

南京航空航天大学 论文集

(二〇〇〇年)

第12册

三院

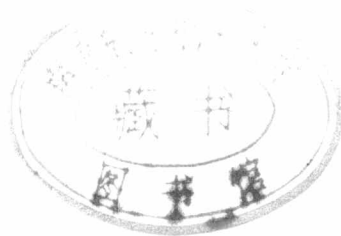
南京航空航天大学科技部编

二〇〇一年六月

书478

三 院

○三四系～○三五系



目 录

序号	姓名	职称	单位	论文题目	刊物、会议名称	年、卷、期	类别
342	王惠南	教授	034	Approximation of a nonlinear function using neural network based genetic algorithm	Proceedings of the fifth international symposium on Artificial life and Robotics	2000	
343	王惠南 吴智博	教授	034	采用卡尔曼滤波器的 GPS/INS 姿态组合系统研究	中国惯性技术学报	000803	J
344	袁锁中 杨一栋	助研	035	侧向着舰导引系统 H _∞ 控制	东南大学学报	00305A	H
345	袁锁中 杨一栋	助研	035	舰载飞机着舰精确轨迹跟踪控制研究	飞行力学	001801	J
346	袁锁中 杨一栋	助研	035	Design of Automatic Carrier Landing System Using H _∞ Control	Proceedings of the 3rd world Congress on Intelligent Control and Automation	2000	
347	徐克虎 贺也平 沈春林	博士	035	一种改进的地形轮廓预测匹配辅助导航算法	航空计算技术	003001	
348	徐克虎 沈春林	博士	035	地形特征匹配辅助导航方法研究	东南大学学报	003003	H
349	沈春林 徐克虎 贺也平	教授	035	低空突防中的若干关键技术	南京航空航天大学学报	003203	J
350	高 攀 陆宇平 沈春林	博士	035	Distributed Simulation Platform for Low-Altitude penetration System	亚太地区控制与测量国际学术会议	2000	
351	高 攀	博士	035	基于公用电话网的电信交接箱集中监控系统	电子技术应用	000008	J
352	高 攀	博士	035	基于小波变换的数字地图数据压缩技术研究	南京航空航天大学学报	003205	J
353	胡志忠 沈春林	讲师	035	低空突防实时航迹规划计算机方案设计研究	航空计算技术	003003	
354	胡志忠 沈春林	讲师	035	低空突防机载地形数据库研究	航空电子技术	000003	H
355	胡志忠 徐克虎 沈春林	讲师	035	低空突防用数字地图信息的融合处理	南京航空航天大学学报	003204	J
356	胡志忠 徐克虎 沈春林	讲师	035	低空突防用数字地形的平滑处理	南京航空航天大学学报	003205	J
357	胡志忠 陈鸿茂 王友仁	讲师	035	着眼于应用有力培养的“模电”教改实践	苏鲁皖地区高校电子技术教学研讨会	2000	

序号	姓名	职称	单位	论文题目	刊物、会议名称	年、卷、期	类别
358	苏丙未 万 胜 陈 欣 杨一栋	博士	035	一种基于动态逆的控制方案在无人机中的应用研究	南京航空航天大学学报	003206	J
359	庄丽葵	助实师	035	飞控计算机的环境应力筛选方法	电子产品可控性与环境试验	000002	
360	庄丽葵	助实师	035	具有自稳零效应的电子测力仪	自动化与仪表	001503	
361	庄丽葵	助实师	035	电感器件绕线张力测控系统研究	实验技术与管理	001702	J
362	颜 彦	助师	035	简论金融在新经济时代的作用	现代经济探讨	000009	

Approximation of a nonlinear function using neural network based on genetic algorithm

Wang Huinan

Dept. of Electric Eng. And Automatic Control

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, China

Abstract

In this paper, based on the genetic algorithm (GA), we will consider the optimization of the artificial neural network (ANNs) architecture (the type and structure).

The chromosomes generated by GA contain the information of the neural networks, from which can we approximate an unknown nonlinear function.

The multilayer feedforward network is involved in this paper. The weights are obtained by back propagation (BP) algorithm.

Keywords: Artificial Neural Network, Genetic Algorithm, Nonlinear Function Approximation

1 Introduction

In the conventional mathematics analysis field, it is often difficult to obtain the correct result if we want to approximate an unknown nonlinear function that has a large number of input variables [1].

And in the time series prediction field [2], faced to a large number of unceasing changing data, what shall we do?

Also in the system control field, if we want to obtain the model and the parameters of the control plant, especially for the nonlinear analogous system, we often use the model reference adaptive control method (MRAC) or self-regulators [3]. But we should consider the problem of Lyapunov and/or Popov stability. And the model is often not accurate because of all kinds of factors that we have considered and not.

In this paper, based on GA, we will consider the optimization of the ANN's architecture (the type of ANNs, the number of the input and hidden layer neurons, the type of functions of each neuron), from which can we approximate an

unknown nonlinear function.

We know that the most important feature of ANNs is their learning ability. ANNs learn from experience, generalize from previous examples to new ones, and abstract characteristics from inputs. Recent advances in ANNs have led to several applications such as speech recognition, image restoration, and nonlinear function approximation.

ANNs have the advantage of organizing all the data altogether to find out their inner relationships. GA is a good method to train/test these data.

In the ANN's design and development project, there are a lot of tasks: splitting data into training and testing sets, determining which input variables to use, selecting the ANN's type and optimizing the structure. Fig. 1 gives some factors that will influence the ANN's performance [2].

Fig.1 factors that will influence the ANN's performance

the number of data records
the number of input variables
the number of the hidden layers and the hidden neurons per layer
the size of population
the type of accuracy calculation
the type of ANN that we want to use

The conventional process is at first to select the neural network type, the number of the input and hidden layer neurons, and then train/test data. These selections are mainly based on experience and some special methods [4].

In this paper, we consider the automatic neural network architecture design. That is to say, the chromosomes generated by GA contain the information of the neural networks, and we use the genetic operators to obtain the best neural network type and structure.

This thought emerged from the need to easily and quickly discover the best data elements and neural network architectures.

2 ANNs Optimization Algorithm

2.1 Genetic Encoding Method

Since the chromosomes generated by GA contain the architecture information of the ANNs, the first step is to encode ANNs into binary strings [5]. The maximum number of input neurons N_{imax} and the maximum number of each hidden layer neurons N_{hmax} must be given in advance.

For a neural network, we should determine the proper number of hidden layers, the number of the hidden neurons per layer, and the transfer function of each neuron (the transfer function is an attribute of neurons, not layers, so we try to design multiple transfer functions per layer).

So one chromosome should contain the input area, the ANN type area, the hidden layer area and the output area. Fig.2 gives an example of an encoded chromosome and Fig.3 is the corresponding explanation. N_{net} represents the type of ANNs, N_o is the number of output neurons.

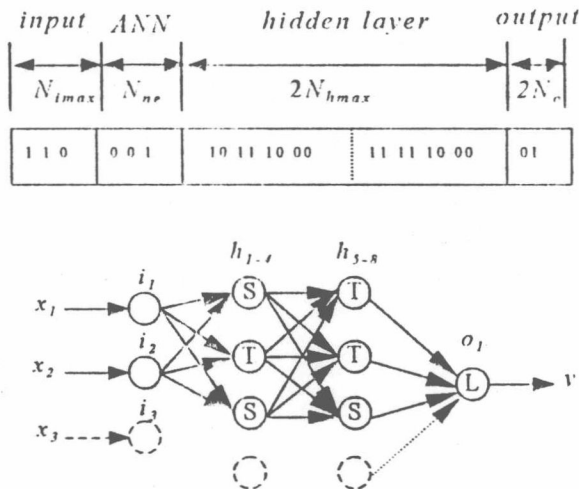


Fig.2 The chromosome and ANN structure

2.2 Training Process Explanation

The initial populations and weights of ANNs are generated randomly. And the ANNs are trained by BP algorithm. BP is a systematic training technique for a multilayer, feedforward ANN, and it is capable of approximating any function [4].

The objective of training is to adjust the weights so that the application of a set of inputs can produce the desired set of outputs.

Area	Binary string	Representation
Input layer	1	existence
	0	not existence
ANN type	001	Multilayer Forward
	010	Time Delay ANN
	...	...
hidden layer and output layer	00	not existence
	01	Linear function (L)
	10	Sigmoid function (S)
	11	Hyperbolic tangent (T)

Fig 3 Genetic Encoding Method

For the function approximating applications, we use random selection method to split the data into train and test data. This method is excellent when we want to avoid possible trending effects that may be inherent in our data, especially if the data was sorted previously.

In this paper, we present an example of how to approximate a nonlinear function (just like a multi-input one-output nonlinear system).

We use a multilayer feedforward ANN to represent this function, and the experiment results are presented.

3 Experiment

3.1 The Training and Testing Data

There are 400 input/output data sets to train and test the ANN to approximate the function:

$$F(x_1, x_2) = x_1^2 + 3x_2 + 1 \quad (1)$$

For the objective of watching the effect, we add a variable x_3 as the random or noise input variable.

Thus the selected ANN should have 3 inputs and 1 output (Fig.4).

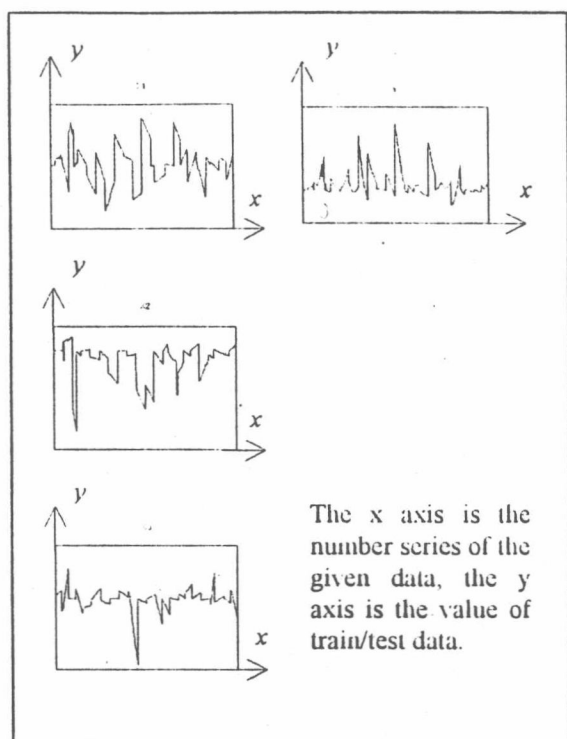


Fig.4 The train/test data

Fig.5 gives some important parameters of the ANNs and GA that are used in this paper.

Records	200 training / 200 testing
Fields	x_1, x_2, x_3, y
Generations	50 (the stopping criteria)
Population Size	30
$N_{\max}$	3 (x_1, x_2, x_3)
N_{hmax}	8 (in each hidden layer)
Reproduction (selection)	$P_r\%$ of the best individuals will be selected to survive, the remained $(100-P_r)\%$ will be treated by the genetic operators
Crossover	two-point crossover
Mutation	general random exchange method at the rate of P_m
P_r	50
P_m	0.25

Fig.5 Some ANN/GA parameters

The objective that we use the additional variable x_3 is:

In the system control field, if we want to recognize the control plant, we sampled lots of data from it, some of them are useful, some are useless. Since we do not know which are useful to recognize the plant in advance, we should add all these data as the inputs to train the ANN. This experiment is to watch the effect of those useless data for the recognition of a system.

3.2 Experiment Results

Fig.6 gives the selected best ANN. It was found on the generation 45 after a runtime of 00:42:03. This network employed 2 inputs and 2 hidden layers. Its training average absolute error is $AAE_{\text{train}} = 5.1463$, its testing average absolute error $AAE_{\text{test}} = 4.8228$, which,

$$AAE = \frac{\sum |Y_{\text{actual}} - Y_{\text{predicted}}|}{n} \quad (2)$$

In this experiment, the variables x_1 and x_2 are important, x_3 should be useless. But we see that x_3 sometimes is included into the models, we think that it is because there is some false correlation to the predicted output.

As the comparison, if we only use x_1, x_2 as the input variables, the result is:

The best ANN (Fig.7) was found on the generation 20 after a runtime of 00:12:15. This network employed 2 inputs (x_1 and x_2) and 1 hidden layer. The hidden neurons are 1S 1T 1L, and the output neuron uses the Tangent (T) transfer function. Its training average absolute error is $AAE_{\text{train}} = 7.6811$, its testing average absolute error $AAE_{\text{test}} = 5.0966$.

We also have some simulation results based on the method presented above in [5]

From the experiment we can see that this method can automatically deal with the useful and useless data well.

3.3 Fitness Function

The fitness of each fully trained neural network is calculated by the following equation.

$$f = \frac{1}{L} \left(1 + 0.5 \left(\alpha \left(1 - \frac{N_t}{N_{\text{tmax}}} \right) + \beta \left(1 - \frac{N_h}{N_{\text{hmax}}} \right) \right) \right)$$

E is the error of ANNs (equation 2). α and β are coefficients implying the influence of the input neurons and the hidden neurons.

input area	2 (x_1, x_2)
hidden layer 1	2S 2T 2L
hidden layer 2	3S 1T
output area	1 (1T)

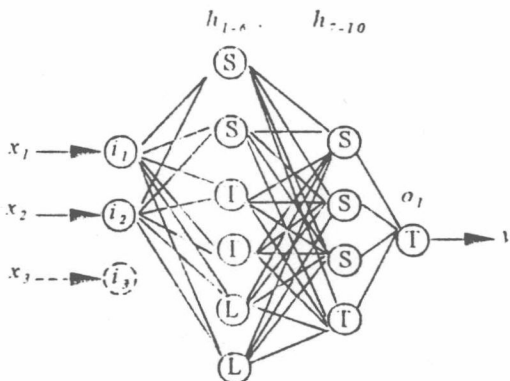


Fig.6 The selected best ANN (3 input variables)

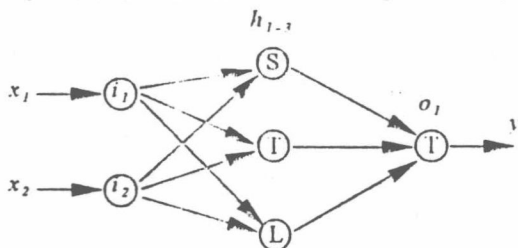


Fig.7 The selected best ANN (2 input variables)

4 Conclusions

The chromosomes generated by GA contain the information of the ANN, and we use the genetic operators to obtain the best artificial neural network. We also use multiple transfer functions to design the ANN.

If we believe that there is a strong functional or mathematical relationship between the data we presented and the results we desire, an unknown nonlinear-system then can be represented by a nonlinear function (even this function cannot be written in the pattern of an equation). Then the method presented above can be used to the problem of the identification of a nonlinear system.

The simulation results show that the presented method is suitable in the approximation of a nonlinear function.

Also there are many factors that will impact on the performance of training. For example, since data come from a variety of sources and rarely will it be on a common basis, some initial data preprocessing work will be necessary. And different applications should use different training methods. For example, nonlinear function approximation uses random selection method to split the data into train and test data, while this method is not appropriate for time series prediction, because the sequence of the data records is important to this kind of applications. When we use ANNs, we should consider them.

In the near future, we will add other kinds of neural networks and training algorithms to expand the searching ability of this method. Also, we are considering using this method to other applications.

References

- [1] Lifan Cao (1986), Numerical Analysis. Beijing Institute of Technology Press, China
- [2] The Manual of NeuroGenetic Optimizer (NGO) version2.6. <http://www.biocompsystems.com>
- [3] Dayong Luo (1993), Adaptive control. Railway Press, China
- [4] Philip D. Wasserman (1989), Neural Computing: Theory and Practice. Van Nostrand Reinhold
- [5] Zhijun Liu and Masanori Sugisaka (1999), Optimization of neural network structures based on genetic algorithm. Proceedings of the 11th SICE Symposium on Decentralized Autonomous Systems, Nagoya, Japan, pp.11-14
- [6] Shinya Kitagawa, Keiji Suzuki and Ohuchi Azuma (1999). Incremental generating: Based on GA for Neural Network and Application. Proceedings of the 11th SICE Symposium on Decentralized Autonomous Systems, Nagoya, Japan. pp.205-208

· 系统研究与分析 ·

文章编号:1005-6734(2000)03-0001-07

采用卡尔曼滤波器的 GPS/INS 姿态组合系统的研究

王惠南, 吴智博

(南京航空航天大学自动控制系, 江苏 南京 210016)

摘要:阐述了利用位置和速度以及 GPS 姿态作为观测量的 GPS/INS 组合导航系统原理,建立了状态变量为 21 维的组合系统动态方程,给出了用于卡尔曼滤波的 GPS 姿态误差模型,并对组合系统进行模拟分析,基于这种组合方式,使系统的位置和航向测量精度获得大幅度提高。

关键词:姿态组合;卡尔曼滤波器;组合导航;GPS;INS;模拟仿真

中图分类号:V249.32⁺8

文献标识码:A

Simulation of GPS/INS and Attitude Determination Integrated Navigation with Kalman Filter

WANG Hui-nan, WU Zhi-bo

(Department of Automatic Control, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,
Nanjing 210016, China)

Abstract: The GPS and INS integrated navigation system using the observation of position, velocity and attitude are described, and the dynamic equations for the integrated system are set up. With the given airplane trace, the simulation analysis to integrated system are performed with the help of digital computer using the theory of Kalman filter. The result shows that the integration attitude measurements can provide direct observation of the error of SINS, thus improve the performance of the navigation system. Another observation is that the GPS attitude measurements do have a significant effect on the resulting position accuracy and are more effective in reducing the heading error than the position measurements. If GPS attitude measurements are the only measurements used in the Kalman filter, the performance of the navigation system can be better than that of only using position measurements.

Key words: attitude integration; Kalman filter; integrated navigation; GPS; INS; simulation

1 引言

众所周知,惯性导航系统具有不依赖外界信息、隐蔽性好、抗辐射强、全天候等优点,是机载设备中能提供多种较精确的导航参数信息的设备,但它的定位误差随时间积累,长时间工作后会产生大的误差,这就使得单独的惯性导航系统不宜作远距离导航。而全球定位系统具有较高的导航精度,但该系统在飞行载体上使用时,由于载体的机动运动,常使接收机不易快速捕获和跟踪卫星的载波信号,甚至对已跟踪的信号失锁。为了克服这些缺点,我们利用 INS 和 GPS 导航功能互补的特点,以适当的方法将两者组合,必定可以提高系统的整体导航精度及导航性能。

通常的组合导航系统卡尔曼滤波器研究都是利用 GPS 的位置和速度作为观测量,来估计惯性导航系统的误差状态量。但随着近年来 GPS 应用技术的进一步深入发展, GPS 测量载体姿态并获得实时姿

基金项目:国防科工委预研基金项目,中国航空工业总公司预研基金项目

收稿日期:2000-01-29

作者简介:王惠南(1946-),男,教授,从事惯性技术、GPS 及其组合导航、纤维光学及其应用的研究。

态输出已进入实用阶段,所以可以将载体姿态输出作为观测量参与滤波运算,以获得较高精度的导航参数。实际上,在某些应用场合甚至可以用来取代惯性导航系统。

从系统组合角度而言,这一滤波方式提供了直接可观测的惯性姿态测量误差,而不是传统卡尔曼滤波器的通过状态协方差估计获得间接的观测。GPS 接收机在惯导的辅助下,也将改善捕获、跟踪和再捕获的能力,惯导输出也可用来帮助 GPS 解算整周模糊度。由于优点显著,GPS/INS 组合系统被一致认为为是飞行载体最理想的导航系统。

2 系统介绍

GPS 可以实时连续、可靠地为用户提供三维坐标分量、三维速度分量、三维姿态分量以及精确的时间,我们把用户由于钟差、大气层、电离层的影响测量得到的含有误差的距离称为“伪距”,利用码相位得到伪距的方法应用最早,单点定位精度较差,误差在 100 m 左右(C/A 码)。随着利用 GPS 载波信号确定载体的姿态成为可能,就可以在传统的利用位置、速度组合的基础上,加入姿态信号,以进一步提高导航参数的精度。

惯性导航系统是依靠测量载体(飞机、舰船、火箭等)的加速度(惯性测量),推算出载体的瞬时速度和位置,以及测量载体的姿态。惯导系统的导航基本方程是:

$$\dot{\vec{V}} = \vec{f} - (2\vec{\omega}_{ie} + \vec{\omega}_{ep}) \times \vec{V} + \vec{g} \quad (1)$$

不失一般性,设 INS 为指北方位惯导系统,在系统中测量得到的是三个比力分量,因此上式可写为:

$$\left. \begin{aligned} \dot{V}_e &= f_e + (2\omega_{ie} \sin L + (V_n/R_e) \tan L) V_n - (2\omega_{ie} \cos L + V_e/R_e) V_u \\ \dot{V}_n &= f_n - (2\omega_{ie} \sin L + (V_e/R_e) \tan L) V_e - (V_n/R_n) V_u \\ \dot{V}_u &= f_u + (2\omega_{ie} \cos L + V_e/R_e) V_e - (V_e/R_e) V_n - g \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

如果载体垂直方向的速度比较小,则可略去 V_u 得到下式:

$$\left. \begin{aligned} \dot{V}_e &= f_e + (2\omega_{ie} \sin L) V_n - V_e (V_n/R_n) \tan L \\ \dot{V}_n &= f_n - (\omega_{ie} \sin L) V_e - (V_e^2/R_e) \tan L \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

由于已知 V_e, V_n , 则纬度、精度的计算式为:

$$\left. \begin{aligned} L &= \int (V_n/R_n) dt + L_0 \\ \lambda &= \int (V_e/R_e) \sec L dt + \lambda_0 \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

3 组合系统导航性能仿真

对 GPS/INS 组合系统的仿真采用对系统的误差状态进行估计,我们用一阶线性随机微分方程来描述系统的误差状态传播特性和系统的测量误差状态,其方程分别如下:

$$\dot{\hat{X}}(t) = F(t)\hat{X}(t) + G(t)W(t), \quad Z(t) = H(t)\hat{X}(t) + V(t) \quad (5)$$

式中, $\hat{X}(t)$ 为系统的状态向量, $F(t)$ 为系统的状态矩阵, $W(t)$ 为系统的过程白噪声向量, $H(t)$ 为观测矩阵, $V(t)$ 为观测的过程白噪声向量, $G(t)$ 为随机出入矩阵, $W(t)$ 和 $V(t)$ 为互不相关的零均值过程白噪声向量, 即: $E\{W(t)\} = 0, E\{V(t)\} = 0, E\{W(t)W(t)\} = Q(t), E\{V(t)V(t)\} = R(t), E\{W(t)V(t)\} = 0$, 其中 $Q(t)$ 为系统噪声的方差强度阵, 要求为非负定阵; $R(t)$ 为量测噪声的方差强度阵, 要求为正定阵。

3.1 误差状态传播方程

通过对 GPS 和 INS 系统的性能及误差源的分析, 本文采用 21 维状态变量的卡尔曼滤波器的开环校正算法进行系统仿真的实现, 我们选择误差状态变量如下: 位置误差为 $(\delta_\lambda, \delta_l, \delta_h)$, 速度误差为 $(\delta V_e, \delta V_n, \delta V_u)$, 姿态误差为 (ϕ_e, ϕ_n, ϕ_u) , 陀螺漂移为 $(\epsilon_{rx}, \epsilon_{ry}, \epsilon_{rz})$, 加速度计误差为 $(\nabla_{ax}, \nabla_{ay}, \nabla_{az})$, GPS 姿态误差为 $(\phi_{Gbe}, \phi_{Gbn}, \phi_{Gbu}), (\phi_{Gre}, \phi_{Grn}, \phi_{Gru})$ 。

误差模型的建立如下:

$$\left. \begin{aligned} \dot{\phi}_E &= -\frac{\delta v_N}{R_M+h} + (\omega_{ie} \sin L + \frac{\nu_E}{R_N+h} \tan L) \phi_N - (\omega_{ie} \cos L + \frac{\nu_E}{R_N+h}) \phi_U + \epsilon_E \\ \dot{\phi}_N &= \frac{\delta v_E}{R_N+h} - \omega_{ie} (\sin L) \delta L - (\omega_{ie} \sin L + \frac{\nu_E}{R_N+h} \tan L) \phi_E - \frac{\nu_N}{R_M+h} \phi_U + \epsilon_N \\ \dot{\phi}_U &= \frac{\delta v_E}{R_N+h} \tan L + (\omega_{ie} \cos L + \frac{\nu_E}{R_N+h} \sec^2 L) \delta L + (\omega_{ie} \cos L + \frac{\nu_E}{R_N+h}) \phi_E + \frac{\nu_N}{R_M+h} \phi_N + \epsilon_U \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

$$\left. \begin{aligned} \delta \dot{v}_E &= f_N \phi_U - f_U \phi_N + (\frac{\nu_N}{R_M+h} \tan L - \frac{\nu_U}{R_M+h}) \delta v_E + (2\omega_{ie} \sin L + \frac{\nu_E}{R_N+h} \tan L) \delta v_N + \\ &\quad (2\omega_{ie} (\cos L) \nu_N + \frac{\nu_E \nu_N}{R_N+h} \sec^2 L + 2\omega_{ie} (\sin L) \nu_U) \delta L - (2\omega_{ie} \cos L + \frac{\nu_E}{R_N+h}) \delta v_U + \nabla_E \\ \delta \dot{v}_N &= f_U \phi_E - f_E \phi_U - 2(\omega_{ie} (\sin L + \frac{\nu_E}{R_N+h} \tan L) \delta v_E - \frac{\nu_U}{R_M+h} \delta v_N - \frac{\nu_N}{R_M+h} \delta v_U - \\ &\quad (2\omega_{ie} \cos L + \frac{\nu_E}{R_N+h} \sec^2 L) \nu_E \delta L + \nabla_N \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

$$\left. \begin{aligned} \delta \dot{v}_U &= f_E \phi_N - f_N \phi_E + 2(\omega_{ie} (\cos L + \frac{\nu_E}{R_N+h}) \delta v_E + 2 \frac{\nu_N}{R_M+h} \delta v_N - 2\omega_{ie} (\sin L) \nu_E \delta L + \nabla_U \\ \delta \dot{L} &= \frac{\delta V_N}{R_M+h} \\ \delta \dot{\lambda} &= \frac{\delta V_E}{R_N+h} \sec L + \frac{V_E}{R_N+h} \sec L \tan L \delta L \\ \delta \dot{h} &= \delta V_u \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

3.2 量测方程

已知组合系统的量测方程为: $Z=HX+V$, 在组合导航系统中, 用 GPS 和惯导输出的位置、速度和姿态信息的差值作为量测值, 经综合卡尔曼滤波估计惯导系统的误差, 然后对惯导系统进行校正。这种综合模式的优点是综合工作比较简单, 便于工程实现; 而且两个系统仍独立工作, 使导航信息有一定余度。缺点是 GPS 的位置和速度误差通常是时间相关的, 而按卡尔曼滤波器的要求, 量测噪声应为白噪声, 解决这一问题的方法有多种, 本文所用的是: 加大综合滤波器的迭代周期, 使迭代周期超过误差的相关时间, 在这个周期内可把量测误差作为白噪声处理。设 GPS 用户测量得到的位置分量为 L_G, λ_G, h_G , 速度分量为 $\nu_{GN}, \nu_{GE}, \nu_{GU}$, 姿态分量为 $\alpha_{Gx}, \alpha_{Gy}, \alpha_{Gz}$; 惯导系统输出的位置信息为 L_I, λ_I, h_I , 速度分量为 $\nu_{IN}, \nu_{IE}, \nu_{IU}$, 姿态分量为 $\alpha_{Ix}, \alpha_{Iy}, \alpha_{Iz}$; 观测量为两者之差, 则形成 9 维观测量:

$$Z = [L_I - L_G, \lambda_I - \lambda_G, h_I - h_G, \nu_{IN} - \nu_{GN}, \nu_{IE} - \nu_{GE}, \nu_{IU} - \nu_{GU}, \alpha_{Ix} - \alpha_{Gx}, \alpha_{Iy} - \alpha_{Gy}, \alpha_{Iz} - \alpha_{Gz}]^T \quad (9)$$

系统的量测方程为:

$$Z = HX + V = \begin{bmatrix} H_p \\ H_v \\ H_a \end{bmatrix} X + \begin{bmatrix} V_p \\ V_v \\ V_a \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中 H_p 是观测量为位置时的量测矩阵, H_v 是观测量为速度时的量测矩阵, H_a 是观测量为姿态时的量测矩阵。

惯导位置信息和 GPS 接收机位置信息分别为: $L_I = L_t + \delta L$ 和 $\left. \begin{aligned} \lambda_I &= \lambda_t + \delta \lambda \\ h_I &= h_t + \delta h \end{aligned} \right\}$ 和 $\left. \begin{aligned} \lambda_G &= \lambda_t - \frac{N_E}{R_N \cos L} \\ L_G &= L_t - N_N / R_M \\ h_G &= h_t - N_h \end{aligned} \right\}$, 定义位置量测矢

量为:

$$Z_p(t) = \begin{bmatrix} (L_I - L_G) \\ (\lambda_I - \lambda_G) R_N \cos L \\ h_I - h_G \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_M \delta L + N_N \\ R_N \cos L \delta \lambda + N_E \\ \delta h + N_h \end{bmatrix} \cong H_p(t) X(t) + V_p(t) \quad (11)$$

式中, $H_p[\text{diag}[R_M \ R_N \cos L \ 1] \cdots 0_{3 \times 18}]$, $V_p = [N_N \ N_E \ N_h]^T$ 。

量测噪声作为白噪声处理,其方差分别为 $\sigma_{pN}^2, \sigma_{pE}^2, \sigma_{ph}^2$; $\sigma_{pN} = \sigma_p \cdot H_{DN}$, $\sigma_{pE} = \sigma_p \cdot H_{DE}$, $\sigma_{ph} = \sigma_p \cdot V_D$, 式中, σ_p 为伪距测量分量, H_{DN} 为北向水平位置几何误差系数, H_{DE} 为东向水平位置几何误差系数, V_D 为垂直位置几何误差系数。

惯导系统的速度信息为: $\begin{cases} v_{IN} = v_N + \delta v_N \\ v_{IE} = v_E + \delta v_E \\ v_{IU} = v_U + \delta v_U \end{cases}$, 式中 v_E, v_N, v_U 是飞行器沿地理坐标系各轴的真实速度。

GPS 接收机给出的速度信息为: $\begin{cases} v_{GN} = v_N - M_N \\ v_{GE} = v_E - M_E \\ v_{GU} = v_U - M_U \end{cases}$, 式中 M_N, M_E, M_U 为 GPS 接收机测速误差。

$$\text{定义速度量测矢量为: } Z_v(t) = \begin{bmatrix} v_{IN} - v_{GN} \\ v_{IE} - v_{GE} \\ v_{IU} - v_{GU} \end{bmatrix} = H_v(t) X(t) + V_v(t) \quad (12)$$

式中, $H_v = [0_{3 \times 3} : \text{diag}[1 \ 1 \ 1] : 0_{3 \times 15}]$ 。

用 σ_p 表示 GPS 接收机伪距率测量误差, 则东、北、天方向的速度误差标准分别为:

$$\sigma_{vE} = \sigma_p \cdot H_{Dy}, \sigma_{vN} = \sigma_p \cdot H_{Dx}, \sigma_{vU} = \sigma_p \cdot V_D。$$

惯导系统的姿态信息为: $\begin{cases} \alpha_{Ix} = \alpha_x + \delta \phi_{Ix} \\ \alpha_{Iy} = \alpha_y + \delta \phi_{Iy} \\ \alpha_{Iz} = \alpha_z + \delta \phi_{Iz} \end{cases}$, 式中 $\alpha_x, \alpha_y, \alpha_z$ 是飞行器沿机体各轴的真实转角。

GPS 给出的姿态信息为: $\begin{cases} \alpha_{Gx} = \alpha_x - \delta \phi_{Gx} \\ \alpha_{Gy} = \alpha_y - \delta \phi_{Gy} \\ \alpha_{Gz} = \alpha_z - \delta \phi_{Gz} \end{cases}$, 定义姿态量测矢量为:

$$Z_a(t) = \begin{bmatrix} \alpha_{Ix} - \alpha_{Gx} \\ \alpha_{Iy} - \alpha_{Gy} \\ \alpha_{Iz} - \alpha_{Gz} \end{bmatrix} = H_a(t) X(t) + V_a(t) \quad (13)$$

式中, $H_a = [0_{3 \times 6} : \text{diag}[1 \ 1 \ 1] : 0_{3 \times 6} : \text{diag}[1 \ 1 \ 1] : \text{diag}[1 \ 1 \ 1]]$ 。

将位置量测矢量、速度量测矢量和姿态量测矢量综合在一起, 可得:

$$Z(t) = \begin{bmatrix} Z_p(t) \\ Z_v(t) \\ Z_a(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_p(t) \\ H_v(t) \\ H_a(t) \end{bmatrix} X(t) + \begin{bmatrix} V_p(t) \\ V_v(t) \\ V_a(t) \end{bmatrix} = H(t) X(t) + V(t) \quad (14)$$

即为位置、速度、姿态信息同时使用时综合系统的量测方程。

每一个 GPS 姿态误差分量(航向, 俯仰和横滚)都模型化为独立的随机过程^[1]: 随机常数、一阶马尔柯夫过程和白噪声。一般说来, 它们分别代表了安装误差、接收机噪声和多路径误差。表1给出了模型参数, 其中 d 为基线长。

表1 模型参数

	偏差 σ_0 (deg)	噪声 σ_1 (deg)	马尔柯夫过程	
			σ_2 (deg)	τ_2 (s)
航向 $\delta \theta$	0.1	0.3/d	0.22/d	4 000
俯仰 $\delta \phi$	0.5	0.4/d	0.35/d	600
横滚 $\delta \psi$	0.5	0.4/d	0.35/d	600

4 惯导系统模拟器

4.1 飞机飞行轨迹模拟

为了模拟实际的导航,我们选取载体为高动态的飞机,惯导系统通过对飞机飞行航迹进行实时处理,给出惯导系统的模拟值,再与 GPS 系统进行组合导航。因此,飞行轨迹的选取非常重要。

在实际的模拟中,我们选取了几个关键的飞行段进行模拟。假设飞机飞行初始参数如下
方向:东向;速度:300 m/s;经度:118°,纬度:32°。

选择飞机飞行段如下:

- ①匀速平直向东飞行时间为10 s;
- ②东向加速度采用相关模型,相关时间为50 s,飞行时间为50 s,东向加速度 $=4e^{0.02(60-t)}-4$;
- ③匀速平飞时间为10 s;
- ④转弯飞行,转弯角速度为 ω ,飞行时间为50 s,东向加速度为 $-V_t\omega\sin\eta$,北向加速度为 $-V_t\omega\cos\eta$;
- ⑤沿航迹匀速飞行时间为40 s。

其中, $\eta=\omega(t-70)$ 为转弯角度, $V_t=50(4e^{-0.02(60-t)}-40)+300$ 。

4.2 系统的模拟

依据惯导系统力学编排方程,对飞机的加速度参数进行积分并考虑速度的初值便可以得到飞机当前的速度参数,然后对速度进行积分再考虑其初值便可以得到飞机的位置参数,我们把这些参数作为导航参数储存在计算机内。但由于飞机在机动飞行中,惯性器件的动态环境比较恶劣,从而使惯性器件实际输出的值和计算机计算出的真实数据不等,而存在误差。这些误差主要由惯性器件的零偏和刻度系数误差造成。

4.2.1 陀螺仪

对于陀螺仪,取陀螺漂移为: $\epsilon=\epsilon_r+\omega_g$,式中 ϵ_r 为一阶马尔科夫过程, ω_g 为白噪声。假定3个轴向的陀螺漂移误差模型相同,均为: $\dot{\omega}_r=-\frac{1}{T_g}\epsilon_r+\omega_r$,式中 T_g 为相关时间。

4.2.2 加速度计误差模型

考虑成一阶马尔柯夫过程,且假定3个轴向加速度计的误差模型相同,均为: $\dot{\nabla}_a=-\frac{1}{T_a}\nabla_a+\omega_a$,式中 T_a 为相关时间。

4.2.3 GPS 误差

GPS 接收机给出的位置和速度一般是时间相关的,在位置、速度模式中这些误差是量测噪声。由于是时间相关的,所以是有色噪声,而且建模比较困难,不能用状态扩充后加以处理,这里采用的方法是加大综合滤波器的迭代周期。

5 卡尔曼滤波器的实现

本文采用卡尔曼滤波技术完成 GPS/INS 组合系统的模拟。卡尔曼滤波是一种线性最小方差滤波方法,它不但考虑了信号与量测值的基本统计特性(一、二阶统计性),而且,由于采用了状态空间的概念,用状态方程描述系统,信号作为状态,所以,它既能估计平稳的标量信号随机过程,又能估计非平稳的矢量随机过程。

5.1 卡尔曼滤波的基本原理

对于前面建立的组合导航系统的数学模型,它是一个均值为零的白噪声激励的线性随机控制系统,其状态方程和量测方程为:

$$X_k=\phi_{k,k-1}X_{k-1}+\Gamma_{k-1}W_{k-1}, Z_k=H_kX_k+V_k \quad (15)$$

统计特性: $E\{W_k\}=0, E\{V_k\}=0, E\{W_kW_j^T\}=Q_k\delta_{kj}, E\{V_kV_j^T\}=R_k\delta_{kj}, E\{X_0\}=m_{x0}, V\{X_0\}=C_{x0}$;其中,当 $k\neq j$ 时, $\delta_{kj}=0$;当 $k=j$ 时, $\delta_{kj}=1$ 。

所以离散卡尔曼滤波方程的形式是:状态一步预测方程为 $X_{k/k-1}=\phi_{k,k-1}X_{k-1}$,状态估值计算方程为

$X_k = X_{k/(k-1)} + K_k(Z_k - H_k X_{k/(k-1)})$, 滤波增益方程为 $K_k = P_k H_k^T (H_k P_k H_k^T + R_k)^{-1}$, 估计均方方程为 $P_k = (I - K_k H_k) P_{k/(k-1)}$, 一步预测均方误差方程为 $P_{k/(k-1)} = \phi_{k,k-1} P_{k-1} \phi_{k,k-1}^T + \Gamma_{k-1} Q_{k-1} \Gamma_{k-1}^T$ 。

5.2 卡尔曼滤波器的具体实现

①针对系统对象和测量手段,确定系统状态,以及尽可能真实地描述系统的状态方程和测量方程。一般情况下,系统方程都是连续方程。

②针对系统噪声和量测噪声的统计特性,确定噪声的方差强度阵,必要时将有色噪声扩大为状态。

③将系统离散化。由于系统阶数较高,且量测矩阵有9维,故采用序贯处理法,以减小矩阵处理的运算量。

④确定滤波方程的计算方法,包括矩阵乘法和矩阵分块相乘的方法等。

⑤编制计算程序,初步确定滤波周期,从滤波计算结果得到的 P 阵来估计可能达到的精度。

⑥在 P 阵满足任务要求精度的前提下,设计滤波方程的简化计算方法,必要时考虑设计次优方案,分析这些方法带来的误差,调整并确定计算周期、滤波周期。

⑦校合计算结果及实时性。

6 组合导航系统的模拟仿真

6.1 仿真算法的实现

在计算机上对 GPS/INS 组合系统进行仿真,整个程序除主程序外,由以下子程序组成:

①惯导模拟器。本子程序由两部分组成:a. 航迹产生器,它设立飞机的飞行轨迹,给出飞机实际的加速度、速度及姿态等参数;b. 惯导测量部件模拟器。

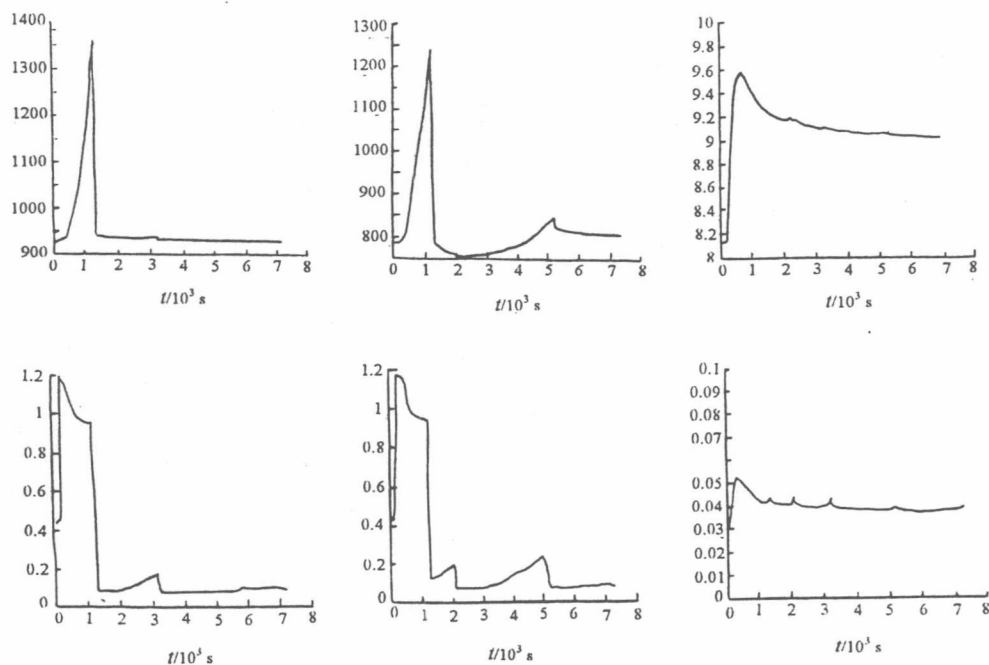
②矩阵计算。根据惯导模拟器得到的数据,计算连续系统的 F 阵, H 阵, G 阵。

③连续系统离散化。它将 F 、 H 、 G 离散化。

④卡尔曼滤波器。

6.2 误差特性曲线分析

运行仿真程序后,得到一组特性曲线如图1所示:



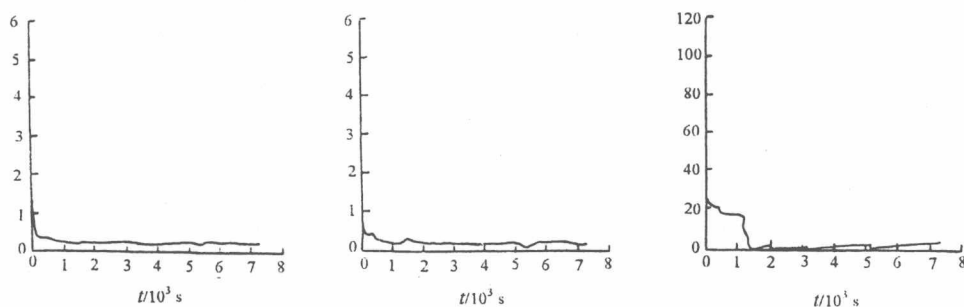


图 1

7 结 论

通过对 GPS/INS 组合系统的模拟仿真,分析其误差特性曲线,可以得出以下几点结论:

- ①GPS/INS 组合导航系统大大提高了导航精度,放宽了对惯性测量元件的精度要求。
- ②GPS 姿态信息的引入,与单纯位置、速度组合相比,极大的提高了位置精度。
- ③如果仅仅姿态组合,而不引入位置、速度信息,也会很大的提高导航精度,甚至比仅组合位置的精度还高。当然,得到姿态的同时,位置信号必然已经给出。

④同时还可以看出,由于 GPS 姿态信息的引入,航向误差大大降低。而横滚和俯仰误差则是由于位置信息的引入而降低。

⑤这一仿真结果说明,姿态信息的引入对于改善低成本捷联航姿系统的导航性能具有重大意义。它提供了惯性误差的直接可观测量,而不是仅仅组合位置和速度时间的间接观测。GPS 姿态也可以用来直接校正 SINS 的输出。反之,惯性线速度和角速度也可用来帮助解算 GPS 整周期模糊数。

参考文献:

- [1] Mc Millan J C. Sensor integration options for low cost position & attitude determination [A]. Proceedings of the Position Location and Navigation Symposium [C]. Las Vegas, 1994-04.
- [2] 袁信,俞济祥,陈哲. 导航系统[M]. 北京:航空工业出版社,1993.
- [3] Mc Millan J C. A GPS attitude error model for kalman filtering [A]. Proceeding of the Position Location and Navigation Symposium [C]. Las Vegas, 1994-04.
- [4] 王惠南. 利用 GPS 信号确定载体姿态分析[J]. 导航,1993,29(4).

·消息·

洛阳惯性技术学会第十二次学术交流会在成都市召开。

洛阳惯性技术学会于2000年8月20~22日在四川省成都市召开了第十二次学术交流会,参加会议的有10个单位的代表共30人。洛阳惯性技术学会理事长邹盛怀主持了会议。会议共收到论文31篇,在大会上交流22篇,其中有理论的新观点,更多的是在各单位科研、生产、教学中解决了关键的技术问题,充分显示了作为高科技的惯性技术对国民经济发展的巨大推动作用。会议还组织了与会代表介绍了各自单位在科研、生产、教学中的最新进展情况及存在的问题,促进了各单位的技术协作和交流。

(杜毅民 供稿)

侧向着舰导引系统的 H_∞ 控制

袁锁中 杨一栋

(南京航空航天大学自动控制系, 南京 210016)

摘 要 研究了舰载飞机侧向自动着舰导引系统的 H_∞ 控制设计问题. 根据侧向着舰导引系统的性能要求, 确定了 H_∞ 控制综合模型的结构, 并给出了权阵的选取准则. 仿真表明, 所设计的侧向自动着舰导引系统能满足着舰要求, 并有效地抑制侧风扰动.

关键词 飞行控制; H_∞ 控制; 自动着舰

由于舰载机着舰环境十分恶劣, 要保证舰载机准确安全地降落在飞行甲板上, 必须精确控制飞机飞行轨迹, 使飞机能沿甲板中心线着落. 文[1, 2]采用了经典控制方法设计侧向着舰系统, 内外回路分开设计. 本文基于 H_∞ 控制设计思想, 将经典控制中的性能指标转化为对 H_∞ 控制中权阵的选择, 使着舰导引系统在满足系统带宽, 动态阻尼等性能指标的同时, 使所设计的系统有效地抑制侧风扰动, 减小着舰轨迹误差.

1 着舰运动及 H_∞ 控制方法概述

舰载飞机自动着舰导引系统(ACLS)不断将舰上精确跟踪雷达测得的飞机当前的位置与甲板中心线的垂直距离相比较, 并进行导引律计算, 通过数据链传送给飞机, 通过飞控系统不断纠正航迹, 使飞机回到甲板中心线. 在飞机侧向纠偏过程中, 要求飞机的侧滑角为零, 即实现协调控制. 同时侧滑角为零, 亦表示具有抑制侧风扰动的能力. 图 1 为侧向自动着舰导引系统结构图. 图中 y_{cmd} 为侧向位移指令, y_e 为侧向位移误差, φ_c 为飞控指令, δ_a 为副翼舵偏, δ_r 为方向舵位置变化, y_0 为飞机初始侧向位移, Δy 为侧向位移变化, y 为飞机实际的侧向位移. β_{cmd} 为侧滑角指令, 在飞机着舰过程中, 要求为零. β 为飞机实际的侧滑角.

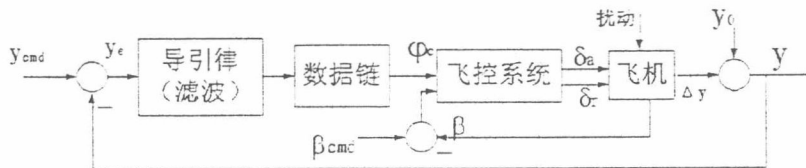


图 1 侧向向着舰导引结构图

对于 H_∞ 标准控制问题, 设其广义受控对象的状态空间实现为

$$\left. \begin{aligned} \dot{x} &= Ax + B_1 w + B_2 u \\ z &= C_1 x + D_{11} w + D_{12} u \\ y &= C_2 x + D_{21} w + D_{22} u \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中, w 为 l 维外部输入, 包括指令信号, 干扰及传感器噪声等; z 为 p 维受控输出, 包括跟踪误差, 调节误差; u 为 n 维控制信号, 同时也是控制器输出; y 为 m 维量测输出. 求控制器 $K(s)$, 使得闭环系统内部稳定且满足 $\|T_{zw}\|_\infty < \gamma$ 为任意正数^[4]. 式(1)的系统必须满足以下条件:

1) (A, B_2) 是能稳定的, (A, C_2) 是能检测的.

2) D_{12} 为列满秩, D_{21} 为行满秩.

3) $\forall \omega, \begin{bmatrix} A - j\omega I & B_2 \\ C_1 & D_{12} \end{bmatrix}$ 列满秩

4) $\forall \omega, \begin{bmatrix} A - j\omega I & B_1 \\ C_2 & D_{21} \end{bmatrix}$ 行满秩

2 ACLS 增广模型的建立及 s 权阵选择

图2为侧向 ACLS 的 H_∞ 控制器设计的增广模型结构:

图中, P 为飞机侧向线性化方程, K 为控制器, W_1, W_2, W_3 为需选择的权阵, G 为广义对象, $d = [d_1, d_2]$ 为外界输入, 其中 $d_1 = [y_{cmd} \ \beta_{cmd}]$ 为要求的指令输入, d_2 为气流扰动, u_c 为输入至副翼舵及方向舵伺服器的指令.

侧向着舰引导系统要求飞机沿甲板中心线无侧滑着舰. 着舰时侧向偏移要求为零. 同时要求 $\beta = 0$, 这也有抑制侧风的作用.

图中:

$$x_1 = [y \ \beta]^T \quad (2)$$

$$x_2 = [\beta \ \Psi \ \dot{\beta} \ p \ \phi \ r]^T \quad (3)$$

e 为跟踪误差:

$$e = d_1 - x_1 = [y_e \ \beta_e]^T \quad (4)$$

权阵的选择:

为使在侧偏阶跃输入下的侧偏 y 响应的稳态误差及侧滑角稳定系统的稳态误差为零. 选 $W_1 = \begin{bmatrix} c_1/s & \\ & c_2/s \end{bmatrix}$, 调整 c_1, c_2 可以达到两对应跟踪系统的带宽要求. 增大 c_1, c_2 可相应地增大对应回路的带宽. $W_2 = \begin{bmatrix} c_3 & \\ & c_4 \end{bmatrix}$ 调整 c_3, c_4 以满足 u_c 控制回路开环系统的带宽要求. $W_3 = \text{diag}(c_i), i = 5, 6, \dots, 10$; 调整 W_3 使导引系统的阻尼满足要求. 则可得性能输出

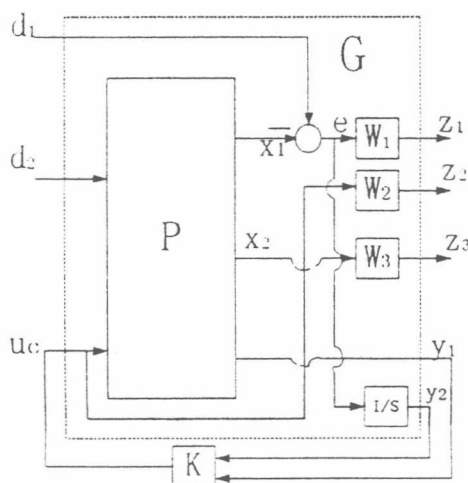


图2 侧向 ACLS 分析模型