(k+1)} - \varphi_i^{(k)} = \varphi^{(k+1)} - \varphi^{(k)},$$

$$v_{i+1}^{(k+1)} - v_{i+1}^{(k)} = v_i^{(k+1)} - v_i^{(k)} = v^{(k+1)} - v^{(k)},$$

所以

$$\begin{aligned}
&e_a^{(k+1)} - e_a^{(k)} = \\
&\left[\left.\frac{\partial f_{i+1}}{\partial\varphi}\right|_{\substack{\varphi1\\ v1}} - \left.\frac{\partial f_i}{\partial\varphi}\right|_{\substack{\varphi2\\ v2}}\right]\cdot[\varphi^{(k+1)} - \varphi^{(k)}] + \\
&\left[\left.\frac{\partial f_{i+1}}{\partial v}\right|_{\substack{\varphi3\\ v3}} - \left.\frac{\partial f_i}{\partial v}\right|_{\substack{\varphi4\\ v4}}\right]\cdot[v^{(k+1)} - v^{(k)}] = \\
&\lambda_\varphi\cdot[\varphi^{(k+1)} - \varphi^{(k)}] + \lambda_v\cdot[v^{(k+1)} - v^{(k)}].
\end{aligned}$$

由式(6)有

$$\varphi^{(k+1)} - \varphi^{(k)} = \delta\cdot[a_{i+1}^{(k)} - a_i^{(k)}] = \delta\cdot e_a^{(k)}.$$

由式(5)即式(8)得

$$v^{(k+1)} - v^{(k)} = -\rho\cdot[a_{i+1}^{(k)} - a_i^{(k)}] = -\rho\cdot e_a^{(k)}.$$

其中 $\delta > 0, \rho > 0$，但 δ 和 ρ 均为变化的量，于是有

$$e_a^{(k+1)} = (1 + \delta\cdot\lambda_\varphi - \rho\cdot\lambda_v)\cdot e_a^{(k)},$$

$$|e_a^{(k+1)}| = |1 + \delta\cdot\lambda_\varphi - \rho\cdot\lambda_v|\cdot|e_a^{(k)}|.$$

令

$$r_k = |1 + \delta\cdot\lambda_\varphi - \rho\cdot\lambda_v|,$$

得

$$|e_a^{(k+1)}| = r_k\cdot|e_a^{(k)}|. \qquad (14)$$

由式(14)递推关系有

$$|e_a^{(k+1)}| = r_k\cdot r_{k-1}\cdots r_2\cdot r_1\cdot r_0\cdot|e_a^{(0)}|.$$

记 $r = \max\{r_k, r_{k-1}, \cdots, r_2, r_1, r_0\}$，有

$$|e_a^{(k+1)}| \leqslant r^{k+1}\cdot|e_a^{(0)}|. \qquad (15)$$

式中 $e_a^{(0)} = a_{i+1}^{(0)} - a_i^{(0)}$. 因为 $0 < r < 1$，于是

$$\lim_{k\to\infty}|e_a^{(k+1)}| \leqslant \lim_{k\to\infty} r^{k+1}\cdot|e_a^{(0)}| = 0,$$

即当学习次数 $k\to\infty$，有 $a_{i+1}^{(k)} = a_i^{(k)}$.　　证毕.

讨论 1 上述定理表明，满足条件式(11)时，多次学习的结果能使换档前后的车辆加速度相等，换档点逐渐成为最佳动力性换档点. 而条件式(11)能否容易得到满足，或者说式(1)和(2)所代表的非线性关系应具备什么样的性质，自学习算法才能收敛. 再作如下分析.

由条件式(11)知，$\forall r_k$，有 $|1+\delta\cdot\lambda_\varphi-\rho\cdot\lambda_v| < 1$，从而

$$0 < \rho\cdot\lambda_v - \delta\cdot\lambda_\varphi < 2. \qquad (16)$$

由汽车加速特性知，在同样的油门开度变化量下，低档位下的加速度变化量大于高档位时的变化量，即有 $\left.\frac{\partial f_i}{\partial\varphi}\right|_{\substack{\varphi2\\ v2}} > \left.\frac{\partial f_{i+1}}{\partial\varphi}\right|_{\substack{\varphi1\\ v1}}$，所以

$$\lambda_\varphi = \left.\frac{\partial f_{i+1}}{\partial\varphi}\right|_{\substack{\varphi2\\ v2}} - \left.\frac{\partial f_i}{\partial\varphi}\right|_{\substack{\varphi1\\ v1}} < 0. \qquad (17)$$

而在换档点附近有 $\frac{\partial f_i}{\partial v} < 0$，且由汽车加速度特性曲线知 $\left|\frac{\partial f_i}{\partial v}\right| > \left|\frac{\partial f_{i+1}}{\partial v}\right|$，则

$$\lambda_v = \left.\frac{\partial f_{i+1}}{\partial v}\right|_{\substack{\varphi3\\ v3}} - \left.\frac{\partial f_i}{\partial v}\right|_{\substack{\varphi4\\ v4}} > 0. \qquad (18)$$

因此 $\rho\cdot\lambda_v - \delta\cdot\lambda_\varphi > 0$ 是可以得到保证的，而 $\rho\cdot\lambda_v - \delta\cdot\lambda_\varphi < 2$ 也是容易满足的. 事实上 $\forall\lambda_\varphi, \exists\delta < -\frac{1}{\lambda_\varphi}$，$\forall\lambda_v, \exists\rho < \frac{1}{\lambda_v}$，使条件 $\rho\cdot\lambda_v - \delta\cdot\lambda_\varphi < 2$ 成立.

式(17)和式(18)就是保证学习算法能够收敛时，式(1)，(2)应具备的性质.

讨论 2 注意到,证明过程中有

$$a_i^{(k+1)} - a_i^{(k)} =$$
$$\left.\frac{\partial f_i}{\partial \varphi}\right|_{\substack{\varphi 2\\ v2}} \cdot [\varphi_i^{(k+1)} - \varphi_i^{(k)}] + \left.\frac{\partial f_i}{\partial v}\right|_{\substack{\varphi 4\\ v4}} \cdot [v_i^{(k+1)} - v_i^{(k)}] =$$
$$\left.\frac{\partial f_i}{\partial \varphi}\right|_{\substack{\varphi 2\\ v2}} \cdot \delta \cdot e_a^{(k)} + \left.\frac{\partial f_i}{\partial v}\right|_{\substack{\varphi 4\\ v4}} \cdot (-\rho \cdot e_a^{(k)}) =$$
$$\left(\delta \left.\frac{\partial f_i}{\partial \varphi}\right|_{\substack{\varphi 2\\ v2}} - \rho \left.\frac{\partial f_i}{\partial v}\right|_{\substack{\varphi 4\\ v4}}\right) \cdot e_a^{(k)} =$$
$$\left(\delta \left.\frac{\partial f_i}{\partial \varphi}\right|_{\substack{\varphi 2\\ v2}} - \rho \left.\frac{\partial f_i}{\partial v}\right|_{\substack{\varphi 4\\ v4}}\right) \cdot (a_{i+1}^{(k)} - a_i^{(k)}).$$

此式实际就是迭代学习算法中的式(4).事实上,只需取 $L_a = \delta \left.\frac{\partial f_i}{\partial \varphi}\right|_{\substack{\varphi 2\\ v2}} - \rho \left.\frac{\partial f_i}{\partial v}\right|_{\substack{\varphi 4\\ v4}}$, 就可使二式同一.

4 自学习算法的收敛速度分析(Analysis for convergent speed of the iterative learning algorithm)

汽车变速控制系统对实时性要求很高,因此,要求最佳换档规律自学习算法的收敛速度尽可能快,希望通过较少的学习次数就使换档趋近于最佳换档.同时,自学习算法的收敛速度也是评价其控制算法优劣的重要指标之一[4].

因人体对加速度变化的敏感程度有限,不必要求换档前后的加速度完全保持相等,或者说不必使 $e_a^{(k+1)} = 0$.只要给定适当正数 ε_e, 使条件

$$|e_a^{(k+1)}| \leqslant r^{k+1} \cdot |e_a^{(0)}| \leqslant \varepsilon_e \tag{19}$$

满足时,人体已无法感受到车辆在换档时的加速度变化.

设学习次数 $k = n$ 时,条件式(19)被满足,即有

$$r^{n+1} \cdot |e_a^{(0)}| \leqslant \varepsilon_e.$$

对上式取自然对数,经整理可得到

$$n \leqslant \left\{\frac{\ln[\varepsilon_e / |e_a^{(0)}|]}{\ln r}\right\} - 1. \tag{20}$$

分析式(20)知:

因 $|e^{(0)}|_a > \varepsilon_e$,所以 $\varepsilon_e / |e_a^{(0)}| < 1$.要使 n 小,应使比值 $\varepsilon_e / |e_a^{(0)}|$ 朝 1 的方向增加,或者使 r 往 0 的方向减小.为了加快收敛速度,有以下几点结论:

1) 尽可能增大 ε_e. ε_e 的最大值是人体感受水平方向加速度变化的下限值.

2) 减小 $|e_a^{(0)}|$.这意味着给定初始换档点参数值 $\{a_i^{(0)}, \varphi_i^{(0)}, v_i^{(0)}\}$ 时,应尽量接近最佳换档点,也就是使 $|e_a^{(0)}|$ 接近于 ε_e.但是,在没有足够的经验时,要做到这一点是比较困难的.

3) 由式(11),(12),(13) 和式(16) 知,要使 r 的值朝着 0 的方向减小,就应使

$$\rho\left(\left.\frac{\partial f_{i+1}}{\partial v}\right|_{\substack{\varphi 3\\ v3}} - \left.\frac{\partial f_i}{\partial v}\right|_{\substack{\varphi 4\\ v4}}\right) - \delta\left(\left.\frac{\partial f_{i+1}}{\partial \varphi}\right|_{\substack{\varphi 1\\ v1}} - \left.\frac{\partial f_i}{\partial \varphi}\right|_{\substack{\varphi 2\\ v2}}\right) \to 1. \tag{21}$$

这可以通过在换档时对油门开度采取两种控制方式来实现.

① 变油门法.适当控制换档前后加速度随油门的变化率 $\left.\frac{\partial f_i}{\partial \varphi}\right|_{\substack{\varphi 2\\ v2}}$ 和 $\left|\frac{\partial f_{i+1}}{\partial \varphi}\right|_{\substack{\varphi 1\\ v1}}$,并选择合适的油门开度控制学习率 δ,有助于使 $r \to 0$,加快收敛速度.

② 定油门法.在每一次换档控制时,油门开度均保持一确定值,即在 $a_i^{(k)} = f_i(\varphi, v)$ 和 $a_{i+1}^{(k)} = f_{i+1}(\varphi, v)$ 中,恒保持 φ 为常数.因此有 $\frac{\partial f_{i+1}}{\partial \varphi} = \frac{\partial f_i}{\partial \varphi} = 0$,同时,还有 $\delta = 0$.

此时,根据式(21) 可近似取车速的自学习速率 ρ 为

$$\rho = (0.8 \sim 0.9) \frac{1}{\left(\left.\frac{\partial f_{i+1}}{\partial v}\right|_{\substack{\varphi 3\\ v3}} - \left.\frac{\partial f_i}{\partial v}\right|_{\substack{\varphi 4\\ v4}}\right)} =$$
$$(0.8 \sim 0.9) \cdot \frac{1}{\lambda_v}. \tag{22}$$

由于 λ_v 随换档点的不同而变化,所以 ρ 是变学习速率.这会使学习的次数减少,收敛速度提高.

5 结论(Conclusion)

本文所提出的汽车电控机械自动变速器最佳动力性换档规律自学习算法,经过理论证明,当自学习率 δ 和 ρ 以及车辆加速度变化规律的特性参数 $\partial f_{i+1}/\partial \varphi, \partial f_i/\partial \varphi, \partial f_{i+1}/\partial v, \partial f_i/\partial v$ 满足条件式(11)时,迭代自学习算法可使换档点逐渐收敛于最佳动力换档点,此法具有实用价值.同时,通过分析影响迭代自学习次数的基本因素,找出了提高自学习收敛速度的措施,为在实际应用中缩短学习时间找到了理论依据.

参考文献(References):

[1] WANG Lifang. Research for the method determining shifting rule of automatic transmission [J]. *Automobile Technology*, 1998,(6):7-9 (in Chinese).

[2] KUC T Y, LEE J S, NAM K. An iterative learning control theory for a class of nonlinear dynamic systems [J]. *Automatica*, 1992,28 (6):1215-1221.

(下转第 44 页)

[10] LUMELSKY V J, MUKHOPADHYAY S, SUN K. Dynamic path planning in sensor-based terrain acquisition [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1990, 6(4):462 – 472.

[11] TAYLOR C J, KRIEGMAN D J. Vision-based motion planning and exploration algorithms for mobile robots [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1998, 14(3):417 – 426.

[12] XI Yugeng. *Predictive Control* [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 1993 (in Chinese).

[13] ZHANG Chungang, XI Yugeng. Robot path planning in globally unknown environments based on rolling windows [J]. *Science in China* (*Ser E*), 2001, 44(2):131 – 139.

[14] XI Yugeng. Predictive control of generalized problem in dynamic uncertain environment [J]. *Control Theory & Applications*, 2000, 17(5): 665 – 670(in Chinese).

作者简介:

张纯刚 (1975 —),男,上海交通大学自动化系博士生.研究兴趣为机器人路径规划,多机器人协调规划. Email: cyzhang@scn.com.cn;或 cgzhang@online.sh.cn

席裕庚 (1946 —),男,1984 年在德国慕尼黑工业大学获得博士学位,现为上海交通大学自动化系教授,博士生导师.主要从事预测控制,复杂系统控制理论和智能机器人的研究.

(上接第 36 页)

[3] SUN Mingxuan, HUANG Baojian, ZHANG Xuezhi. PD-type iterative learning control for a class of uncertain time-delay systems with biased initial state [J]. *Control Theory & Applications*, 1998, 15(6): 853 – 858 (in Chinese).

[4] WEI Yanding. Research on convergent speed of iterative learning control [J]. *Control Theory & Applications*, 2001, 18(2):314 – 316 (in Chinese).

[5] SUN Mingxuan. Robust convergence analysis of iterative learning control systems [J]. *Control Theory & Applications*, 1998, 15(3):320 – 326.

作者简介:

杨志刚 (1957 —),男,副教授,博士生. 主要研究领域:汽车智能控制技术. Email: zgyang5888@sina.com;

曹长修 (1937 —),男,教授,博士生导师. 主要研究领域:神经网络控制,汽车智能控制技术;

苏玉刚 (1962 —),男,副教授.主要研究领域:电力电子技术,计算机测控及智能控制技术与应用.