

# 人工神经网络 在飞行间隔控制中的应用

牟奇锋<sup>1,2</sup> 林 灵<sup>2</sup> 郝 光<sup>1</sup>

1. 西南交通大学, 交通运输学院, 成都 610031;

2. 中国民航飞行学院, 空中交通管理学院, 广汉 618307

**摘 要:** 神经网络技术在自动控制领域得到广泛应用。鉴于空中交通管制的理论及技术特点, 本文探讨了实现飞行间隔预测控制的神经网络模型及技术条件, 尤其是提出了在多扰动环境中飞机速度、位移函数的构建方法, 借助 Matlab 工具实现了仿真和验证。结果证明, 神经网络的自学习功能能够很好地处理这类复杂的控制问题。

**关键词:** 间隔控制; 神经网络; 神经网络预测控制; Matlab Simulink 仿真

中国分类号: U249.1

文献标识码: A

文章编号: 1672-4747(2005)02-0044-07

## Application of Neural Networks in the Flight Separation Control

MOU Qi-feng<sup>1,2</sup> LIN Ling<sup>2</sup> HAO Guang<sup>1</sup>

1. College of Traffic & Transportation,

Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China;

2. College of Air Traffic Management,

Civil Aviation Flight University of China,

Guanghan 618307, Sichuan, China

**Abstract:** Neural networks (NN) is successfully used in control system in recent years. Considering the theory of air traffic control (ATC) and its technological characteristics,

收稿日期: 2005-03-02.

**作者简介:** 牟奇锋 (1972-), 男, 重庆万州人, 西南交通大学交通运输学院博士研究生。研究方向, 交通运输规划与管理、空中交通管制。

this paper proposes NN model of predicting control of horizontal interval and technological terms in ATC, especially propose the construction method on the speed of plane, displacement function in many perturbation environment. We also realize the simulation and proof in Matlab. Experiment results show that this kind of complicated control problem can be well dealt with through teaching oneself function of NN.

**Key words:** Separation control, neural networks (NN), NN predictive control, Matlab Simulink

## 0 引言

神经网络是一种应用类似于大脑神经突触联接的结构进行信息处理的数学模型<sup>[1]</sup>。其特有的非线性适应性信息处理能力,克服了传统人工智能方法在模式识别、语音识别、非结构化信息处理方面的缺陷,神经网络与专家系统相结合已成为空中交通管制智能化研究的方向。

## 1 问题描述

近年来我国民航运输规模呈加速发展趋势,各城市、地区间飞行密度加大,枢纽机场终端区流量趋于饱和,因而对管制效率提出了更高的要求。

飞行动态表现出来的约束状态下高度非线性特征,很难用精确数学模型表达。例如,进港飞机预计到港时间(ETA),往往只能根据当时天气条件及交通状况经验性做出估算;对于繁忙空域内两条交叉航路同高度飞行冲突情况,管制员很难判断,尤其是要求精确把握指令时机和调整量的大小。以下提出两个典型问题:同高度交叉航路两机间隔控制;多扰动条件下飞机速度、位移随时间的变化关系。

## 2 数学分析

在问题 1 中,我们将能够模拟人在管制活动中所能用到的数据进行整理,以此来简化数据矩阵,由于本文的所有理论均建立在雷达管制基础之上,所以,必须首先提出假设基础:

(1) 航空器均按标准航路飞行;

(2) 定义雷达扫描一次的时间为单位时间  $RTP = 4\text{ s}$ ;

(3) 所有航路均为直线。

图 1 所示的飞机 A 和 B 航迹交叉于 O 点,速度夹角为  $\theta$ 。

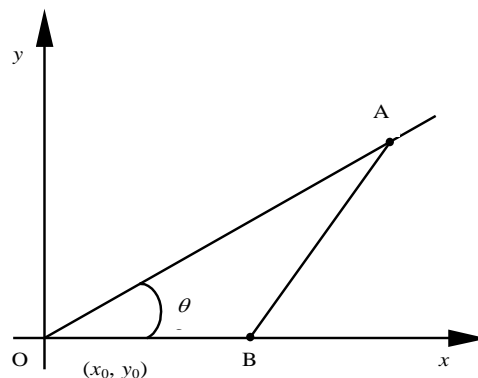


图 1 交叉航路

Fig.1 Cross in air route

飞机 A 到交叉点 O 的距离随时间变化的函数设为  $f_A(Z)$ :

$$f_A(Z) = \sqrt{(x_{a_i} - x_0)^2 + (y_{a_i} - y_0)^2} - v_a \times z$$

式中,  $Z$  为  $RTP$  步数,即以指定的时间间隔采样,  $Z = 1, 2, 3, \dots, i$ 。

同理得:

$$f_B(Z) = \sqrt{(x_{b_i} - x_0)^2 + (y_{b_i} - y_0)^2} - v_b \times z$$

其中,  $v_a$  和  $v_b$  都是随  $Z$  改变的函数(关于  $V$  的函数表达式我们在问题 2 的分析中将给出)。由余弦定理容易得到距离  $S$  的函数:

$$S^2 = f_A^2(Z) + f_B^2(Z) - 2\cos(\theta) |f_A(Z) \times f_B(Z)|$$

两机间隔随时间变化的函数表示为:

$$\begin{cases} S^2 = f_A^2(Z) + f_B^2(Z) - 2\cos(\theta) |f_A(Z) \times f_B(Z)| \\ f_A(Z) = \sqrt{(x_{a_i} - x_0)^2 + (y_{a_i} - y_0)^2} - v_a \times Z \\ f_B(Z) = \sqrt{(x_{b_i} - x_0)^2 + (y_{b_i} - y_0)^2} - v_b \times Z \\ S_{\min} \geq AN \end{cases} \quad (1)$$

按 RTP 步进的方式进行预测的同时，我们还希望系统给出建议信息。例如：第 30 个 RTP 时刻，飞机 B 进入系统，系统对 B 作初始化并且预测到第 120 个 RTP 时刻 A 与 B 达到最小间隔并随即发生冲突。但是，我们并不希望在 30RTP 的时候就调整 B 的速度，而是希望系统告诉我们，在 30 到 120RTP 之间，从哪一个时刻开始调整但最后又不至于产生冲突，或者系统能自动发觉即使从当前时刻开始调速，最后也避免不了冲突，从而采取其他的调配方法。

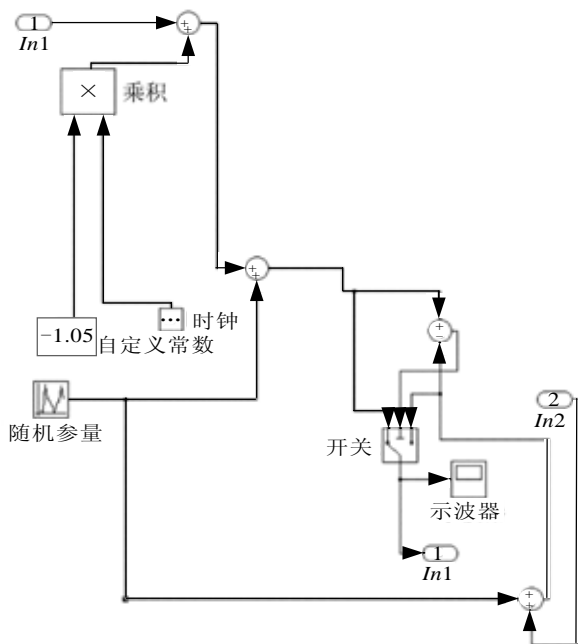


图2 速度模型  
Fig.2 Speed model

原理，模型在建立时对所有的变量赋值；两机航向夹角 45°；飞机 A 保持速度 210 m/s；距离交叉点 10 km；B 速度 230 m/s；距离交叉点 25 km；系统给出速度调整量 150 m/s（输入为图 2 中的 in2）。对系统进行 300 s 仿真（参考图 4）

图 4 的子系统 1 为图 2 所示模块；子系统 2 为图

这就涉及到一个核心问题：飞机速度在多扰动因素下随时间和高度变化的情况。速度为一个非线性函数  $V$ ，由变速运动公式得：

$$V = v_0 + (R + \alpha) \times Z + R \quad (2)$$

式中， $R$ 为扰动因子， $v_0$ 为初始速度， $\alpha$ 为加速度，

### 3 原问题仿真

图 2 是对 (2) 式的仿真模型。随机参量 Random Reference 模块表示飞机在空中的扰动因素为 -4.5 至 +4.5 的正态分布随机数，主要模拟风的变化，示波器显示了速度随时间的变化。

图 3 是对 (1) 式的仿真模型。

为了方便地证明模型的可靠性和说明它的工作

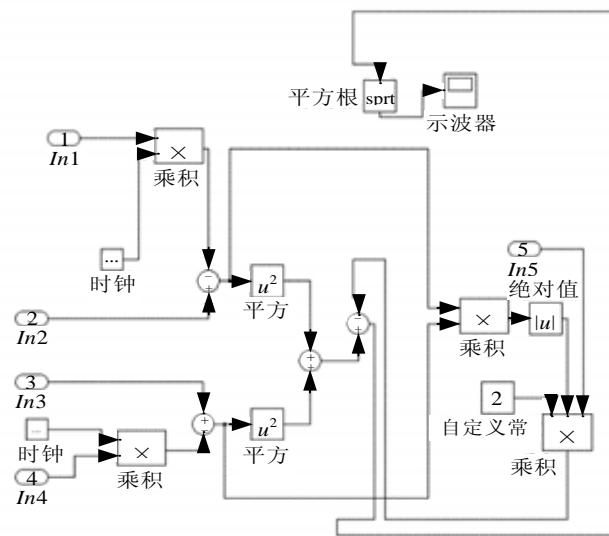


图3 水平间隔控制模型  
Fig.3 Horizontal interval control model

3 所示模块，Constant 1, Constant 2, ..., Constant 5 为六个输入，其中 230 m/s 和 210 m/s 分别代表飞机 A 和 B 的初始速度。时钟以 ms 为单位，设定抽取率为 1000，以 s 进行更新。模型中将所有的时钟调整为同步，输出不是瞬间值，而是模拟现实时间的过程信号。以上是数学模型的建立，但是，它的输入信号

始终不能模拟真实情况而且不能自动进行实时预测，下面通过加入神经网络来解决这两方面问题。

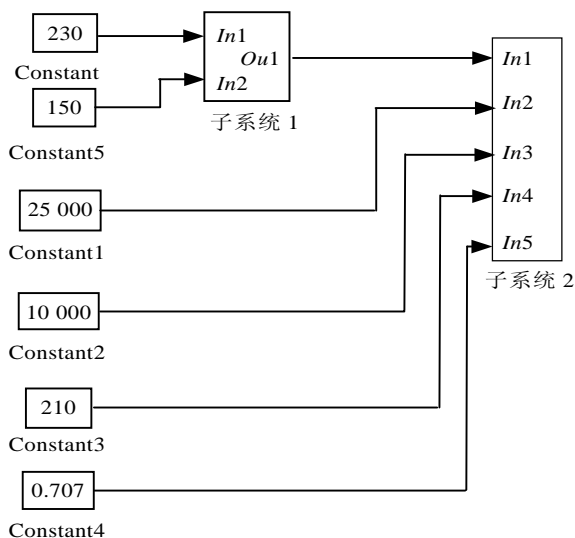


图 4 神经网络控制模型

Fig.4 Controlling horizontal separation model of neural network

对于上述问题 2 的数学模型，可以利用神经网络对非线性函数任意逼近的特性来表达。

(2) 式中， $\alpha$  呈线性变化而  $R$  是非线性的函数，整个关系式可以看作关于速度  $V$  的线性放大器，放大倍数为  $RTP$ ，平移量  $v_0$ 。我们使用一个前向型的线性神经网络建立模型，由于只有一个输出  $V$ ，所以，只需建立一个神经元的网络模型。

线性神经网络采用 Widrow-hoff 学习规则，定义误差函数  $e(w, b)^{[2]}$ ，收敛的必要条件是被训练的输入矢量线性独立。

$v_0$  变化非常细微，在扰动下呈现出 irregular 振动，可以用类似 sin 的时变函数来模拟，参考图 5。使用 Matlab 的神经网络工具箱建立一个简单的线性神经网络来跟踪这个信号。假设信号的持续时间为 5 s，每 25 ms 采样一次。

$$t = 0:0.025:5$$

$$a = \sin[\sin(t) \times t \times 10]$$

`plot(t, v0)` 绘出信号曲线

向神经网络工具箱输入以下指令得到：

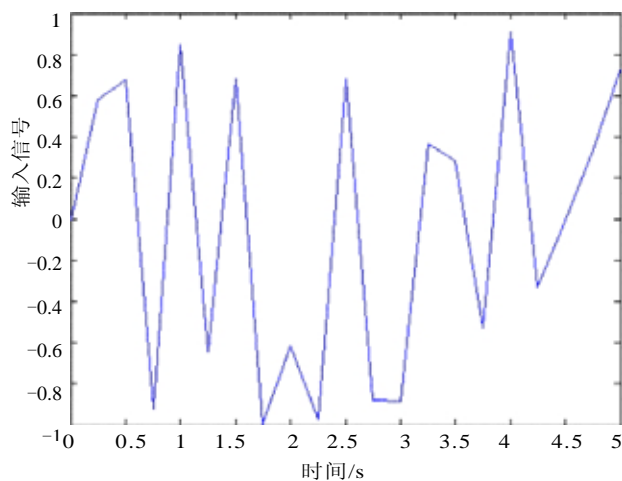


图 5 多扰动下的速度

Fig.5 Speed under perturbations

$$net = newlind(P, V)$$

系统的输入有三个值： $V_0$  的当前值和前两个时刻的值，通过他们来预测输出  $V$ 。定义  $Z = 2$ ， $v_0 = 0.8$ ，用 `sim` 函数仿真网络，参考图 6。

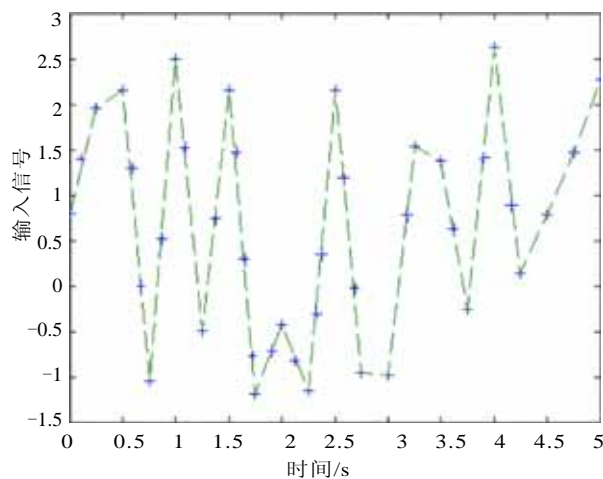


图 6 神经网络对多扰动下速度的模拟

Fig.6 Simulation of the speed under perturbations in neural network

图 6 中 “+” 是神经网络的输出，虚线是模型输出。实验证明神经网络可以很好的模拟飞行中可能出现的风险。在建立好神经网络模型后，应对实际飞机的轨迹抽取样本点作为网络的训练信号，训练后的系统能够最大逼近真实状态飞机速度的变化曲线，这对

于精确预计飞机到场时间或者航路飞行时间将提供重要支持<sup>[3]</sup>。

在下降及调速过程中，飞机速度  $V$  为高度-速度包线内有界递减的时变函数，所以，用神经网络来模拟是可以逼近其最小误差的。图 7 将  $\alpha$  合成至另外一带有突变式连续信号后，对改进的自适应模型的测试以及结果，过程与上面相似。

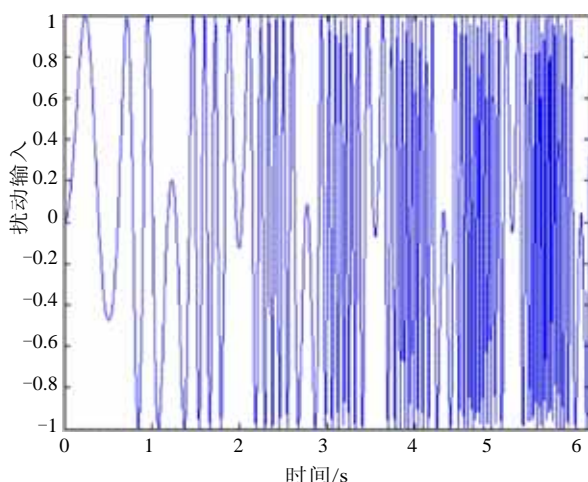


图 7 突变的多扰动下的速度

Fig.7 Speed of the mutation move under perturbations

这是一个持续 6 s 的信号，在第 4 s 发生了突变，图 8 用自适应线性神经网络进行跟踪和预测。

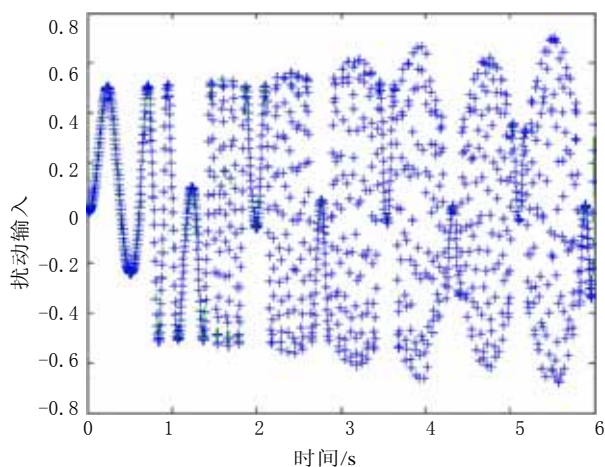


图 8 突变的多扰动下速度的神经网络模拟

Fig.8 Neural network simulation of the speed of the mutation move under perturbations

在图 9 中，系统花了 2.5 s 多一点的时间跟踪到了输入信号，但系统在第 4 s 突变，所以，网络又花了 0.5 s 来适应新的输入。因此，线性神经网络不仅可以用来预测系统输出，还可以用于监控系统，一旦发现系统有不稳定的情况便立即告警。

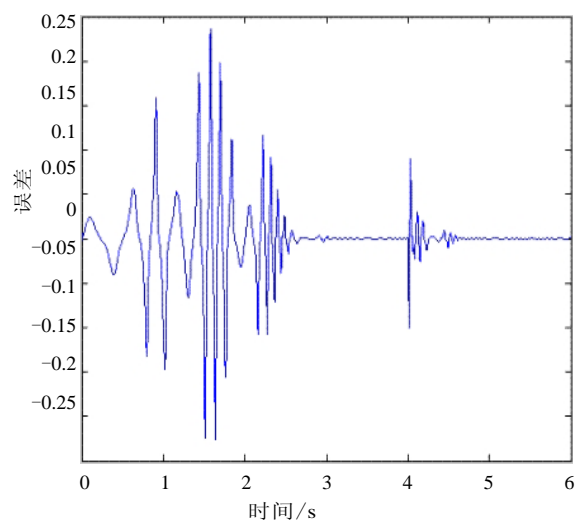


图 9 误差曲线

Fig.9 Error curve

在解决了系统跟踪以后，当输入初始速度和目标速度后系统就可以结合  $R$  (可以概括为气象及其他因素的影响) 给出速度  $V$  的变化过程，当系统的输出只随  $R$  变化时，说明速度的改变已经停止，因此，系统还可以给出飞机减(加)速时间和这段时间的位移。然后，将这个时间返回到(1)式中，这就可以实际地判断和控制两架飞机之间的具体间隔。传统的计算机程序要达到对上述模型的精确实时预测是非常困难的。神经网络所独有的学习和自适应功能保证通过训练达到完善参数的效果。

#### 4 控制模型

神经网络预测控制器使用非线性神经网络模型来预测未来模型性能<sup>[4]</sup>。控制器控制输入，而控制输入将在未来一段指定的时间内最优化模型。

图 10 利用 NN 工具箱中的模型预测控制器建立控制。

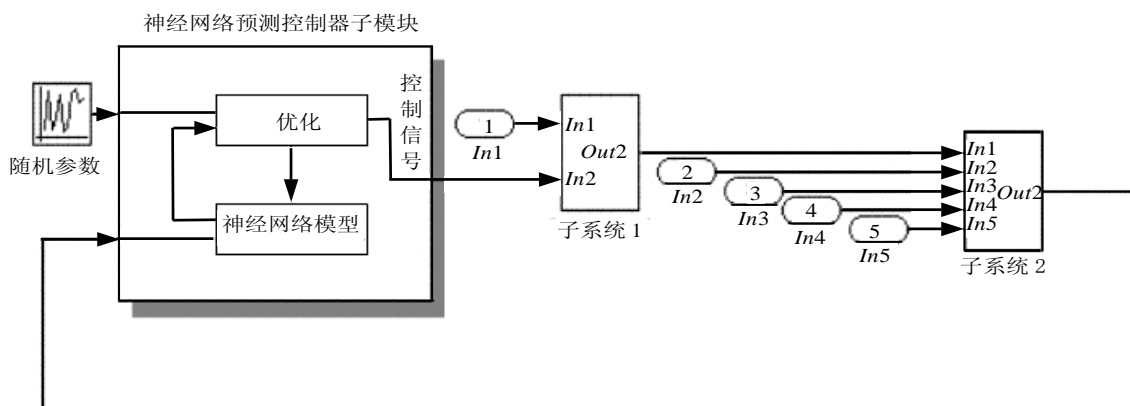


图 10 用于两架飞机水平距离预测控制的神经网络模型

Fig.10 Neural network control model predicting and controlling the horizontal distance between two planes

神经预测控制器子模块 NN Predictive Controller 由神经网络模型 NN Model 和优化滤波器构成，神经元个数与层数和传递函数均可以自由输入，输出控制信号为调整目标值， $in1$ 、 $in2$ 、 $in3$ 、 $in4$ 、 $in5$  分别代表两机的速度和到交叉点的距离等输入值。 $out1$  为间隔输出信号，对于全局或局部都应满足： $\min(out1) \geq 8$ 。

如果将子系统 1 用 (2) 式的神经网络代替，即

构成了神经网络用于两架飞机水平距离预测控制模型 (NNPC 模块)。仿真结果参考图 11：

所有的仿真数据都没有经过预先计算，在图 11 (a) 中，可以看见系统在很短时间内预测到冲突，并且控制速度从 0 时刻开始减小，在 75 s 左右达到 150 m/s 并开始保持。图 11 (b) 中，从第 90 s 到 100 s，两架飞机距离刚好控制在 8 km，由此可见，系统是在通过预测右边的间隔曲线，再将预测结果返回继续调用速

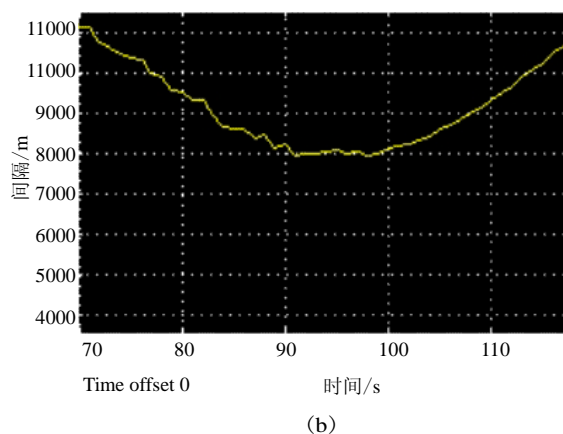
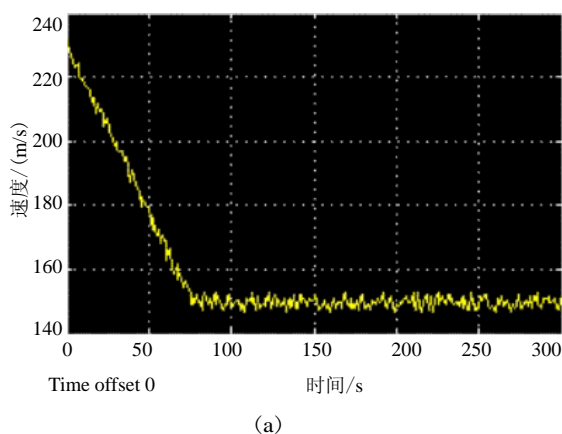


图 11 基于神经网络的调速对水平间隔的控制仿真

Fig.11 Control result simulation in horizontal separation by adjusting the speed based on the neural network

度改变模块，最终将目标速度定在 150 m/s，并且，使两机最小间隔小于 8 km 的过程是非常合理的。实际上我们还可以通过图中的数据推算，从 75 s 到

90 s，B 飞机以 150 m/s 的速度平飞了 15 s，那么，从零时刻开始，我们可以延迟 5 s 再给 B 速度改变的指令。设计神经网络的目的也就在于精确地控制这个

速度调整量的大小,并通过这种预测模型结合倒推法来给出最晚调配时机。另外,在具体管制规定中还规定了具体飞机一次速度调整的最大范围,我们只需要在系统中加入一个 NNPC 子系统次数统计的变量,就通过比较预测目标调整值与规定值的大小来判断

NNPC 需要调用几次速度变化模块,从而给出指令的延迟输出时间。

整个系统的实现还需要具体编程来实现约束条件的程序语言表达和对这个子模型的调用问题,图 12 给出了算法流程:

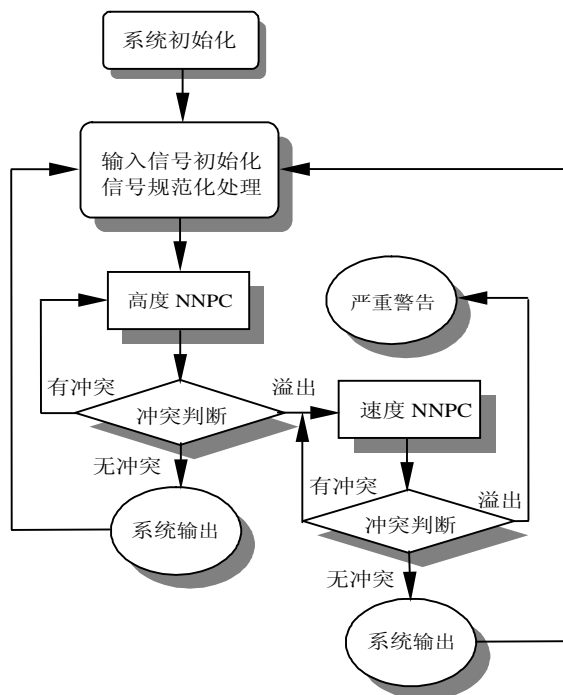


图 12 水平间隔控制流程

Fig.12 Control procedure of horizontal interval

## 5 结束语

利用神经网络进行非线性函数的拟和与逼近,它的训练过程实际上是代替人的经验积累过程。它以隐式的方式表达了非线性关系,避免了对复杂规律的描述。而模型预测控制器也在速度模型较为精

确建立的前提下产生了实际意义,神经网络模型预测控制器和线性自适应神经网络共同组成了人工智能的核心部分。

对于问题 2,还可以利用径向基函数网络或者改进的 BP 网络模型来更加精确的对非线性函数作逼近,以得到更理想的结果。

### 参考文献

[1] 何新贵,梁久祯. 过程神经网络的若干理论问题 [J]. 中国工程科学, 2000; 2 (12): 40-44.  
 [2] He X. G., Liang J. Z. Some theoretical issues on process neural networks [J]. Engineering Science, 2000; 2 (12): 40-44.  
 [3] 刘志远,周建锁. 基于模糊建模的非线性鲁棒模型预测控制[J]. 电机与控制学报, 2002; 3 (9): 229-232.  
 [4] 飞思科技产品研发中心. Matlab6.5 辅助神经网络分析与设计[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.