

基于人工神经网络的地形线性化方法

覃祖旭 张洪钺

(北京航空航天大学 301 教研室, 100083)

摘要: 地形线性化方法对地形辅助导航系统性能有重要影响, 本文采用人工神经网络这一新技术来分块记忆地形数据, 给出数字地图上任意位置的线性化参数, 并用于系统状态的扩展卡尔曼滤波, 与其他传统地形线性化方法相比, 用人工神经网络来处理地形函数, 系统滤波性能得到改善, 提高了导航精度, 并可减少地图的存贮量, 适于并行处理。

关键词: 人工神经网络; 地形线性化; 扩展卡尔曼滤波; 地形辅助导航系统

1 引言

地形匹配是一种利用地形信息对惯导系统进行校正的辅助导航系统, 它与惯性导航系统(INS)组合起来构成了地形辅助导航系统(TANS)。目前, 利用地形信息修正 INS 信息有两种方法: 一种是采用地形相关极值方法, 只对位置状态进行校正; 另一种是利用卡尔曼滤波技术, 对 INS 中给出的导航状态参数进行修正。两种方法各有特点, 利用卡尔曼滤波技术形成的 TAN 系统结构具有更大的灵活性和优越性, 因而被广泛采用。

TAN 系统中, 传统线性化方法^[1,2,4,5](如一阶台劳展开法、九点拟合法、平均选点法等)都是基于对数字地图上少数点的处理来求得线性化参数这一思想的, 因而有一定的局限性。本文针对地形线性化这一关键技术, 采用人工神经网络来对地形进行全局性拟合, 并计算任意位置的高度值及线性化参数。

2 TAN 系统中的扩展卡尔曼滤波算法

TAN 系统导航状态方程及观测方程都是非线性的, 采用扩展卡尔曼滤波方法对状态的偏差进行滤波, 然后修正状态。TAN 系统一般方程可写为

$$\begin{cases} X_{k+1} = \varphi(X_k, k) + \Gamma_k W_k, \\ Y_{k+1} = h(X_{k+1}, k+1) + V_{k+1}, \end{cases} \quad (1)$$

$$E[W_k^T W_k] = Q_k, \quad E[V_k^T V_k] = R_k, \quad E[W_k^T W_j] = E[V_k^T V_j] = 0, \quad (k \neq j).$$

将上述方程线性化, 设系统无噪声时标称解为 X_{k+1}^* , δX 为状态偏差, $X_{k+1}^* = \varphi(X_k^*, k)$, $X_0^* = E(X_0) = m_0$, $\delta X_k = X_k - X_k^*$, 因而有

$$\begin{cases} \delta X_{k+1} = \frac{\partial \varphi}{\partial X_k^*} \delta X_k + \Gamma_k W_k, \\ \delta Y_{k+1} = \frac{\partial h}{\partial X_{k+1}^*} \delta X_{k+1} + V_{k+1}. \end{cases} \quad (2)$$

式中 $\frac{\partial \varphi}{\partial X_k^*}$, $\frac{\partial h}{\partial X_{k+1}^*}$ 均为雅可比矩阵, 令 $\frac{\partial \varphi}{\partial X_k^*} = \Phi_{k+1,k}$, $\frac{\partial h}{\partial X_{k+1}^*} = H_{k+1}$.

对(2)进行卡尔曼滤波求得 $\delta \hat{X}$, 则系统状态的修正为 $\hat{X}_k = X_k^* + \delta \hat{X}_k$.

TAN系统中飞行器在东-北-天直角坐标系中的三维位置分别为 x, y, h (飞行器绝对高度), v_x, v_y 为飞行器沿东-北方向的速度. 系统基本状态取为

$$X = [x \ y \ h \ v_x \ v_y], \quad \delta X = [\delta x \ \delta y \ \delta h \ \delta v_x \ \delta v_y]. \quad (3)$$

将导航误差方程^[1]线性化后可得 Φ_k 及 H_k

$$\Phi_k = \frac{\partial \varphi}{\partial X_k^*} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (4)$$

$$H_k = \frac{\partial h}{\partial X_k^*} = \left[-\frac{\partial h(x,y)}{\partial x} \quad -\frac{\partial h(x,y)}{\partial y} \quad 1 \quad 0 \quad 0 \right].$$

式中, $h(x,y)$ 为地形函数, T 为采样周期. (4) 中 H_k 利用神经网络地形线性化方法得到

$$H_k = \left[-\frac{\partial N}{\partial x} \quad -\frac{\partial N}{\partial y} \quad 1 \quad 0 \quad 0 \right]. \quad (5)$$

3 神经网络地形线性化技术

本文采用三层 BP 网络来拟合地形函数, 并利用 BP 网络来计算地形梯度, 构成卡尔曼滤波的量测矩阵. 对于如图 1 所示的三层 BP 网络, 各层节点数分别为 $2, m, 1$

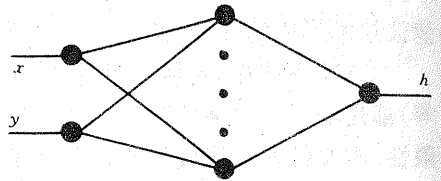


图1 三层 BP 网络结构示意图

设各层神经元的输入向量分别为 I_1, I_2, I_3 ; 输出向量分别为 O_1, O_2, O_3 ; 设各层的权阵分别为 W_1, W_2, W_3 . 神经网络的激活函数采用双曲正切函数

$$f(\alpha) = \frac{1 - e^{-\alpha}}{1 + e^{-\alpha}}, \quad f'(\alpha) = (1 + f(\alpha))(1 - f(\alpha)). \quad (6)$$

神经网络的学习采用误差反向传播算法, 其学习样本即为数字地图的数据, 输入样本为位置 (x_p, y_p) , 输出样本为高度数据 $h(x_p, y_p)$. 总样本数为 P .

$N(x, y)$ 表示神经网络非线性函数, 并用 $N(x, y)$ 来近似代替地形函数 $h(x, y)$, 即有 $h(x, y) \approx N(x, y)$, 因而 $\partial h / \partial x \approx \partial N / \partial x$, $\partial h / \partial y \approx \partial N / \partial y$. 取 W_1 为单位阵, 则神经网络的输入向量 $I_1 = [x \ y]^T$. 用 $F(I)$ 来表示函数向量 $[f(i_1) \ \cdots \ f(i_n)]^T$. 则各层的输入输出为

$$\begin{aligned} I_1 &= X, \quad O_1 = F(I_1); \quad I_2 = W_2^T O_1, \quad O_2 = F(I_2); \\ I_3 &= W_3^T O_2, \quad O_3 = F(I_3), \quad N(x, y) = O_3 = o_{31}, \end{aligned}$$

则 $\partial h / \partial x, \partial h / \partial y$ 的近似值为

$$\frac{\partial h}{\partial X} = \left[\frac{\partial h}{\partial x} \quad \frac{\partial h}{\partial y} \right]^T \approx \left[\frac{\partial N}{\partial x} \quad \frac{\partial N}{\partial y} \right]^T. \quad (7)$$

式中 $\frac{\partial N}{\partial x} = \frac{\partial O_3}{\partial i_{11}} = \frac{\partial O_3}{\partial i_3} \cdot \frac{\partial i_3}{\partial i_{11}} = \frac{\partial O_3}{\partial i_3} \cdot \frac{\partial \sum_{k=1}^m w_{3,k1} O_{2k}}{\partial i_{11}}$, 同理可求得 $\frac{\partial N}{\partial y}$, 其中 $\frac{\partial O_{21}}{\partial i_{11}}$, $\frac{\partial O_{22}}{\partial i_{11}}, \dots, \frac{\partial O_{2m}}{\partial i_{11}}$ 的表达式为 $\frac{\partial O_{2j}}{\partial i_{11}} = \frac{\partial O_{2j}}{\partial i_{2j}} \cdot \frac{\partial i_{2j}}{\partial i_{11}} = \frac{\partial O_{2j}}{\partial i_{2j}} \cdot \frac{\partial \sum_k w_{2,ki} O_{1k}}{\partial i_{11}}$.

因此可得

$$\begin{cases} \frac{\partial N}{\partial x} = f'(i_3) \cdot [w_{3,11} f'(i_{21}) w_{2,11} + w_{3,21} f'(i_{22}) w_{2,12} + \dots + w_{3,m1} f'(i_{2m}) w_{2,1m}] \cdot f'(i_{11}) \\ \quad = f'(i_{11}) \cdot [w_{2,11} f'(i_{21}) w_{3,11} + w_{2,12} f'(i_{22}) w_{3,21} + \dots + w_{2,1m} f'(i_{2m}) w_{3,m1}] \cdot f'(i_3), \\ \frac{\partial N}{\partial y} = f'(i_3) \cdot [w_{3,11} f'(i_{21}) w_{2,21} + w_{3,21} f'(i_{22}) w_{2,22} + \dots + w_{3,m1} f'(i_{2m}) w_{2,2m}] \cdot f'(i_{12}) \\ \quad = f'(i_{12}) \cdot [w_{2,21} f'(i_{21}) w_{3,11} + w_{2,22} f'(i_{22}) w_{3,21} + \dots + w_{2,2m} f'(i_{2m}) w_{3,m1}] \cdot f'(i_3). \end{cases} \quad (8)$$

由上式可知 $\partial N/\partial x$, $\partial N/\partial y$ 的计算可以在计算神经网络输出时完成. 从输入节点到输出节点 O_3 共有 m 条路径. $\partial N/\partial x$ 的值(或 $\partial N/\partial y$ 的值) 这样来求取: 各条路径上所有神经元输入对输出的导数值与该路径上权值相乘, 然后将这 m 条路径上乘积值求和, 所得值为神经网络当前输入对输出的偏导数值.

要求神经网络的输出按一定精度接近给定的样本值, 学习误差为

$$e = \sum_{i=1}^P (h(x_i, y_i) - N(x_i, y_i))^2.$$

当训练满足 $e < \rho$ (根据要求确定) 时停止. 学习算法采用误差反向传播算法及梯度修正算法, 用 $\partial e/\partial W$ 来完成对权阵 W 的修正量. 为了加快学习过程, 权值修正中加入了动量项.

4 仿 真

计算机仿真包括两部分: 1) 用数字地图数据训练神经网络; 2) TAN 系统仿真.

在仿真时, 无线电高度表的仿真及观测信息的产生均通过仿真程序按给定条件模拟产生. 飞行器的飞行轨迹通过一个轨迹发生器产生, 当给定飞行器初始位置及速度变化规律后, 发生器产生无噪声系统的标称轨道.

导航计算之前, 先对神经网络进行训练. 训练结束后神经网络便可代替数字地图. 仿真时直接利用神经网络输出高度值及地形函数梯度值. 仿真基本条件如下:

系统阶次: $n = 5$

神经网络: 三层 BP 网, 共用三个 BP 网络来模拟地形函数, 节点数均为 2, 30, 1.

数字地图: x 方向 361000 米, y 方向 127000 米, 网格距离 100 米.

初始位置: $x = 3000$ 米, $y = 4000$ 米, $h = 1000$ 米, $V_x = 200$ 米, $V_y = 0$.

初始误差: $\delta x = -200$ 米, $\delta y = 200$ 米, $\delta h = 100$ 米, $\delta v_x = 1$ 米/秒, $\delta v_y = 1$ 米/秒.

初始方差: $P_0 = \text{diag}[10000 \ 10000 \ 10000 \ 40 \ 40]$.

噪声模型: W_k, V_k 均服从零均高斯分布.

$$Q_k = \text{diag}[100 \ 100 \ 100 \ 10 \ 1], \quad R = 0.1 \sim 400, \quad \Gamma_{k,k-1} = I.$$

为了加快训练速度, 采用分块学习然后拼接的办法, 用为 BP1, BP2, BP3 三个网络分别学习地形数据, 并用位置选通网根据 (x, y) 区分飞行器的位置.

三个子神经网络分别经过 2600 次、1800 及 5000 次的学习训练,神经网络拟合的数字地图在拟合点上拟合误差 $\max \epsilon < 8$ 米,本文亦采用更小规模的神经网络来记忆地形数据,但由于数据量太大学习速度变慢,拟合误差增大.图 3(a),(b) 所示为拟合地形的局部曲线,图 3(c) 所示为拟合误差.

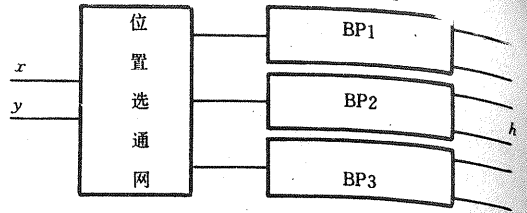
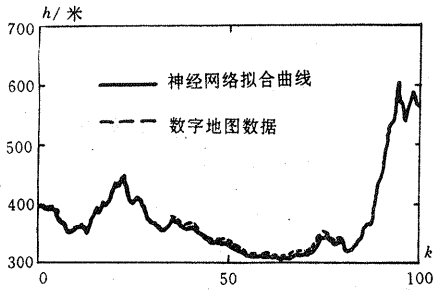
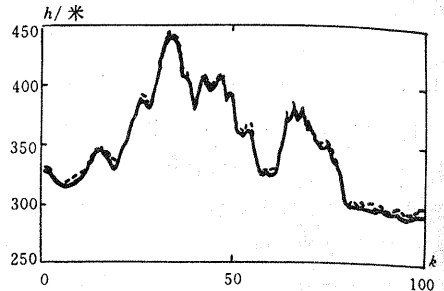


图 2 神经网络的连接示意图

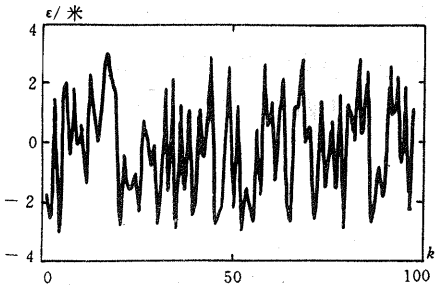
经计算拟合误差 ϵ 均值为 $E[\epsilon] \approx 0.00066$. 拟合误差相关函数曲线为图 3(d) 所示.



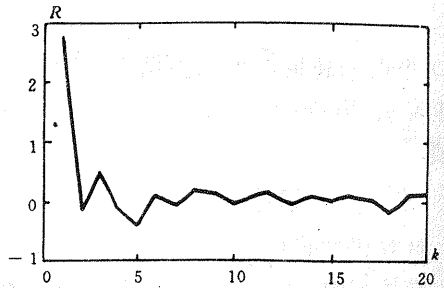
(a) 部分拟合曲线



(b) 部分拟合曲线



(c) 拟合误差

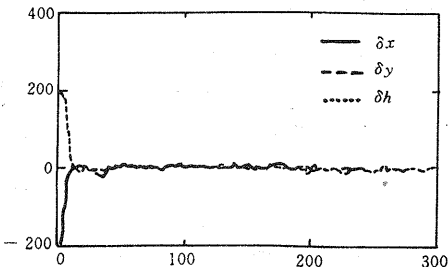


(d) 拟合误差相关函数

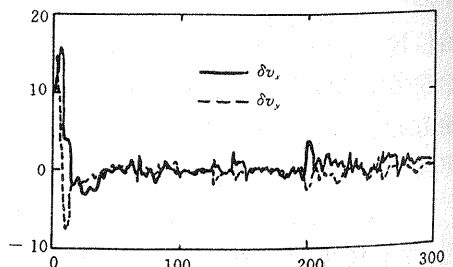
图 3 神经网络拟合地形函数局部曲线

从计算结果及曲线可以看出,地形拟合误差可以近似作为白噪声处理.在进行滤波计算时,在量测噪声中加入均值为零,方差为 6 的白噪声进行滤波计算.

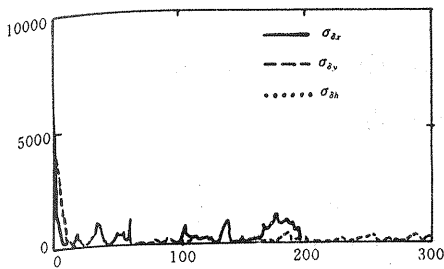
导航仿真是在不同噪声及不同航线条件下进行的.最终导航精度:位置误差 < 50 米 (1σ),速度误差 < 5 米/秒 (1σ),位置误差方差 $< (50 \text{米})^2 (1\sigma)$.图 4 为某次仿真结果,(a),(b) 为输出校正后位置速度误差,(c),(d) 为估计误差.



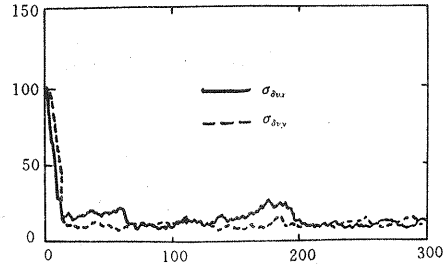
(a) 位置偏差滤波曲线



(b) 速度偏差滤波曲线



(c) 位置偏差方差曲线



(d) 速度偏差方差曲线

图4 扩展卡尔曼滤波曲线

与本文作者在[6]中所采用的传统地形线性化方法计算结果相比较,导航定位精度提高25米(1σ)左右,而且地形梯度变化连续,不存在线性化奇点,滤波计算稳定,传统的地形线性化方法基本上是小范围拟合及插值,因而线性化误差不能近似作为白噪声来进行处理,不利于提高导航精度。

5 结 论

本文在 TAN 系统中采用神经网络来进行地形线性化,与传统地形化方法相比,本文方法可以很好地记忆数字地图并连续地给出地图上任意位置的地形梯度,明显地提高了导航精度及滤波稳定性。另外用神经网络来记忆数字地图,可减少数字地图的存贮量并适于采用并行处理。神经网络结构的选取目前没有十分有效的方法,往往是通过试凑及实验来确定,本文作者正在用 GA 方法进行结构优化的研究。

致谢 本文在撰写过程中,采用了教研室陈哲教授所提供的数字地图,并同陈教授进行了有益的讨论,在此表示衷心感谢。

参 考 文 献

- [1] Chen, Z., et al.. BUAA Inertial Terrain-Aided Navigation (BITAN) Algorithm. 18th Congress of the International Council of the Aeronautical Sciences, 1992, (1): 647—654
- [2] Larry D. Hostetler and Ronald D. Andreas. Nonlinear Kalman Filter for Terrain-Aided Navigation. IEEE Trans. Automat. Contr., 1983, AC-28(3): 760—769
- [3] 焦李成. 神经网络系统理论. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1992
- [4] Ronald D. Andreas, Larry D. Hostetler and Richard C. Beckmann. Continuous Kalman Update of an Inertial Navigation System Using Terrain Measurements. NAECON'78, CH1336 7/780000-1263, 1978 IEEE.
- [5] Chen, Z.. Local Observability and Its Application to Multiple Measurement Estimation. IEEE Trans. on Industrial Electronics, Dec. 1991, 38(6): 491—496
- [6] 覃祖旭, 陈哲. 地形导航系统卡尔曼滤波算法仿真研究. 航空学报, 1995, (5): 578—582

Terrain Linearization Method Based on Neural Network

QIN Zuxu and ZHANG Hongyue

(Section 301, Beijing University of Aeronautics and Astronautics·Beijing, 100083, PRC)

Abstract: The terrain linearization method has significant influence on terrain aided navigation system (TANS). In this paper artificial neural network is applied to fit terrain data and calculate the parameters of linearization at any position on the digital map, then these parameters are used in extended Kalman filtering. The simulation results show that the navigation accuracy of TANS can be raised by using neural network terrain linearization method. This method can save memory space of digital map and fits parallel calculation.

Key words: neural network; terrain linearization; extended Kalman filtering (EKF); terrain aided navigation (TAN)

本文作者简介

覃祖旭 1967年生. 分别于1989年、1992年在北京航空航天大学自动控制系获学士及硕士学位, 现在北京航空航天大学攻读博士学位. 目前主要从事人工智能及信息融合理论及应用方面的研究.

张洪钺 1936年生. 现为北京航空航天大学自动控制系博士生导师. 主要研究方向有容错控制理论及在导航制导中的应用, 组合导航系统及其设备, 人工智能及信息融合, 系统辨识与建模等.

第二届“何潘清漪优秀论文奖”评奖结果公告

第二届“何潘清漪优秀论文奖”评奖于1994年11月7日至9日在香港科技大学召开的“1994年香港控制与制造新方向国际研讨会”(1994 Hong Kong International Workshop on New Directions in Control and Manufacturing)上举行了颁奖仪式。

获本届优秀论文奖奖金的文章是：

《离散事件动态系统的周期配置》

作者：陈文德、齐向东(中国科学院系统科学研究所)。此文发表在《中国科学》(A辑)1993年第1期。

参加此次评选的论文是1993年12月~1994年4月收到的共有18篇。

“何潘清漪优秀论文奖”将继续征文, 希望广大作者踊跃投稿。

“何潘清漪优秀论文奖”国际专家评审小组
1995年1月