

文章编号: 1001-0920(2009)07-1033-05

基于目标状态估计的 UAV 路径重规划决策模型

任 佳, 高晓光, 赵欢欢

(西北工业大学 电子信息学院, 西安 710072)

摘 要: 变结构离散动态贝叶斯网络能感知突发固定威胁, 但难以应用于状态未知的突发机动威胁. 针对此问题, 提出一种新的无人机路径重规划决策模型. 该模型以变结构离散动态贝叶斯网络为基础, 在机动威胁目标状态未知情况下, 结合 Kalman 滤波理论, 得到基于动态贝叶斯网络的目标状态估计模型, 并将其作为一个模块加入路径重规划模型中, 实现路径重规划决策. 仿真结果证明了所提出的无人机路径重规划决策模型的正确性.

关键词: 无人机; 路径重规划; 动态贝叶斯网络; 卡尔曼滤波

中图分类号: TP181 **文献标识码:** A

Path re-planning decision-making model for UAV based on target state estimate

REN Jia, GAO Xiaoguang, ZHAO Huanhuan

(Department of Electronic Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China.

Correspondent: REN Jia, E-mail: wwwrenjia@gmail.com)

Abstract: The application of varied discrete dynamic Bayesian network (VDDBN) in unexpected mobile threats is not available as it is used in the perceiving of pop-up still threats. Therefore, a new decision-making model of the re-planning for UAV is proposed. Under the situation without knowing the state of the mobile threat target, a target state estimate model is created based on dynamic Bayesian network (DBN) with the combination of Kalman filter theory, which is added on the path re-planning model as a module to make the re-planning decision. The simulation results show the correction of the decision-making model.

Key words: UAV; Path re-planning; Dynamic Bayesian network; Kalman filter

1 引 言

无人机(UAV)路径规划是根据敌情信息,在某些约束条件下,规划出从起飞点到指定目标点的最优飞行航线,可减小整体飞行路径的冗余度,是研究 UAV 的重要课题之一^[1,2]. 文献[3,4]在已知相同固定威胁的情况下,用 Voronoi 图表示出 UAV 可能飞行的航路集,来实现 UAV 的路径规划. 文献[5,6]在已知不同固定威胁的情况下,研究了“改进 Voronoi 图”构图的一些基本原则. 但是文献[3-6]只考虑固定威胁状态已知情况下 UAV 的路径规划问题,对于 UAV 周围环境存在的未知性和动态性未作考虑.

UAV 周围环境的复杂性,决定了 UAV 路径规划的难度,是当前 UAV 路径规划技术研究的一大热点. 特别在突发威胁下为了提高 UAV 的生存概

率,路径的重规划研究很有意义. 目前一些文献对于突发威胁下 UAV 路径重规划的研究^[7-10],是以突发威胁为固定威胁,在威胁的类型、位置、威胁范围等状态已知的情况下进行的,但是这种把突发威胁简单地等价于固定威胁来处理的方法并不符合战场实际的情况,没有考虑突发威胁的机动性和 UAV 获得目标状态数据不完整的情况.

为了实现在复杂战场环境中,UAV 能依据突发威胁(包括固定目标,机动目标)状态,智能自主地完成飞行任务,本文采用变结构离散动态贝叶斯网络的建模思想,实现各个时刻待决策或推理的变量发生变化,以适应战场环境因素多变、突发威胁机动性强、实时性要求高的状况. 在 UAV 获得的数据不完整的情况下,结合卡尔曼滤波(KFM)理论,提出基于动态贝叶斯网络的目标状态估计模型,来解决

收稿日期: 2008-06-23; 修回日期: 2008-10-06.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60774064).

作者简介: 任佳(1981—),男,新疆哈密人,博士生,从事复杂系统建模与仿真研究;高晓光(1957—),女,辽宁鞍山人,教授,博士生导师,从事航空火力控制理论、航空武器系统作战效能分析等研究.

变结构离散动态贝叶斯网络对突发威胁状态只能进行定性推理、无法定量计算这一缺陷,在对突发威胁状态预测的基础上,实现 UAV 对空中突发威胁的感知,完成 UAV 路径重规划决策,实现 UAV 对威胁目标的有效规避。

2 UAV 突发威胁下路径规划过程描述

突发威胁下 UAV 路径重规划的目的,是获得最大的生存概率,使自身避免受到威胁目标的打击。在此基础上,UAV 需要根据突发威胁状态、任务要求、地形参数、自身机动特性限制等选择一条能使 UAV 回避敌方威胁,安全完成预定任务的飞行路径。图 1 是突发威胁下 UAV 路径重规划问题的图形表示,具体过程描述如下:

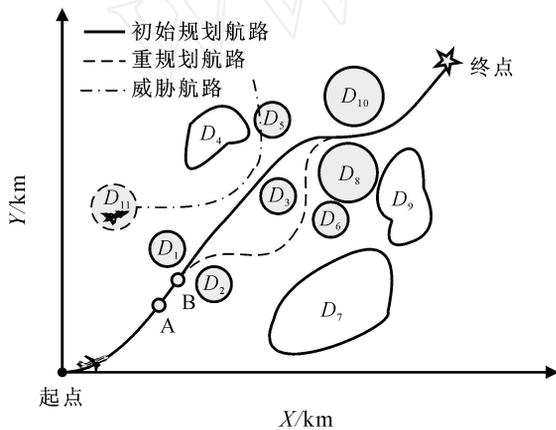


图 1 突发威胁下 UAV 路径重规划

1) 由高空侦察机获得某一区域的航空照片,按照预先的经验知识对该区域的固定威胁目标 $D_i (i = 1, 2, \dots, 10)$ 进行威胁等级的量化。依据 Voronoi 图法进行构图,在确定 UAV 飞行的起点和终点后,求解初始粗略最短路径,并进行路径细化,确立实际可飞最短路径。

2) UAV 将航空地图及初始规划的最短路径装入其火控计算机,按预先规划好的路径飞行。在飞行途中,应用其所带传感器不断探测周围环境的变化,当抵达 A 点时发现威胁体 D_{11} ,立即进行定位及目标跟踪。该突发威胁具有一定的威胁区域(假设为一个圆面),在该区域之内对 UAV 构成威胁。由于受到敌方干扰,UAV 机载传感器获得的数据不完整,通过预测算法对威胁目标未来出现的位置进行预测,依据变结构离散 DBN 建立的决策网络得到无人机是否有路径重规划的需要。

3 基于目标状态估计的 UAV 路径重规划决策

3.1 变结构离散 DBN

随着环境因素的变化,各个时刻待决策或推理

的变量将发生变化,因此针对动态贝叶斯网络的研究必不可少。但是国内外对动态贝叶斯网络的研究才刚刚起步,对于动态贝叶斯网络的研究还主要以简单的套用为主,并不能满足非线性、复杂大系统的需求。针对这一研究现状,本项目组提出变结构动态贝叶斯网络的设计思想,实现对复杂环境的感知,完成航空飞行器的智能指挥控制。

定义 1^[11] 如果组成一个离散动态贝叶斯网络,不同时刻的离散静态贝叶斯网络的结构或参数发生变化,则这类离散动态贝叶斯网络称为变结构离散动态贝叶斯网络。

对于实际的 UAV 路径重规划决策问题,模型变化主要体现在决策变量的状态个数和观测变量的个数上。可以根据实际可获得的观测变量的个数,确定决策变量的状态数,并根据预先建立的参数库,获得模型和可变的参数。如果待决策的变量发生变化,则可能是新的决策推理过程的开始。如果决策者的偏好发生变化,而环境并无变化,则必将引起条件概率表的变化。同样可以根据偏好的变化,从预先建立的参数库中获得可变的参数。

变结构离散 DBN 在解决许多实际问题时,只能从不完全的、不精确的或不确定的知识和信息中作出定性的推理,无法进行定量的计算。特别是在 UAV 机载传感器受到干扰,无法获得突发威胁完整状态数据的情况下,仅靠变结构离散 DBN 推理是不够的,还需对威胁目标的运动状态进行估计来完成 UAV 路径的重规划决策。

3.2 基于 DBN 的突发威胁状态估计模型

当隐变量为连续的矢量形式时,DBN 最简单的表达即为 KFM 的图形表达。同隐马尔可夫模型(HMM)一样,KFM 是连续隐状态 DBN 的一个特例。

DBN 推理的目的是计算边缘概率 $P(X_t^i / Y_{1:t})$, X_t 表示隐含状态变量, y_t 表示观测变量。若 $t = t$,则结果为滤波过程;若 $t > t$,则结果为预测过程;若 $t < t$,则结果为平滑过程。FB (forwards-backwards algorithm) 算法的基本思想是在前向过程中递归计算 $\alpha_t(i) = P(X_t = i / y_{1:t})$,在后向过程中递归计算 $\beta_t(i) = P(y_{t+1:t} / X_t = i)$,随后组合它们作为最终的结果

$$\begin{aligned} \alpha_t(i) &= P(X_t = i / y_{1:t}), \\ P(X_t = i / y_{1:t}) &= \\ &= \frac{1}{P(y_{1:t})} P(y_{t+1:t} / X_t = i, y_{1:t}) P(X_t = i, y_{1:t}), \end{aligned} \quad (1)$$

或表示为 * . 对于所有随机变量的

CPD(Conditional probability distribution) 都服从线性高斯分布的 DBN,可将其转换成卡尔曼滤波模型.正如所有隐含变量是离散情况下的 DBN 可以转化成简单的 HMM 一样,在 HMM 的推理过程中,引入前向后向算法,在推理某一节点概率时,充分结合其过去、当前、将来的概率情况,综合推理.同样,当隐含变量为连续情况时,仍可应用前向后向算法对某一节点进行推理,具体的递推算法可描述如下^[12]:

1) 首先,应用 $(x_{q,t}, V_{q,t})$ 分别定义 $P(X_t | y_{1:t})$ 的均值和协方差,则前向算法可表示为

$$(x_{q,t}, V_{q,t}, L_t) = \text{Fwd}(x_{q,t-1}, V_{q,t-1}, y_t; A, C, Q, R). \quad (2)$$

其中: A 为系统转移矩阵, C 为观测矩阵,系统误差服从 $N(0, Q)$,观测误差服从 $N(0, R)$.为了计算某一点的最优平滑值,首先计算预测的均值和协方差

$$x_{q,t-1} = Ax_{q,t-1}, \quad (3)$$

$$V_{q,t-1} = AV_{q,t-1}A^T + Q. \quad (4)$$

2) 计算如下在预计中的误差、预测协方差矩阵及增益矩阵:

$$e_t = y_t - Cx_{q,t-1}, \quad (5)$$

$$S_t = CV_{q,t-1}C^T + R, \quad (6)$$

$$K_t = V_{q,t-1}C^T S_t^{-1}. \quad (7)$$

3) 利用得到的数据更新估计数值的期望与协方差矩阵,即

$$x_{q,t} = x_{q,t-1} + K_t e_t, \quad (8)$$

$$V_{q,t} = (I - K_t C)V_{q,t-1} = V_{q,t-1} - K_t S_t K_t^T. \quad (9)$$

式(8)和(9)的物理意义是:实际值 $x_{q,t}$ 等于预测值 $x_{q,t-1}$ 加上误差项 $K_t e_t$,构成,该误差项又由两个关键因素来决定,即该时刻的观察值 S_t 以及预测协方差矩阵 $V_{q,t}$.

同理,有后向操作为

$$(x_{q,T}, V_{q,T}, V_{t-1,q,T}) = \text{Back}(x_{t+1/T}, V_{t+1/T}, x_{q,t}, V_{q,t}; A_{t+1}, Q_{t+1}). \quad (10)$$

首先计算预测值

$$x_{t+1/t} = A_{t+1} x_{q,t}, \quad (11)$$

$$V_{t+1/t} = A_{t+1} V_{q,t} A_{t+1}^T + Q_{t+1}. \quad (12)$$

随后计算得到一个比较光滑的矩阵 $J_t = V_{q,t} A_{t+1} V_{t+1/t}^{-1}$.然后计算后向估计的期望,协方差矩阵

$$V_{t,t-1/T} = \text{cov}[X_{t-1}, X_t | y_{1:T}], \quad (13)$$

$$x_{q,T} = x_{q,t} + J_t (x_{t+1/T} - x_{t+1/t}), \quad (14)$$

$$V_{q,T} = V_{q,t} + J_t (V_{t+1/T} - V_{t+1/t}) J_t^T, \quad (15)$$

$$V_{t-1,q,T} = J_{t-1} V_{q,T}. \quad (16)$$

在光滑的基础上,较准确地估计出 x_t 后,再应用预测公式 $x_{t+H/t} = A(t, t+H) x_{q,t}$,可预测 x_{t+H} 的值, $A(t, t+H)$ 为 t 时刻到 $t+H$ 时刻系统的转移矩阵.

3.3 UAV 路径重规划决策模型

如图 2 所示,我方 UAV 从起点穿过对方的防御区到达终点.已知在此区域内布有对方的固定防空阵地, UAV 按照某种规划算法,选定了一条航路突防(1-2-4-5-10-13-20-21-24-26),但是当我方 UAV 到达 1 点时,发现了移动威胁;当 UAV 从 4 点到 5 点时,机载传感器受到干扰无法正常工作.由于无法得到目标状态信息,如果 UAV 仍然按照预定航线飞行,则有可能遭遇移动威胁,受到打击.因此,

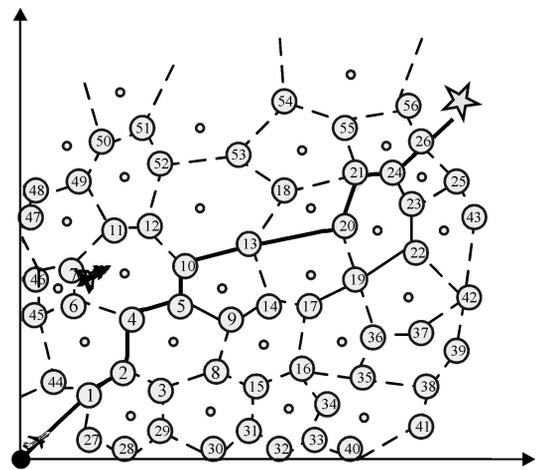


图 2 UAV 局部路径重规划示意图

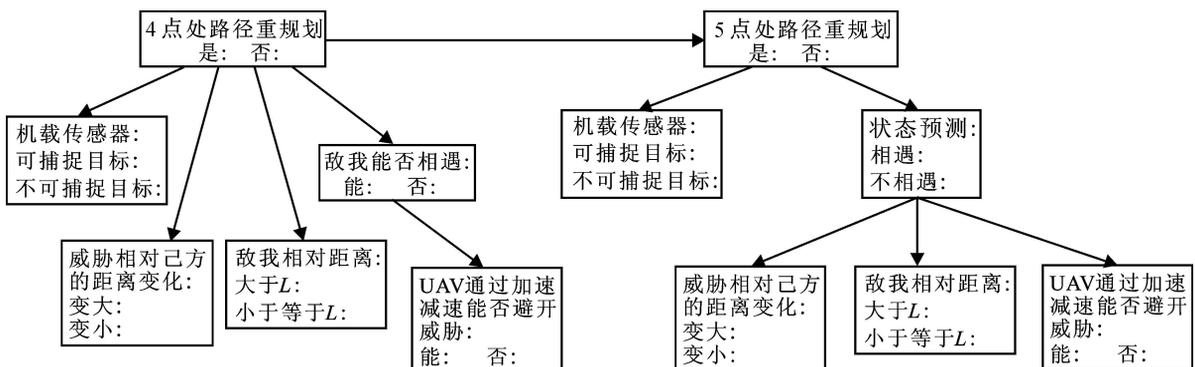


图 3 图 2 中 4 点和 5 点处路径重规划决策模型

UAV 必须对威胁目标未来出现的区域做出估计,在 5 点处判断是否需要重新规划路径。

在突发威胁下,UAV 的路径重规划决策变量可以有两个以上的状态,是根据传感器状态的变化而变化。图 3 是图 2 中 4 点和 5 点处的 UAV 路径重规划决策模型,该模型前后两个片的结构不同。UAV 从 3 点到 4 点时机载传感器捕捉到目标,由传感器观测值确定敌我距离变化,相对距离是否在敌威胁范围内(威胁范围半径为 L),我方通过变速能否避开威胁等状态来实现最终的重规划决策。从 4 点到 5 点,机载传感器受到干扰无法捕捉到目标,运用 KFM 对威胁进行预测,得到目标在今后几个时刻的状态,来实现最终的重规划决策。该模型可由计算机根据机载传感器状态自动扩展,而条件概率表可以从预先建立的条件概率表库中根据前一时间片决策情况进行选择。这样推理过程就能自动适应变化的情况。

4 应用仿真

为了对以上构思的模型框架进行验证,在 Matlab 环境下随机生成威胁网格,沿着预先规划好的路径由下到上对节点进行标记。假设 UAV 在 5 点到 6 点时发现威胁并进行跟踪,在 6 点到 7 点时机载传感器受到干扰,无法获得威胁目标的完整状态数据。为了快速有效地解决路径重规划决策问题,作如下假设:

- 1) UAV 最大速度为 800 m/s,最小速度为 600 m/s,移动威胁是作战飞行器,速度为 600 m/s;
- 2) 威胁目标机载雷达对 UAV 的探测构成威胁,雷达探测概率与观察角无关;
- 3) 观测系统为线性离散系统,系统误差及测量误差均为高斯白噪声,且观测变量相互独立;
- 4) 突发威胁只可在其威胁区域内发现 UAV;
- 5) 突发威胁的威胁半径为 5 km;
- 6) UAV 与突发威胁都在高度为 H 的水平面内飞行。

突发威胁初始位置为 (44200,36650),速度为 600 m/s。UAV 的巡航初始速度为 700 m/s,运用 KFM 滤波算法对从 5 点到 6 点的观测数据进行滤波处理,在 6 点到 7 点的过程中传感器无法捕捉目标的情况下进行状态估计。KFM 滤波算法的初始系统参数如下:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, R = \begin{bmatrix} 0.1 & 0 \\ 0 & 0.1 \end{bmatrix}, Q = \begin{bmatrix} 0.01 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.01 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.01 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.01 \end{bmatrix}$$

仿真结果如图 4 所示。根据上一节建立的 UAV 路径重规划决策模型,可以确定该模型的条件概率表,如表 1 和表 2 所示。前后两个时间片之间的条件概率则是反映前一个时刻的决策对下一时刻的路径重规划的影响,如表 3 所示。

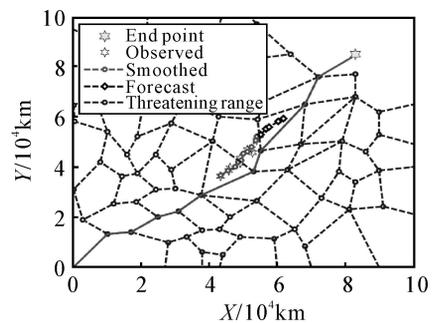


图 4 基于 DBN 的估计仿真结果

由图 3 可以看出,UAV 在 5 点到 6 点时发现威胁并进行跟踪,对获得的威胁目标观测数据(由星形表示)进行滤波处理。当 UAV 从 6 点到 7 点无法获得目标的完整状态数据时,对威胁目标进行状态预

表 1 条件转移概率表

| 6 点重规划 | 机载传感器状况 | | 敌我距离变化 | | 相对距离 | | 当前速度下 是否相遇 | UAV 规避威胁 | |
|--------|---------|------|--------|-----|-------|-----|---------------|----------|------|
| | 好 | 不好 | 增大 | 减小 | $> L$ | L | | 能 | 不能 |
| 是 | 0.55 | 0.45 | 0.4 | 0.6 | 0.1 | 0.9 | 相遇 | 0.45 | 0.55 |
| 否 | 0.6 | 0.4 | 0.6 | 0.4 | 0.9 | 0.1 | 不相遇 | 0.6 | 0.4 |

表 2 条件转移概率表

| 7 点重规划 | 机载传感器状况 | | 状态预测 | | 状态预测 | 距离变化 | | 相对距离 | | UAV 规避威胁 | |
|--------|---------|------|------|-----|------|------|-----|-------|-----|----------|-----|
| | 好 | 不好 | 相遇 | 不相遇 | | 增大 | 减小 | $> L$ | L | 能 | 不能 |
| 是 | 0.55 | 0.45 | 0.7 | 0.3 | 相遇 | 0.4 | 0.6 | 0.1 | 0.9 | 0.2 | 0.8 |
| 否 | 0.45 | 0.55 | 0.7 | 0.7 | 不相遇 | 0.6 | 0.4 | 0.9 | 0.1 | 0.8 | 0.2 |

表 3 时间片间的状态转移概率表

| 5 点 | 6 点 | | 6 点 | 7 点 | |
|------|-----|------|------|-----|------|
| | 重规划 | 不重规划 | | 重规划 | 不重规划 |
| 重规划 | 0.4 | 0.6 | 重规划 | 0.3 | 0.7 |
| 不重规划 | 0.7 | 0.3 | 不重规划 | 0.7 | 0.3 |

测(由方形表示).通过仿真结果可以看出,威胁目标逐渐靠近预先规划的航路.通过计算,UAV 在其巡航的速度范围之内从 5 点到 8 点需要最短时间为 64 s,最长时间为 83 s.根据突发威胁的初始状态和预测结果,UAV 无论作加速运动或减速运动,都将在 7 点到 8 点这个区间内进入突发威胁的威胁范围之内,因此在 7 点必须作出路径需要重归的决策.下面是由基于目标状态估计的 UAV 路径重规划决策模型得到的结果.

UAV 从 5 点飞往 6 点时发现威胁目标,通过观测敌我该时刻的速度与航向,发现 UAV 不会受到威胁.当从 6 点飞往 7 点时,通过 KFM 算法对威胁目标状态进行预测的结果,发现在由 7 点到 8 点时 UAV 可能会进入威胁范围之内,通过推理得到的结果如下:

1) 在 6 点路径重规划的决策结果:重规划概率为 0.058,按原路径飞行概率为 0.942;

2) 在 7 点路径重规划的决策结果:重规划概率为 0.726,按原路径飞行概率为 0.264.

可以看出,通过 UAV 路径重规划决策模型得到的推理结果与实际分析的结果完全一致,UAV 在 7 点必须进行路径重规划.

5 结 论

自主智能控制逐渐成为 UAV 主要的研究方向,而自主智能控制的任务就是在无人干预的情况下,面对不确定性实时地解决复杂的优化问题.所以 UAV 在飞行过程中遇到突发威胁时的路径重规划能力实际上是对其自主能力提出的新的挑战.

本文提出的基于目标状态估计的 UAV 路径重规划决策模型,通过理论计算与推理结果比较,证明了该模型的正确性.与以往的 UAV 路径重规划方法相比,本文提出的重规划决策模型在机载传感器获得的数据不完整的情况下,运用变结构离散 DBN 这一工具,在决策模型中加入目标状态估计模块,解决了 UAV 对空中机动威胁目标的感知,完成对威胁目标状态的预测,实现了对当前 UAV 路径的重规划决策信息的确认和取舍,具有一定的应用

价值.如果能够结合交战双方的背景,对该模型进行扩展,还可以进一步提高该模型的精度.

参考文献(References)

[1] McLain T W, Beard R W. Trajectory planning for coordinated rendezvous of unmanned air vehicles [R]. Denver: AIAA, 2000.

[2] Judd KB, McLain T W. Spline based path planning for unmanned air vehicles[R]. Montreal: AIAA, 2001.

[3] 余翔,王新民,李俨.无人直升机路径规划算法研究[J]. 计算机应用, 2006, 26(2): 494-499. (Yu X, Wang X M, Li Y. Study of a path planning algorithm for unmanned helicopter [J]. Computer Applications, 2006, 26(2): 494-499.)

[4] 符小卫,高晓光.一种 UAV 路径规划算法研究[J]. 系统仿真学报, 2004, 16(1): 20-34. (Fu X W, Gao X G. Study on a kind of path planning algorithm for UAV[J]. J of System Simulation, 2004, 16(1): 20-34.)

[5] 肖秦琨,高晓光.基于空间改进 Voronoi 图的路径规划研究[J]. 自然科学进展, 2006, 16(2): 232-237. (Xiao Q K, Gao X G. A study on path layout based on reform Voronoi digram[J]. Progress in Natural Science, 2006, 16(2): 232-237.)

[6] 高晓光,杨有龙.基于不同威胁体的无人作战飞机初始路径规划[J]. 航空学报, 2003, 24(5): 435-438. (Gao X G, Yang Y L. Initial path planning based on different threats for unmanned combat air vehicles[J]. Acta Aeronauticaet Astronautica Sinica, 2003, 24(15): 435-438.)

[7] 高晖,陈欣,夏云程.无人机航路规划研究[J]. 南京航空航天大学学报, 2001, 33(2): 135-138. (Gao H, Chen X, Xia Y C. Study on trajectory plan for unmanned aircraft vehicle[J]. J of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2001, 33(2): 135-138.)

[8] 丁琳,高晓光,王健,等.针对突发威胁的无人机多机协同路径规划的方法[J]. 火力与指挥控制, 2005, 30(7): 5-8. (Ding L, Gao X G, Wang J, et al. Research on method of multiple UAVs cooperative path planning for pop-up threats[J]. Fire Control and Command Control, 2005, 130(17): 5-8.)

[9] 管文艳,韩亮.低空突防模型建模的研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(2): 77-79. (Guan W Y, Han L. Low altitude penetration model for modern fighter planes [J]. J of System Simulation, 2006, 18(2): 77-79.)

(下转第 1042 页)

$$G(s) = \frac{400}{s(s+10)(s+20)} \quad (19)$$

图6为阶跃响应曲线,所设计的PID模糊控制器与常规PID相比,系统快速的动态调节性能相同,但超调量非常小,并很快进入稳态.与模糊PI相比,3个方面都很强.

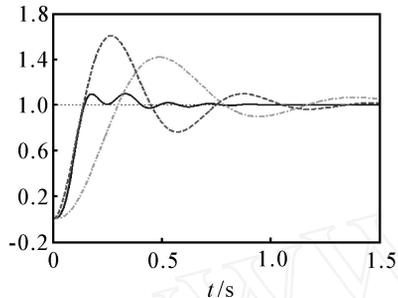


图6 三阶环节的阶跃响应曲线

本例的控制器参数为 $T_s = 0.001$. 常规PID(虚线): $K_P = 9$, $K_I = 40 T_s$, $K_D = 0.5 / T_s$. 模糊PID(实线): $G_P = 1.6$, $G_I = 0.008$, $G_D = 90.0$, $G_{u_1} = 100$, $G_{u_2} = 100$, $L = 1$. 模糊PI(点划线): $G_P = 0.1$, $G_I = 0.0001$, $G_u = 100$, $L = 1$.

4 结 论

本文提出一种 fuzzy PI+ fuzzy ID 型二维模糊控制器,其输入变量为偏差 $e(kt)$, 偏差变化率 $ec(kt)$ 和偏差变化加速度 $ed(kt)$. 本文对上述PID模糊控制器进行了详细的结构分析,运用相平面法解析模糊控制器的性能特点,求得系统在各工作区间的控制器输出计算公式,得出该模糊控制器具有与常规PID类似的结构,并具有非线性特性.该PID模糊控制器控制精度高且过程简易,计算量小,该模糊控制器结构和算法简单,易于在线解析实现.仿真结果表明了本文PID模糊控制器的实用性、有效性和优越性.

参考文献(References)

[1] Golob M. Decomposed fuzzy proportional-integral-derivative controllers [J]. Applied Soft Computing,

2001, 1(3): 201-214.

- [2] Kim J H, Oh S J. A fuzzy PID controller for nonlinear and uncertain systems [J]. Soft Computing, 2000, 4(2): 123-129.
- [3] Mohan B M, Sinha A. Analytical structure and stability analysis of a fuzzy PID controller [J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 749-758.
- [4] Kyoung Kwan Ahn, Nguyen Bao Kha. Modeling and control of shape memory alloy actuators using Preisach model, genetic algorithm and fuzzy logic [J]. Mechatronics, 2008, 18(3): 141-152.
- [5] Yau-Tarng Juang, Yur-Tien Chang, Chih-Peng Huang. Design of fuzzy PID controllers using modified triangular membership functions [J]. Information Sciences, 2008, 178(5): 1325-1333.
- [6] Iglesias E, Garca Y, Sanjuan M, et al. Fuzzy surface-based sliding mode control [J]. ISA Transactions, 2007, 46(1): 73-83.
- [7] Amin Haj-Ali, Hao Ying. Structural analysis of fuzzy controllers with nonlinear input fuzzy sets in relation to nonlinear PID control with variable gains [J]. Automatica, 2004, 40(9): 1551-1559.
- [8] Bhattacharya S, Chatterjee A, Munshi S. A new self-tuned PID-type fuzzy controller as a combination of two-term controllers [J]. ISA Transactions, 2004, 43(3): 413-426.
- [9] Dragan D Kukulj, Slobodan B Kuzmanovi, Emil Levi. Design of a PID-like compound fuzzy logic controller [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2001, 14(6): 785-803.
- [10] Jialiang Lu, Guanrong Chen, Hao Ying. Predictive fuzzy PID control: Theory, design and simulation [J]. Information Sciences, 2001, 137(1-4): 157-187.
- [11] Li W, Chang X G, Wahl F M, et al. Tracking control of a manipulator under uncertainty by fuzzy P + ID controller [J]. Fuzzy Sets and Systems, 2001, 122(1/16): 125-137.

(上接第1037页)

[10] 龙涛,孙汉昌,朱华勇,等. 战场环境中多无人机任务分配的快速航路预估算法 [J]. 国防科技大学学报, 2006, 28(5): 109-113.

(Long T, Sun H C, Zhu H Y, et al. Fast route predicting algorithm for multiple UAVs task allocation in battlefield [J]. J of National University of Defense Technology, 2006, 28(5): 109-113.)

[11] 高晓光,史建国. 变结构离散动态贝叶斯网络及其推

理算法 [J]. 系统工程学报, 2007, 22(1): 9-14.

(Gao X G, Shi J G. Structure varied discrete dynamic Bayesian network and its inference algorithm [J]. J of Systems Engineering, 2007, 22(1): 9-14.)

[12] Murphy K P. Dynamic Bayesian networks: Representation, inference and learning [D]. UC Berkeley: Computer Science Division, 2002.