

动态图像序列的视觉心理仿真模型研究

廉志凯^{1,2}, 郑伟¹, 戴舒¹

(1. 中科院心理所, 北京 100101; 2. 中科院研究生院, 北京 100049)

摘要: 在生物视觉心理模型的研究中, 为了准确地反映图像特征, 通过对动态图像序列的视觉心理仿真的深入研究, 在原有模型的基础上建立了并行式的动态图像序列处理机制。对静态以及运动处理通路的数学计算, 获得了与运动目标整体一致的方向感知, 建立了运动方向感知的视觉心理核心计算模型, 并依据模型进行了仿真。从仿真输出几何图形的结构化场景到自然图像的真实场景, 比较分析了几种动态图像序列。从计算机仿真的结果来看, 模型计算比较准确, 适应性较强, 在一定程度上也说明了模型是符合生物视觉系统的心理处理机制的。

关键词: 动态图像; 视觉心理; 仿真模型

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Psychological Simulation Research of Dynamic Image Vision

LIAN Zhi-kai^{1,2}, ZHENG Wei¹, DAI Shu¹

(1. Institute of Psychology, CAS, Beijing 100101, China; 2. Graduate University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

ABSTRACT: Large amount utility of digital data brings about a lot of maladies for the security of multimedia information. Digital watermark technology appeared under this circumstance. It is an effective measure for copyright protection, distortion informing, unauthorized copy tracking etc. The adaptive algorithm based on wavelet packet and the feature of texture chooses the embedded position and computes embedded depth adaptively through the analysis of the texture to coordinate robustness and imperceptibility. In the experiment, geometry crops, Gaussian noise, mosaic, etc. were applied as the attacks. The experimental results show that robustness of this scheme gets a large progress, especially for the attacks of geometry crops and mosaic.

KEYWORDS: Dynamic Image; Visual Psychology; Simulated Model

1 引言

人类针对视觉心理现象的研究有着悠久的历史, 随着近代解剖学与心理学的发展, 人类对视觉系统心理的研究开始逐步深化。但是目前, 对于动态图像序列的视觉心理的研究还处于起始阶段, 各国学者专家都在努力研究攻关这一课题, 并提出了一些感知理论^[1]。但还没有一个统一的理论模型能够对绝大多数视觉心理现象做出完美的解释。

随着现代神经科学、心理学、眼科学以及解剖学等学科的迅速发展, 人类对于大脑视觉功能的认识会越来越全面, 生物视觉及其心理研究将会出现实质性、革命性的进展。生物视觉心理系统是一个复杂系统, 本文将针对动态序列的视觉心理活动建立细胞神经网络模型, 并对其进行简要分析。

2 视觉心理模型的选择

评价一个视觉心理模型的好坏, 不仅仅要看它是否符合生物视觉系统的生理结构特点, 更重要的是要看它能否更准确地反映出真实可靠的动态图像序列信息。这里将根据视觉系统对动态图像序列进行计算机仿真, 并对某些主要影响因素进行分析。

Grossberg 先后在细胞神经网络算法的基础上提出了 MBCS 模型和 Formotion BCS 模型^[2], 提取出运动对象的特征跟踪信号并对其进行重组与分割, 从而在各个偏好方向上得到最终的运动边界, 并成功地对一些经典的运动视觉心理进行了仿真。但是, 每一种模型都有它的局限性。上述两个模型在对于复杂背景下的真实图像序列就难以得到理想的感知结果, 甚至不能直接用于真实场景。

通过仿真发现, 静态通路方位感受器的输出能够有效地启动运动通路的处理流程, 为了克服 Formotion 模型边界预处理过于复杂的缺点, 本文在静态边界和运动感知并行处理的模型基础上提出并构建了经改进的模型, 有效缩短了运动通路部分的启动时间, 提高了图像处理的及时性。而且, 解

决了图像形状和特征变化乃至缺失所造成的影响,加强了静态通路动态通路之间的联系,这种设计也更加符合生物视觉系统神经处理机制。

3 对静态图像的视觉信息处理

考虑到真实场景的复杂情况和视觉心理模型的需要,对BCS模型进行了改进,去除了计算复杂的双极细胞环节,将简单细胞和复杂细胞共同建模为方位感受器。如图1,流程依次通过LGN通道、方位感受器、空间竞争、方位竞争四个阶段,完成对图像序列的预处理和静态边界实现^[3]。基于人眼视觉的选择性,模型希望能够把运动目标划为视觉兴趣区域(ROI),从而降低或者排除复杂的静态背景对图像分析造成的不良影响。为此,设计了目标背景分离机制以提取运动目标边界,从而实现了运动目标与背景边界分层处理。

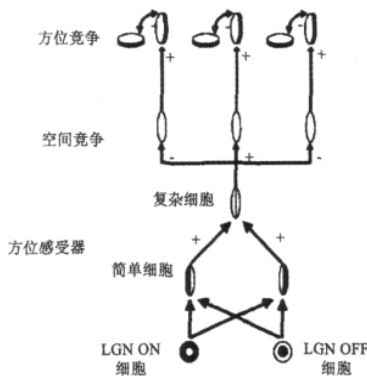


图1 静态边界轮廓系统(SBCS)模型

3.1 暂态细胞网络

真实场景输入的具有多变性,首先体现在对物体的视觉感知是在变化的照明条件下发生的,到达视网膜上的亮度会对混合了不均匀的照明条件和物体本身固有的反射特性产生刺激。生理实验和视觉实验表明图像中的相对对比度决定感知的色彩亮度,并且,由它启动了生物视觉系统对视觉输入信息的处理过程。因此,LGN通道的亮度均衡处理对于真实图像的处理是不可或缺的。

LGN ON 细胞和 LGN OFF 细胞的活性可以通过下类模型表示:

$$\frac{dx_{ij}^+}{dt} = -x_{ij}^+ + (1 - x_{ij}^+) \sum_{(X,Y)} G_{XY} C_{ijXY} - (x_{ij}^+ + 0.5) \sum_{(X,Y)} G_{XY} S_{ijXY} \quad (1)$$

$$\frac{dx_{ij}^-}{dt} = -x_{ij}^- + (1 - x_{ij}^-) \sum_{(X,Y)} G_{XY} C_{ijXY} - (x_{ij}^- + 0.5) \sum_{(X,Y)} G_{XY} C_{ijXY} \quad (2)$$

上式中,ON通道以上标“+”表示,OFF通道以上标“-”表示,G表示图像的灰度输入,下标(i,j)为位置信息。细胞活性的衰减率为1,1和0.5分别是细胞的最大活性值和最小活性值,这个可以通过对照细胞膜电位方程得出。其中

$$C_{ijXY} = \frac{C}{2\pi\delta_c^2} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left[\frac{(X-i)^2 + (Y-j)^2}{\delta_c^2} \right]\right\} \quad (3)$$

$$S_{ijXY} = \frac{S}{2\pi\delta_s^2} \exp\left\{-\frac{1}{2} \left[\frac{(X-i)^2 + (Y-j)^2}{\delta_s^2} \right]\right\} \quad (4)$$

(X,Y)是满足 $(X-i)^2 + (Y-j)^2 \leq R^2$ 条件的原点内的点,其中 $R=2$ 。C与S是表示中心和周边高斯核的尺度的常数, δ_c 和 δ_s 表示高斯核的标准偏差。其中, $S=1.83$, $C=0.63$, $\delta_s=2.24$, $\delta_c=0.65$ 。当细胞进入稳定状态后,这些LGN ON和LGN OFF活动性的差被分别计算出来,由此LGN的输出信号产生了:

$$x_{ij}^{+/-} = [x_{ij}^{+/-} - x_{ij}^{-/+}] \quad (5)$$

上式中, $[x^+] = \max(x, 0)$ 表示的是半波的整流操作。神经细胞的稳态活性经过半波整流操作后才能得出其最终的输出结果,下文中的该操作具有相同的意义。

3.2 视觉的方位判断

BCS对场景中物体外形比较敏感,在消除了图像中照明条件的影响后,BCS将开始对对比轮廓信息进行提取。为了有效地建立边界,BCS必须能够对图像中每一点的对比差别特征的角度朝向进行确认。在FACADE算法将图像中用“方位”来形容对比差别特征的角度朝向。为此,静态图像中每元素点都对应着多个简单细胞,这些简单细胞都能够对不同方位上局部对比差别进行检测,不仅如此简单细胞还具有正负极性,即能够对由明到暗和由暗到明的对比分布进行有区分。因而,FACADE理论设计了复杂细胞环节,用以汇聚由简单细胞处理阶段而来的相反对比极性的边界特征。

本文将通过综合简单细胞和复杂细胞的功能来建立方位感受器的活性方程,从而达到简化计算量的目的。首先定义一个椭圆域方位感受野,如图2中的椭圆。

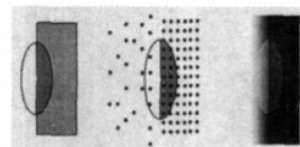


图2 简单细胞视觉感受响应的几种情况

(i,j)为其中心,k表示椭圆方位, L_{ijk} 和 R_{ijk} 分别表示以椭圆域长轴为界的左右两边的黑白部分。则处于位置(i,j)方位k的掩模输出 j_{ijk} 为:

$$j_{ijk} = \frac{\sum_p ([U_{ijk}^p - \alpha V_{ijk}^p]^+ + [V_{ijk}^p - \alpha U_{ijk}^p]^+)}{1 + \beta \sum_p (U_{ijk}^p + V_{ijk}^p)} \quad (6)$$

上式中, α, β 分别代表LGN输出的ON和OFF信号,其中 $\alpha = 1.1$, $\beta = 0.05$, $p \in \{+, -\}$ 。另外:

$$U_{ijk}^p = \sum_{(X,Y) \in L_{ijl}} X_{XY}^p \quad (7)$$

$$V_{ijk}^p = \sum_{(X,Y) \in R_{ijl}} X_{XY}^p \quad (8)$$

其中,式(6)分子中两部分之和表示 j_{ijk} 要比左右两部分接收输入总量的对比(而不是方向的对比)敏感。换句话说,

j_{ijk} 对黑白两色之间的变换并不敏感,从而能够得到对于静态边界最大的响应。

3.3 空间竞争

空间竞争阶段主要任务是锐化有向图像的边缘,接受来自上一层的激发输入,还要接受来自于运动通路部分的反馈信号。这一步主要通过超复杂细胞来完成,以一种中心激发、周边抑制的策略在方位相同但空间位置有所不同的方位感受器之间,以一种中心激发、周边抑制的策略进行^[4]。在固定的方位 K 上,如果位置 (i, j) 的活性为 w_{ijk} ,则用方程来表述为:

$$\frac{dw_{ijk}}{dt} = -w_{ijk} + (1 + M_{ij})j_{ijk} - \gamma \sum_{(p,q)} j_{pqk} \quad (9)$$

其中 $M_{ij} = \sum_d [M_{ij}^d - \theta]^+$ 为来自于 MT 的反馈信号, d 则为运动通路的各方向。在圆形区域 $(p-i)^2 + (q-j)^2 \leq R^2$ 内 $\gamma = 0.12$,在其他区域则 $\gamma = 0$ 。MT 阶段的竞争获胜区域将极大得促进空间的激烈竞争作用,这将进一步增强运动目标的优势,并促使其在竞争中获胜。

3.4 方位竞争

方位竞争主要是指处于同一感知位置的不同方位的细胞,通过高阶超复杂细胞的中心激励周边抑制形式,在方位通道内发生的竞争行为。方位竞争的作用是对经过前面处理过的图形进行细化处理,是指更加准确。与空间竞争类似,方位竞争的的过程可通过 (10) 式来描述。

$$\frac{dy_{ijk}}{dt} = -y_{ijk} + (1 - y_{ijk}) \sum_m C_{mk} W_{ijm} - (1 + y_{ijk}) \sum_m E_{mk} W_{ijm} \quad (10)$$

这里 C 与 E 取值分别为 1.25 和 1.0。输入 w_{ijm} 对 y_{ijk} 的抑制与激活均随着 m 与 k 的差值指数下降,当 m 等于或者接近 k 时最大。最后将各个方位竞争进行合成就形成了图像的静态边界: $Y_{ij} = \sum_k [y_{ijk}]^+$ 。

3.5 目标背景的分离

在上文所提到的模型中, Grossberg 实现了形状背景分离的 FACADE 边界作为模型的输入。通过对复杂的自然图像的处理,提取运动目标,最终实现了目标与背景有效分离。在视觉效果上排除了遮挡物,减少了背景产生的干扰因素,从中分离出了主要的目标信息。

本文经过计算机仿真实验发现, Formotion BCS 模型采用双极细胞的建模是针对理想观察条件下的规则景物的处理^[5]。而真实环境中,存在大量的诸如噪声、边缘模糊等因素,给图像的分析 and 处理带来很大的困难。因而,在适应性传输门的特性基础上构建出一个较为简单有效的形状背景分离机制,将运动目标选入视觉感兴趣区域。这里定义 x_{ij} 为对前文中所述的静态边界 Y_{ij} 进行的增强相应,相应的活性方程如下:

$$\frac{dx_{ij}}{dt} = 10[-x_{ij} + (2 - x) Y_{ij}] \quad (11)$$

定义 z_{ij} 为适应性传输门活性,方程如下:

$$\frac{dz_{ij}}{dt} = 0.05 [1 - z_{ij} - 200x_{ij}z_{ij}] \quad (12)$$

目标分离后得到结果:

$$i_{ij} = z_{ij}x_{ij} \quad (13)$$

对于真实图像,当边界能够被清晰的反应出来时可以省略降噪步骤。但是大多数时候,为达到抑制噪声的目的,需要通过阈值调整进行降噪操作。令 $I_{ij} = [i_{ij} - \theta]^+$, 阈值 θ 可以根据具体情况进行调整,这里规定取值为 0.02。适应性传输门与通过它的门信号的强度比例关系为 200:1。因而,在静态图像中, x_{ij} 作为静态边界的增强响应将维持不变,并对传输门产生比较强(相对于运动部分来讲)的抑制作用^[6]。经过计算机仿真的结果如图 3。

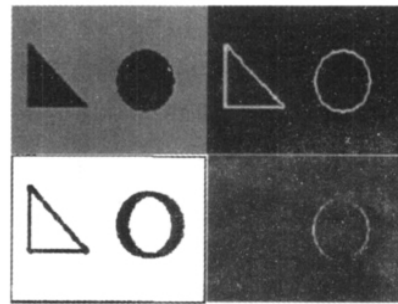


图 3 分离背景的计算机仿真结果

在仿真环境中,图像中的圆形部分是沿水平方向自左向右运动的,三角形部分则处于静止状态。其中图像的灰度表示信号的强度大小。由图 3 的仿真结果可以看出,经过传输门以后,静态图形的边界强度最小,而运动图像的静态边界每一帧都会产生变化。左下图中圆形部分的拖影表明适应性传输门对运动渐变反应所产生的响应。右下图显示的是经过右上和左下图灰度按照式 (13) 相乘后的结果,表明运动图像的轮廓被清晰地提取出来了。

视觉的兴趣区域就是指被提取出来的运动目标所占的区域。相对于其他区域而言,视觉区域由于能在后续的处理中将向形成运动的边界以及运动通路的 MT 层输出,所以在降低处理的复杂度和提高计算可靠性方面起着重要作用。

4 运动处理的模型及其仿真

上文介绍的视觉系统的静态处理通路及仿真分析是研究运动处理机制的基础。相对来讲,静态目标的视觉感知过程是比较简单的,本单元将在前述部分的基础上对运动方向的感知过程做较深入的研究和探索。

4.1 动态 Formotion BCS 的改进算法模型

在对动态凸显序列的视觉现象进行仿真研究的过程中发现,各层参数的选取对仿真结果影响比较大,而且部分特征参数表现出来的鲁棒性不是很令人满意。因此,为了能够减少噪声对于动态图像的影响,同时提高系统模型的鲁棒性,在上文静态模型的基础上做了适当修改。

4.1.1 阶段衰减系数

在经过传输门过程后,历史信息是不会完全衰减为0,因而必然对后续动态信号产生一定影响。一般而言,历史信号对后续的影响是随时间逐渐衰减的,考虑到其对后续运动信号的影响,这里在暂态细胞网络输出的阶段引入衰减系数 ζ 。相应的公式变化为:

$$E_{ij}^d = \sum_{\tau=1}^{i+1} E_{ij}^d(\tau) \zeta^{i+1-\tau} \quad (14)$$

这种改进的思想在其他模型改进过程中也有所体现,尤其是在短程滤波的时候,这些考虑历史信息的方式可以为后续的感知过程提供先验性的合作。

4.1.2 背景分离阶段的补偿系数

背景分离式动态视觉感知过程非常重要的阶段,在这一阶段中MT细胞开始成为方向性细胞。但在一般情况下,相对于模糊的噪声信号,对于运动图像的跟踪信号往往在数量上要少得多。背景分离的主要工作即是在众多的信号中准确的俘获并过滤掉干扰信号。在通过计算机仿真后,发现有必要选择鲁棒性较好的参数,以突出本质终端子的作用。然而,参数的选择是一项比较困难的工作,为了更好地对干扰信号起到抑制作用,在此引入补偿项 $a_1 F_{ij}^{ds}$ 。这样,将背景分离的输入项记做 H_{ij}^{ds} ,由此:

$$H_{ij}^{ds} = a_1 F_{ij}^{ds} + a_2 H_{ij}^{ds} \quad (15)$$

其中参数 a_1 与 a_2 分别为加权因子,在计算机仿真过程中 a_1 与 a_2 分别取0.6和0.4。于是,相应的公式可以写作:

$$N_{ij}^{ds} = \sum_{(X,Y)} (H_{XY}^{ds})^2 L_{ijXY} \quad (16)$$

引入补偿项参数后,模型能够自动根据不同情况进行适当的分离,降低结果对参数的敏感性。经过仿真验证,模型的计算结果能够有效降低结果对分离参数的依赖性,在一定范围内都能够实现模型对动态静态输入图像的自动处理。

4.1.3 价细胞响应调节系数

在视觉信号的导引阶段,当反馈网络开始进行初始化时,MST细胞的初始值一般都较大,因而通过反馈作用对MT细胞产生的抑制作用可能会比较强。考虑以上因素,这里引入反馈项系数 b ,在计算MT细胞平衡态时,初始化MT细胞的相应时间计算公式为:

$$m_{ij}^{ds} = \frac{N_{ij}^{ds} - b \sum_{D \neq d} [n_{ij}^{Ds}]^+}{1 + N_{ij}^{ds} - b \sum_{D \neq d} [n_{ij}^{Ds}]^+} \quad (17)$$

在上式的计算中, b 取值为0.6。与引入衰减系数类似,通过系数 b 可以调节MST的作用,能够在初始化的时候尽可能地保留历史信息。

4.1.4 MST细胞响应补偿系数

视觉信号的反馈过程中,在一定范围内被激活的MST能够增强对注意信号的导引作用。因而,可以考虑在计算MST细胞响应平衡态时,加入相应的补偿项。经过改进的MST细胞平衡态输出方程为:

$$m_{ij}^{ds} = a_3 \frac{M_{ij}^{ds} - 5 * \sum_{D \neq d} [n_{ij}^{Ds}]^+}{1 + M_{ij}^{ds}} + a_4 \left(\frac{M_{ij}^{ds}}{1 + M_{ij}^{ds}} \right) \quad (18)$$

上式中 a_3 与 a_4 分别取0.9和0.1;补偿项 $\frac{M_{ij}^{ds}}{1 + M_{ij}^{ds}}$ 包含了上一次MT细胞的输出信息,相当于正反馈调节,能够促进注意导引的发生。

4.1.5 系统的均衡输出

输出的均衡化是指对MST细胞的最终输出 n_{ij}^{ds} 进行长程滤波,在考虑了图像离散处理可能带来的不对称性后,对不同的信号进行加权处理,所取的加权值与同种类的信号在整个作用区域的总量有关,系统输出均衡化的将使得经改进后的结果进一步扩散到整个区域。对相应公式改进后为:

$$n^{ds} M_{ij} = b_2 \sum_{(X,Y)} (n^{ds} M_{XY}) T_{ijXY} \quad (19)$$

上式中 b_2 包含了方向 d 的数量信息,是关于 d 的函数。 T_{ijXY} 是以 (i,j) 为中心的各向同性的高斯核, $\sigma_{T_x} = \sigma_{T_y} = 20$,规定:

$$T_{ijXY} = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\left(\frac{X-i}{\sigma_{T_x}} \right)^2 + \left(\frac{Y-j}{\sigma_{T_y}} \right)^2 \right] \right\} \quad (20)$$

上式描述的非对称滤波在非本质终端子的合作信号扩散中能够起到一定作用,这里将对MST细胞的最终输出进行归一化处理,处理公式为:

$$M_s = \left[\frac{n_{cij}^{ds}}{1 + n_{cij}^{ds}} \right]^+ \quad (21)$$

4.2 改进模型的计算机仿真

经过仿真实验的设计是根据实验的要求和目的,选取适当的图像序列,进行视觉心理的模型验证。上文叙述了经改进的视觉心理模型算法,计算机仿真能够检验模型算法的正确性,同时也能检验其在实际应用的鲁棒性。

这里选其了较具有代表性的动态简单图形作为仿真实验的验证图形。首先,对所选取的动态图像进行一定的预处理,得到所需要的输入边界。通过实验开发的神经生理视觉运动感知系统结合上文的处理模型对各帧图像进行处理,得到所需的边界。下面通过两帧图像组成的序列的处理来进行对比说明,如图4和图5。



图4 简单图像仿真(A)

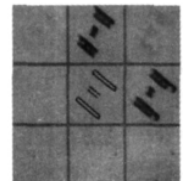


图5 简单图像仿真(B)

图4与图5为从仿真实验中视截下来的两幅图像,图4所描述的动态图像通过神经的视觉运动感知系统处理得到的图像边界序列如图5。将图4的动态图像作为改进模型的输入边界,通过暂态细胞网络、竞争网络、注意导引等阶段处理,最后得到动态图像的边界区域内的MST细胞输出如

图6所示。

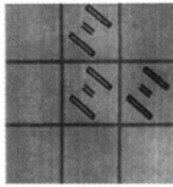


图6 图像的边界区域内的MST细胞输出

5 结论

上述的仿真结果验证了经本文改进的计算模型,基本符合人视觉的心理感知结果。当然,这只是相对粗浅的系统研究,仍然存在许多不足之处。希望本研究能够对改善输入边界的处理,完善静态处理和动态处理相结合的处理机制有所帮助。

参考文献:

[1] 马原野,王建红. 认知神经科学原理和方法[M]. 重庆:重庆出版社,1995.

[2] S Grossberg. How is a moving target continuously tracked behind occluding cover In T. Watanabe(Ed.), High level motion Processing: Computational, neurobiological, and psychophysical Perspectives[J]. Cambridge, MA: MIT Press, 1998. 3-52.

[3] 王正志,刘雅浪. 基于生物视觉原理的动态图像处理技术报告[R]. 中科院心理所,1997.

[4] 郭雷,郭宝龙. 视觉神经系统与分布式推理理论[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,1995.

[5] R D Walker, H L Pierce 著,喻柏林,宋均等译. 知觉与经验[M]. 北京:科学出版社,1986.

[6] 福岛邦彦著. 马万禄,蔡浩然,张少吾译. 视觉生理与仿生学[M]. 北京:科学出版社,1980.



【作者简介】

廉志凯(1981-),男(汉族),河北省秦皇岛市人,硕士研究生,讲师,主要研究领域为认知心理学;
郑伟(1978-),男(汉族),河北省秦皇岛市人,助教,主要研究领域为计算机网络;
戴舒(1982-),女(汉族),河北省秦皇岛市人,助教,主要研究领域为电力电子。

(上接第182页)

通过仿真实例可以看出,引入遗传算法,通过遗传算法自学习能力,可在外界环境改变时对PID控制器的三个控制参数进行在线调整,并使整个系统能迅速达到稳定的状态,解决了PID算法适应性差和参数整定困难的缺点。实验结果表明,基于遗传算法的PID控制器性能十分优良,比传统的PID调节方法调节的效果更为优越。同时本文所提出的遗传算法及策略具有一般性,不仅可用于PID控制器参数优化,还可以推广到其他对象的PID控制优化乃至范围更广的优化问题中去。

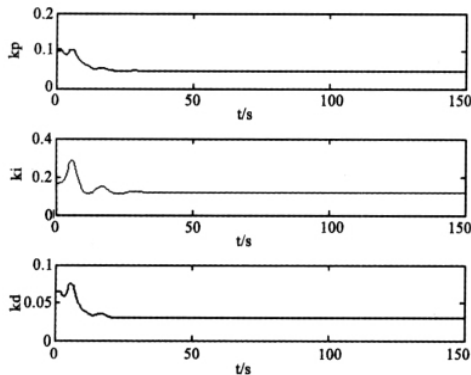


图5 基于遗传算法PID参数优化曲线图

参考文献:

[1] M A Abido. Particle swarm optimization for multimachine power system stabilizer design [J]. Power Engineering Society Summer Meeting, 2001, (3): 1346-1349.

[2] 何福忠,孙优贤. 基于稳定参数空间的PID调节器遗传优化设计[J]. 控制与决策,2000,15(4): 507-509.

[3] Q G Wang, H W Fung, T H Lee. PID Tuning for Improved Performance [J]. IEEE Trans Control System Tech, 1999, 7(4): 457-465.

[4] 刘迪,赵建华. 一种基于BP神经网络模型的自适应PID控制算法[J]. 自动化技术与应用,2008,7(8): 8-10.

[5] 赵瑞军,王先来. 模糊-PID控制器在空调温度控制中的应用[J]. 计算机仿真,2006,23(11): 311-313.

[6] 舒华,舒怀林. 基于LabView的PID神经网络控制器设计与仿真[J]. 计算机仿真学报,2006,18(10): 2918-2920.

[7] 舒怀林. PID神经网络及其控制系统[M]. 北京:国防工业出版社,2006. 147-149.

[8] 陈福祥,杨芝雄. PID调节器自整定的PM法及其公式推导[J]. 自动化学报,1993,19(6): 736-740.

[9] 李伟,高峰. 空发动机的CMAC与PID并行控制[J]. 箭与制导学报,2006,6(3): 5-97.



【作者简介】

牛芩洁(1977-),女(汉族),陕西省西安市人,讲师,研究生在读,研究方向为嵌入式系统设计研究;
王玉洁(1955-),女(汉族),辽宁省沈阳人,教授,计算机与信息学院院长,博士,研究方向为人工智能;

唐剑(1963-),男(汉族),北京市人,实验师,计算机中心主任,研究方向为测量技术与仪器研究。