

引用格式:王瑞荣,陈瞳,李晓红.面向弱光流环境的惯性/光流组合导航方法研究[J].电光与控制,2019,26(1):97-103. WANG R R, CHEN T, LI X H. On inertial/optical flow combined navigation method for weak optical flow[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(1):97-103.

面向弱光流环境的惯性/光流组合导航方法研究

王瑞荣, 陈瞳, 李晓红
(太原工业学院电子工程系, 太原 030008)

摘要: 惯性导航系统(INS)与光流组合导航方法在众多场合拥有极为广泛的应用,其中,光流信息的准确与否直接影响导航参数的优劣。为解决光照极弱或者光流传感器离地高度小于摄像头焦距所导致的光流信息误差较大使导航参数严重失真而无法连续导航的问题,提出一种基于 Elman 神经网络的速度预测方法。环境适宜的情况下,在线训练神经网络模型,而处于特殊环境使光流信息信任价值很小时,使用训练完成的神经网络对载体速度进行预测。另外,基于 INS 动态误差模型的卡尔曼滤波器(KF)通过融合 INS 以及速度数据得到误差向量使之对导航参数进行补偿修正。小型四轴飞行器飞行试验表明,神经网络的预测值能够在较短时间内高精度地逼近真实值,证明了上述算法的正确性和有效性。通过与真实值相比较,平均姿态误差为 0.1%,平均速度误差为 1%,平均位置误差为 2.4%。

关键词: 组合导航; 光流传感器; 神经网络; INS 误差模型; 小型飞行器

中图分类号: TJ810.6 文献标志码: A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2019.01.021

On Inertial/Optical Flow Combined Navigation Method for Weak Optical Flow

WANG Rui-rong, CHEN Tong, LI Xiao-hong

(Department of Electronic Engineering, Taiyuan Institute of Technology, Taiyuan 030008, China)

Abstract: The integrated INS/optical flow navigation method has found wide applications in many occasions. The accuracy of optical flow has direct influence on the performance of navigation parameters. When the optical flow has great error due to low illumination or other reasons, the accuracy of navigation parameters will decline greatly and thus cannot continue to navigate. To overcome this problem, a method for velocity forecasting based on Elman neural network is proposed. When the situation is suitable, the neural network model is trained online; and under special condition when the reliability of optical flow is very small, the neural network model that has already been trained is used for forecasting the velocity of the platform. In addition, the KF based on the INS dynamic error model can obtain the error vector by fusing the data of the INS with the optical flow, which is then used for correcting the navigation parameters. The trial based on the small quad-rotor air vehicle shows that, the forecasting of velocity from the neural network can closely approximate the true value in a short time, which demonstrates the correctness and effectiveness of the method. By comparing with the real value, the average error of attitude, velocity and position are 0.1%, 1%, and 2.4% respectively.

Key words: integrated navigation; optical flow sensor; neural network; INS error model; small air vehicle

0 引言

惯性导航系统(INS)与光流组合导航方法为微型飞行器(MAV)提供了非常有效的导航机制^[1-3]。相较于

于 GPS 信号 1 Hz 的采样频率,光流传感器 250 Hz 的采样频率可应用于对系统实时性要求更高的场合,并且在未知环境,光流传感器由于其较强的环境适应性可作为 GPS 良好的替代品^[4-5]。文献[4]利用光流/惯组/声呐传感器实现了在未知环境中 MAV 的姿态、速度以及离地高度的估计;文献[5]应用光流/惯组实现了 MAV 速度和位置及定点导航的功能。虽然光流技术广泛应用于 MAV 导航,但由于使用的光流镜头为

收稿日期:2018-08-24

修回日期:2018-12-12

基金项目:太原工业学院院级青年科学基金(2018LG02)

作者简介:王瑞荣(1985—),女,山西运城人,博士生,讲师,研究方向为微纳传感器与惯性测量。

定焦镜头,当镜头距离实际的光流搜索区域小于镜头焦距(30 cm)时,图像会变得模糊使得速度估计发散;另外,光流传感器只能在光线好的环境工作,弱光情况下光流传感器的速度误差同样会使速度估计发散,甚至影响整个系统的稳定性。

为解决上述问题,文献[6]中 MAV 在进行导航任务时始终与地面保持某一高度以上;文献[7]提出了一种改进型光流算法以提高目标检测算法在光线情况不良时的鲁棒性。上述方案均存在一定局限性,文献[6]方法并不适合在离地高度较低的情况下工作,文献[7]算法在光度极弱的情况下难以稳定运行,并且在一定程度上加重了计算机的程序负担,不利于满足导航系统的实时性要求。基于上述要求,本文提出一种基于神经网络预测的速度反馈校正方法,并建立了关于 INS 输出误差的动态线性模型。其中,神经网络的输入向量为陀螺仪和加速度计的输出,输出向量为载体的二维平动速度。使用光强传感器和声呐传感器分别测量载体周围光强和离地高度,当光强适宜并且离地高度大于镜头焦距时,在线训练神经网络参数,其中,目标向量为光流传感器提供的载体二维平动速度;当外界光线极弱或光流传感器距观测目标小于镜头焦距时,光流所计算的速度信息存在较大误差,此时即利用训练好的神经网络预测载体平动速度。因此,导航系统在任何条件下都可以获得较为精确的载体速度信息,利用速度信息通过基于 INS 动态误差模型的 KF 与 INS 数据相融合而得到误差向量,利用误差向量不断补偿修正导航参数,从而提高导航系统准确性与稳定性,进而实现连续导航。通过小型四轴飞行器平台实验,证明上述方法切实可行,训练后的神经网络输出在短时间内能够较高精度地逼近载体真实平动速度。

1 光流法对载体速度的估计

光流法是指在相邻两帧图像中观察像素在时间域上的变化从而推算出像素运动的瞬时速度^[8-9]。估计光流的方法繁多,有 Lucas and Kanade 差分算法^[10]、基于相位的方法^[11]及绝对误差和块匹配(SAD&BMA)算法^[12]。

本文使用的是 PX4FLOW 光流平台,平台包括 CMOS 平面定焦摄像头、三轴陀螺仪、声呐传感器和 ARM Cortex-M4 处理器,处理器采用 SAD&BMA 算法计算光流速度,采样更新频率达 250 Hz,具有算法收敛快速、器件功耗小、系统实时性高等优点^[1]。

1.1 SAD&BMA 算法

SAD&BMA 算法如图 1 所示。

初始时刻从参考帧中心选取包含 $s \times s$ 像素点的跟踪块,当下一帧图像来临时,从其中搜索区域内搜索同

样包含 $s \times s$ 像素点的预测块,使得跟踪块与预测块之间每一个相对应像素点的灰度差的绝对值之和 SAD 最小,从而获得光流矢量 ΔV ,其中, d 表示搜索宽度, u 与 v 分别表示当前帧中的预测块与参考帧跟踪块 Width 及 Height 方向上的偏移量。

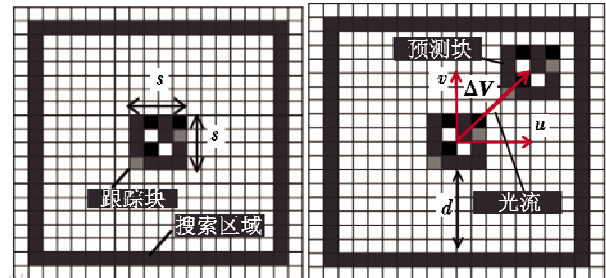


图 1 SAD&BMA 的光流估计算法

Fig. 1 The optical flow estimation algorithm of SAD&BMA

1.2 基于光流法的速度估计模型

根据光流传感器内摄像头类型,速度估计模型分为平面模型和球面模型^[13],考虑到 PX4FLOW 光流平台中摄像头为平面像头,所以本文中的速度估计模型采用平面模型。平面投影模型如图 2 所示。

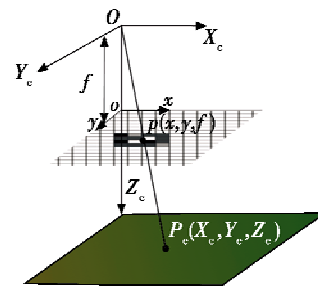


图 2 平面投影模型

Fig. 2 The model of planar projection

图 2 中, $OX_cY_cZ_c$ 为摄像头坐标系, oxy 为成像平面,假定摄像头在坐标原点 O 处,那么点 O 与 oxy 的距离 f 即为摄像头焦距。设空间内有一点 P_c 在 $OX_cY_cZ_c$ 下坐标为 (X_c, Y_c, Z_c) ,则在 oxy 内有一点 p 为 P_c 的投影,假设点 p 坐标为 (x_c, y_c, f) ,那么存在如下关系式

$$p = f \frac{P_c}{Z_c} \quad (1)$$

$$x = f \frac{X_c}{Z_c} \quad (2)$$

$$y = f \frac{Y_c}{Z_c} \quad (3)$$

假设无人机相对于 P_c 存在相对运动,则有

$$\mathbf{V}_c = -\mathbf{T}_c - \boldsymbol{\omega} \times \mathbf{P}_c \quad (4)$$

式中: \mathbf{V}_c 表示 X_c 方向、 Y_c 方向及 Z_c 方向的速度; $\boldsymbol{\omega}$ 与 \mathbf{T}_c 分别是无人机在摄像头坐标系中的旋转角速度和平动速度。

对式(1)两边求导,可以得到在摄像头坐标系下

的速度与在成像平面下的速度的关系为

$$\frac{f}{\Delta t} = \Delta V = f \frac{Z_c V_c - V_z P_c}{Z_c^2} \quad (5)$$

式中: Z_c 代表摄像头坐标系中的 Z 方向的速度大小, 可通过光流传感器获得; V_z 代表 Z 方向的速度; $\Delta V = [u, v]^T$ 为光流矢量。二维展开式(5)(垂直方向位移由声呐传感器测量)可以得到

$$\begin{cases} u = \frac{f}{Z_c^2} (V_{x_c} Z_c - V_z X_c) \\ v = \frac{f}{Z_c^2} (V_{y_c} Z_c - V_z Y_c) \end{cases} \quad (6)$$

式中, V_{x_c} 与 V_{y_c} 为 V_c 的分量。从式(6)可以看出, 所需计算的光流分为平动光流与旋转光流, 其中, 平动光流与离地高度和载体移动速度有关, 离地高度可通过声呐传感器获得, 旋转光流与载体旋转角速度有关, 可通过陀螺仪测得。所以, 在已知光流矢量、载体离地高度及旋转角速度情况下便可以计算载体平动速度, 通过坐标系转换矩阵 C_o^b, C_b^n 即可得到载体在 b 系和 n 系内的速度信息。

1.3 组合导航过程

1) 状态模型。

经过重新定义后的方向余弦矩阵 C_b^n 为

$$\begin{aligned} \tilde{C}_b^n &= C_n^n C_n^{i_{i_n}} \tilde{C}_{i_{i_n}}^{i_{i_n}} \tilde{C}_{i_{i_n}}^{i_{i_n}} \approx C_n^n C_n^{i_{i_n}} C_{i_{i_n}}^{i_{i_n}} [I_{3 \times 3} + \psi] [I_{3 \times 3} - \psi^{i_{i_n}}] C_b^{i_{i_n}} \approx \\ & C_n^n C_n^{i_{i_n}} C_{i_{i_n}}^{i_{i_n}} [I_{3 \times 3} + (\psi - \psi^{i_{i_n}})] C_b^{i_{i_n}} = \\ & C_n^n C_n^{i_{i_n}} C_{i_{i_n}}^{i_{i_n}} [I_{3 \times 3} + (\phi - \phi^{i_{i_n}})^{\times}] C_b^{i_{i_n}} \quad (7) \end{aligned}$$

式中: ψ 和 $\psi^{i_{i_n}}$ 分别是由姿态误差角 ϕ 及 $\phi^{i_{i_n}}$ 组成的斜对称矩阵, 其中 $\phi = [\alpha, \beta, \gamma]^T$; \times 表示斜对称矩阵。因为 $C_{i_{i_n}}^{i_{i_n}}$ 为常值矩阵, 所以有 $\dot{\phi}^{i_{i_n}} = 0$ 。由式(2)可得 $C_b^{i_{i_n}}$ 的姿态误差角微分方程为

$$\dot{\phi}^{i_{i_n}} = -C_b^{i_{i_n}} \delta \omega_{i_{i_n}}^b \quad (8)$$

式中, $\delta \omega_{i_{i_n}}^b$ 为陀螺仪输出误差。因此 C_b^n 的姿态误差角微分方程即可表示为

$$\dot{\phi} \approx \dot{\phi}^i - \dot{\phi}^{i_{i_n}} = C_b^{i_{i_n}} \delta \omega_{i_{i_n}}^b \quad (9)$$

同理, 针对速度误差方程, 重新定义 $\tilde{v}_{i_{i_n}}^{i_{i_n}} = C_b^{i_{i_n}} f^b + C_n^{i_{i_n}} C_n^{n_0} g_m$ 为

$$\tilde{v}_{i_{i_n}}^{i_{i_n}} = C_b^{i_{i_n}} f^b + \tilde{C}_{i_{i_n}}^{i_{i_n}} C_n^{i_{i_n}} C_n^{n_0} g_m \quad (10)$$

式中, g_m 为质量引力加速度。

将式(10)减去 $\dot{\tilde{v}}_{i_{i_n}}^{i_{i_n}} = C_b^{i_{i_n}} \dot{f}^b + C_n^{i_{i_n}} C_n^{n_0} g_m$ 得到速度误差方程为

$$\begin{aligned} \delta \tilde{v}_{i_{i_n}}^{i_{i_n}} &= \tilde{v}_{i_{i_n}}^{i_{i_n}} - \dot{\tilde{v}}_{i_{i_n}}^{i_{i_n}} = \tilde{C}_{i_{i_n}}^{i_{i_n}} C_n^{i_{i_n}} C_n^{n_0} g_m - C_b^{i_{i_n}} C_n^{i_{i_n}} C_n^{n_0} g_m + \\ & C_b^{i_{i_n}} \tilde{f}^b - C_b^{i_{i_n}} f^b = [I_{3 \times 3} - \psi] C_b^{i_{i_n}} C_n^{i_{i_n}} C_n^{n_0} g_m - \\ & C_b^{i_{i_n}} C_n^{i_{i_n}} C_n^{n_0} g_m + C_b^{i_{i_n}} \delta f^b = -\psi C_b^{i_{i_n}} C_n^{i_{i_n}} C_n^{n_0} g_m + \\ & C_b^{i_{i_n}} \delta f^b = [(C_b^{i_{i_n}} C_n^{i_{i_n}} C_n^{n_0} g_m)^{\times}] \phi + C_b^{i_{i_n}} \delta f^b \quad (11) \end{aligned}$$

式中, δf^b 为加速度计输出误差。由模型可以看出: 姿态上的误差由陀螺仪的输出误差决定; 速度上的误差由加速度计的输出误差决定; INS 对姿态、速度、位置的估计完全取决于陀螺仪和加速度计的输出, 所以误差的准确估计与否直接影响导航算法精度。

假设 $\delta \omega_{i_{i_n}}^b$ 与 δf^b 由常值零偏误差和白色噪声组成, 则有

$$\delta \omega_{i_{i_n}}^b = \varepsilon + w_g \quad w_g \sim N(0, Q_g) \quad (12)$$

$$\delta f^b = \nabla + w_a \quad w_a \sim N(0, Q_a) \quad (13)$$

式中: w_g 表示陀螺仪的高斯白噪声; w_a 表示加速度计的高斯白噪声; Q_g 表示陀螺仪的方差; Q_a 表示加速度计的方差。

显然, $\dot{\varepsilon} = 0, \dot{\nabla} = 0$ 。联立式(9)、式(11)、式(12)、式(13)可得到 INS 误差状态方程为

$$\delta \dot{x} = F \delta x + G w \quad (14)$$

式中: $\delta x = [\delta v_x^{i_{i_n}}, \delta v_y^{i_{i_n}}, \delta v_z^{i_{i_n}}, \alpha, \beta, \gamma, \nabla_x, \nabla_y, \varepsilon_x, \varepsilon_y, \varepsilon_z]^T$ 为误差状态向量, 由于垂直方向上的位置直接由声呐传感器提供, 所以不考虑垂直方向上加速度计的误差; $F =$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{M}_1 & \mathbf{M}_2 & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 2} & C_b^{i_{i_n}} \\ \mathbf{0}_{5 \times 11} & & & \end{bmatrix}; \mathbf{M}_1 \text{ 为 } C_{i_{i_n}}^{i_{i_n}}, C_{n_0}^{i_{i_n}}, C_n^{n_0} g_m \text{ 斜对称矩}$$

阵, \mathbf{M}_2 中 C_{ij} ($i=1, 2, 3; j=1, 2, 3$) 为矩阵 $C_b^{i_{i_n}}$ 中对应

$$\text{元素}; \mathbf{G} = \begin{bmatrix} C_b^{i_{i_n}} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 5} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & C_b^{i_{i_n}} & \mathbf{0}_{3 \times 5} \\ \mathbf{0}_{4 \times 3} & \mathbf{0}_{4 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 5} \end{bmatrix}; w \text{ 表示系统高斯白噪}$$

声, 其方差为 Q 。

2) 观测模型。

i_{i_n} 系内, 速度测量值可写成

$$\tilde{v}_m^{i_{i_n}} = \tilde{C}_{i_{i_n}}^{i_{i_n}} C_n^{i_{i_n}} C_n^{n_0} v_r + C_b^{i_{i_n}} C_o^b T_c \quad (15)$$

式中, v_r 为地球自转引起的线速度。将式(11)代入式(15), 得到 KF 测量方程为

$$\begin{aligned} \tilde{v}_m^{i_{i_n}} - \tilde{v}_m^{i_{i_n}} &= (v_{i_{i_n}}^{i_{i_n}} + \delta v_{i_{i_n}}^{i_{i_n}}) - [I_{3 \times 3} - \psi] C_b^{i_{i_n}} C_n^{i_{i_n}} C_n^{n_0} v_r - \\ & C_b^{i_{i_n}} C_o^b T_c = \delta v_{i_{i_n}}^{i_{i_n}} + [(-C_b^{i_{i_n}} C_n^{i_{i_n}} C_n^{n_0} v_r)^{\times}] \phi \quad (16) \end{aligned}$$

式(16)可写成

$$z = \tilde{v}_m^{i_{i_n}} - \tilde{v}_m^{i_{i_n}} = H \delta x + v \quad (17)$$

式中: $H = [I_{3 \times 3} \quad \mathbf{M}_3 \quad \mathbf{0}_{3 \times 5}]$ 为观测矩阵, \mathbf{M}_3 为 $(-C_b^{i_{i_n}} C_n^{i_{i_n}} C_n^{n_0} v_r)^{\times}$ 的斜对称矩阵; v 表示测量高斯白噪声, 其方差为 R 。

根据建立的 INS 误差状态估计模型和基于光流速度信息的观测模型, 完整的 KF 传播模型如表 1 所示。

表 1 中: 下标 $k/k-1$ 表示 k 时刻的先验估计; k/k 则表示 k 时刻的后验状态估计; T_s 为 KF 传播周期。基于上述 KF 传播模型, 组合导航方法如图 3 所示。

表1 KF传播模型

Table 1 The propagation model of KF

阶段	算式
预测阶段	$\delta x_{k/k-1} = \delta x_{k-1/k-1} + F\delta x_{k-1/k-1} T_s$ $P_{k/k-1} = P_{k-1/k-1} + (FP_{k-1/k-1} + P_{k-1/k-1}F^T)T_s + GQG^T$
修正阶段	$\delta x_{k/k} = \delta x_{k/k-1} + K_{k/k}(z_k - H\delta x_{k/k-1})$ $P_{k/k} = (I - K_{k/k}H)P_{k/k-1}$
卡尔曼增益	$K_{k/k} = P_{k/k-1}H^T(HP_{k/k-1}H^T + R)^{-1}$

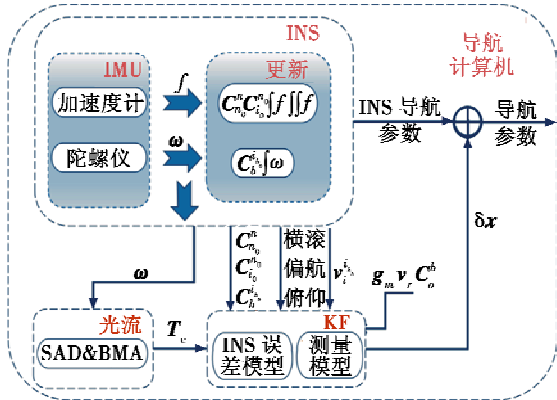


图3 组合导航方法

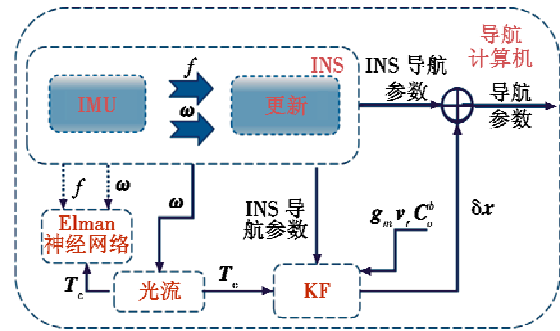
Fig.3 The method of integrated navigation

从图3中可看出,陀螺仪输出量一是用于更新坐标转换矩阵 C_b^i ,二是提供光流传感器旋转光流部分的摄像头旋转角速度,结合平动光流即可给出载体相对 e 系的平动速度 T_e 。加速度计的输量用于更新速度、位置信息以及坐标转换矩阵 $C_n^e, C_{i_n}^e$,再结合由陀螺仪所更新的 C_b^i 以及初始对准时所得到的 $C_{i_n}^e$,即可完成载体姿态更新。与此同时,更新完成的4个矩阵 $C_n^e, C_{i_n}^e, C_b^i, C_{i_n}^e$ 与 g_m, v_r, T_e 分别输入至KF传播模型以执行对误差向量 δx 的估计;所估计的误差向量 δx 对之前由INS计算的姿态、速度、位置进行补偿修正,从而提高导航精度,补偿之后的状态信息作为组合导航系统的最终输出。

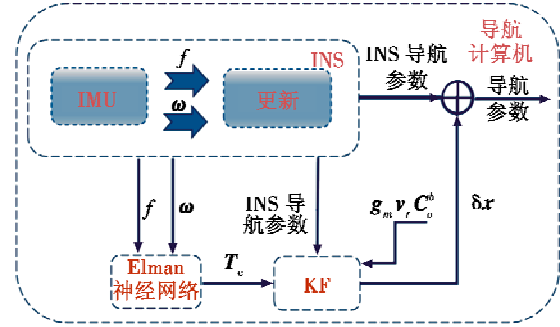
2 基于神经网络的速度预测算法

在条件适宜的情况下,光流传感器提供的速度信息准确性较高。一方面与INS进行数据融合,另一方面在线训练神经网络模型,不断修正网络参数,得到最优网络模型参数。而在光线强度极弱或者离地高度小于摄像头焦距等情况下,光流传感器提供的速度信息信任价值将会很小,继续使用光流传感器将使导航精度下降。为此,利用先前训练完成的神经网络模型对载体速度进行预测,所预测的速度代替光流所计算的速度输入至KF传播模型,尽可能保证KF传播模型在修正阶段测量信息的准确性,进而提高导航系统的稳定性。基于图3所示的组合导航方法,将神经网络模

型耦合于其中。改进后的组合导航方法如图4所示。



a 利用INS与光流训练Elman网络



b 利用Elman网络对速度进行预测

图4 改进后的组合导航方法

Fig.4 The improved integrated navigation method

考虑到硬件平台的限制,所选取的神经网络模型需要具有算法的时间、空间复杂度较小和收敛速度快等优点。此外,速度状态是由INS通过坐标变换、积分之后计算所得,而前馈式神经网络即使拥有较好的非线性映射能力,但当前输出仅由当前输入和权值矩阵决定,与先前的输出结果无关,因此也不能恰当地反映速度这类通过积分计算的状态。为此,选用反馈式神经网络 Elman 作为本文速度预测模型,Elman 神经网络在前馈式网络隐含层中增加了作为一步延时的算子的联系层,以达到记忆之前状态的目的,从而反映动态系统动态过程的特性,网络模型如图5所示^[14]。

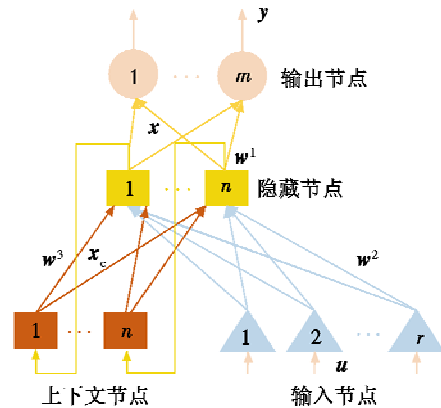


图5 Elman神经网络模型

Fig.5 The model of Elman neural network

图中: $y(k) = g(w^1x(k))$ 为 m 维输出节点向量;

$x(k) = f(w^3 x_o(k) + w^3(u(k-1)))$ 为 n 维隐含层节点单元向量; $g(*)$ 及 $f(*)$ 分别为输出神经元和隐含层神经元的传递函数; u 为 r 维输入向量; x_o 为 n 维反馈状态向量; w^1, w^2 和 w^3 分别为隐含层到输出层、输入层到隐含层及联系层到隐含层的连接权值。

Elman 神经网络的工作流程如图 6 所示。

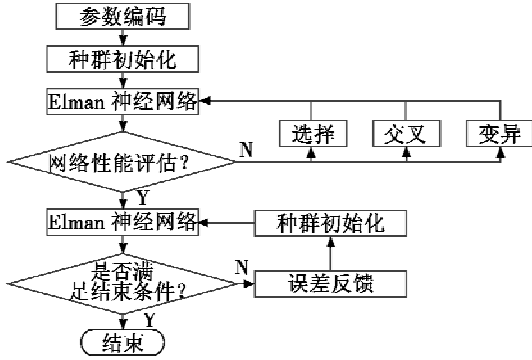


图 6 Elman 神经网络的工作流程

Fig. 6 The workflow of Elman neural network

其具体步骤如下: 1) 初始参数编码集(初始种群)由随机数生成器产生, 由遗传参数(如迭代次数)组成; 2) 由遗传算子通过选择, 交叉和变异对可能的 Elman 群体进行评估和改进; 3) 初始和后续 Elman 中的每个解是一个包含 n 个元素的字符串, 其中, n 是可训练参数的数量; 4) 重复上述步骤, 判断适应度函数是否满足结束条件, 如果答案是肯定的, 那么停止训练并将参数发送回 Elman 神经网络; 如果没有, 返回步骤 2) 并继续训练, 直至达到最终结束条件; 5) 停止训练并输出最佳结果。

3 实验

为验证基于 INS 动态误差模型和光流的 KF 传播模型和基于神经网络预测的速度反馈方法有效性, 采用基于小型四轴飞行器作为导航载体, 首先在光线明亮且离地面高度适宜的情况下进行飞行导航实验, 然后在光强极弱和离地高度较低的情况下重复之前的实验, 并将数据实时记录于 Flash 中以做对比与分析。实验地点的纬度为 38.6547° , 经度为 112.2459° 。

3.1 实验平台与环境

基于设备可靠性高、续航能力强、降低成本等原则, 实验时所用到的主要器件如下所述:

- 1) 包含 2200 mAh 锂电池、DJ1 2312 型电机以及电调的小型四轴飞行器, 续航时间达到 10 ~ 12 min;
- 2) 基于意法半导体 STM32F103Z 单片机的导航与控制主板;
- 3) 包含 ARM 处理器、光流、声呐传感器和三轴陀螺 PX4FLOW 光流平台;

- 4) 测量环境光强度的光强传感器 TSL2561;
- 5) 测量载体线加速度的加速度计 MMA7361;
- 6) 提供载体真实速度及位置的 GPS。

3.2 实验分析

在光强传感器读数为 20 000 lx 的光照条件下, 利用声呐传感器及 PID 控制算法将 MAV 保持离地高度 1.5 m 持续向北航行 100 m, 并在线训练神经网络。实验轨迹及相关数据如图 7 所示。

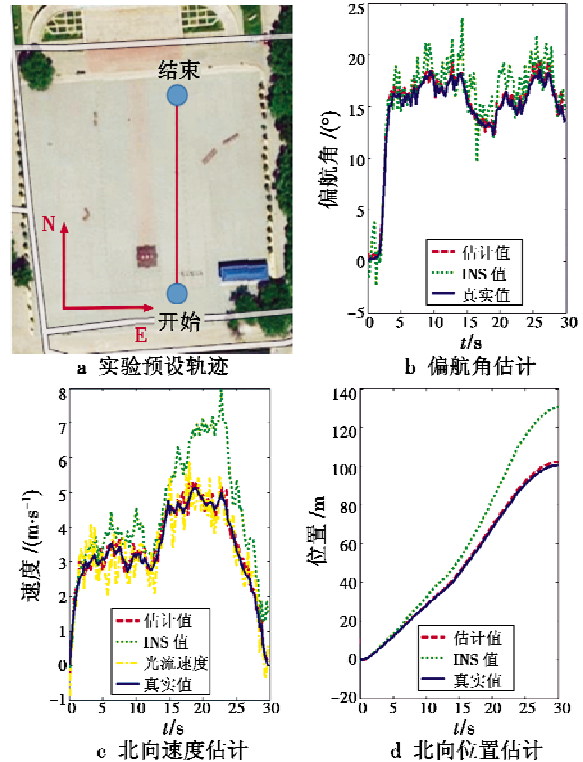


图 7 实验轨迹及相关数据

Fig. 7 Experiment track and the related data

图 7b 表示偏航角各估计值与真实值之间的关系, 估计值非常接近于真实值, 最大误差在 2° 以内。图 7c 表示速度的各估计值与真实值之间的关系, 单纯的 INS 对速度的估计一方面具有较大的扰动误差, 另一方面漂移的现象也颇为严重; 单纯的光流速度能够较好地逼近真实速度, 但也存在扰动误差。但经基于 INS 误差模型的 KF 校正之后, 速度能够更好地逼近真实速度, 并且扰动误差明显变小。图 7d 表示位置的各估计值与真实值之间的关系, 速度及其误差通过不断积分而得到位置信息, 所以纯粹的 INS 对位置估计时所产生的漂移更为严重, 而经过误差模型校正之后的信息能够很好地逼近真实值。上述实验结果证明了本文提出的基于 INS 动态误差模型和光流的组合导航方法对载体的姿态、速度、位置估计的正确性和有效性。

在特殊条件下的实验数据如图 8 所示。

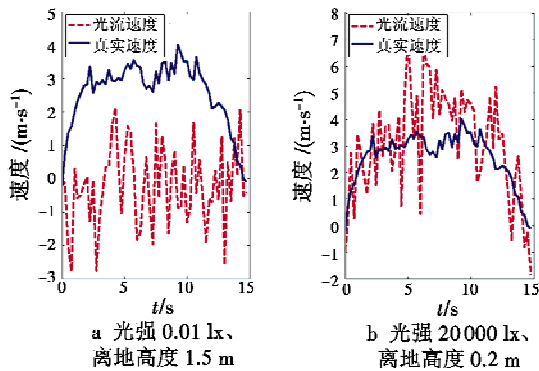


图8 特殊条件下的实验数据

Fig. 8 Experiment data in special conditions

特殊环境中,很明显光流传感器不再适用,从图8a中可以看出,当光强在0.01 lx时,光流速度变得杂乱无章,根本无法体现载体当前速度信息;如图8b所示,在MAV离地高度为0.2 m时,光流速度信息虽能在整体上反映出载体的移动趋势,但纹波起伏较大,更是在某个时刻出现较大的尖锐噪声。两种情况下最终的速度输出值均在不同程度上偏离了真实值,所以上述两种情况下的光流信息无法满足对稳定性与实时性要求很高的导航系统。为此,利用之前实验时所训练完成的神经网络模型针对加速度计和陀螺仪的输出对当前载体速度进行预测,将预测后的速度信息代替光流输入至KF的测量模型之中,实验数据如图9所示。

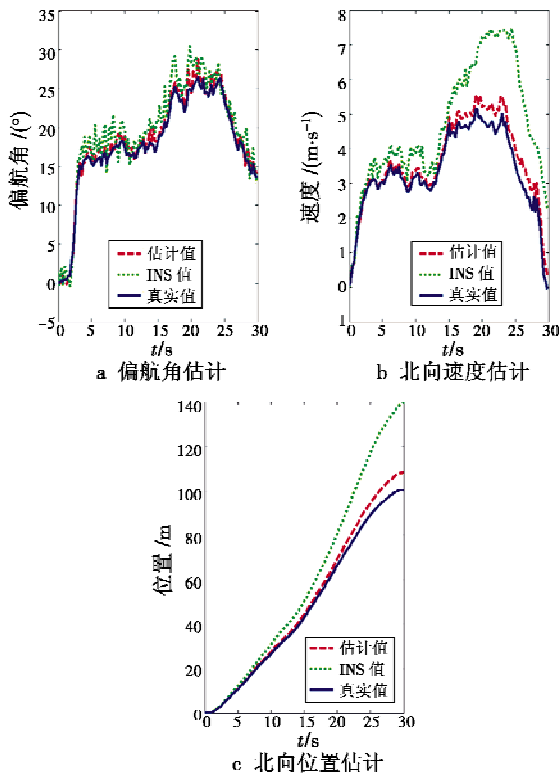


图9 实验数据

Fig. 9 Experiment data

图9a表示偏航角的各估计值与真实值之间的关系,估计值仍然非常接近真实值;图9b表示速度的各估计值与真实值之间的关系,神经网络预测的输出能在较短时间内很好地逼近真实值,但随着时间的增加,也开始出现漂移现象,但漂移程度不及INS。经误差模型校正后的最终速度信息能够在较短时间内对真实值进行有效跟踪,但后来也会产生漂移;图9c表示位置的各估计值与真实值之间的关系,位置信息能够在较短时间内非常接近真实值,随着时间的增加,漂移趋势也愈加增大。对比于纯粹的INS系统和特殊环境中不可靠的光流信息,此方法可以在很大程度上提高导航系统鲁棒性,避免由于暂时性的特殊环境而造成导航紊乱,从而实现连续导航。上述实验结果证明了本文提出的基于神经网络预测的速度反馈方法的正确性和有效性。

4 结论

在INS/光流组合导航系统中,光流信息的准确与否直接影响导航参数的优劣。为解决特殊条件下光流信息出现较大误差使导航参数严重失真而无法连续导航的问题,本文提出了基于神经网络预测的速度反馈算法,并建立基于INS线性动态误差模型/光流的KF。其中,KF可以对INS输出误差进行准确估计,在导航过程中利用估计的误差可以有效地修正姿态、速度、位置信息,姿态最大误差为0.1%,速度最大误差为1%,位置最大误差为2.4%。当外界条件恶劣时,基于神经网络预测的速度反馈算法可以在较短时间内对速度进行准确预测,此时导航系统依然可以输出较为准确的导航参数。随着时间的增加,网络模型预测的速度也会出现漂移现象,但程度不及INS。所以本文算法可在一定程度上弥补短时间内由于光流信息不可信对导航参数造成的影响,提高了导航系统对环境的适应性,具有实际的工程应用价值。

参考文献

- [1] 化雪荟,陈大力. INS/光流/磁强计组合导航在小型无人机中的应用[J]. 电子器件,2017,40(6):1414-1420.
- [2] 邓一民. 多旋翼无人机光流/惯性组合导航技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2016.
- [3] 王亭亭,蔡志浩,王英勋. 无人机室内视觉/惯导组合导航方法[J]. 北京航空航天大学学报,2018,44(1):176-186.
- [4] HONEGGER D, MEIER L, TANSKANEN P, et al. An open source and open hardware embedded metric optical flow cmos camera for indoor and outdoor applications[C]// IEEE International Conference on Robotics and Automation

- (ICRA), IEEE, 2013:1736-1741.
- [5] SHEN C, BAI Z, CAO H, et al. Optical flow sensor/INS/magnetometer integrated navigation system for MAV in GPS-denied environment [J]. *Journal of Sensors*, 2016, 6105803:1-10.
- [6] WEISS S, BROCKERS R, MATTHIES L. 4DoF drift free navigation using inertial cues and optical flow[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), IEEE, 2013:4180-4186.
- [7] 黄赞,张宪民. 改进的基于光流的鲁棒多尺度运动估计算法[J]. *华南理工大学学报:自然科学版*, 2009, 37(11):118-122.
- [8] 朱平,甄子洋,覃海群,等. 基于立体视觉和光流的无人机避障算法研究[J]. *电光与控制*, 2017, 24(12):31-35.
- [9] 高扉扉,陈念年,范勇,等. 一种旋翼式无人机的视觉着陆位姿估计方法[J]. *电光与控制*, 2017, 24(2):35-38.
- [10] LUCAS B D, KANADE T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision[C]//Proceedings of Imaging Understanding Workshop, 1981:121-130.
- [11] FLEET D J, JEPSON A D. Computation of component image velocity from local phase information [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1990, 5(1):77-104.
- [12] HUANG L, SONG J M, CHEN P H, et al. Visual navigation for UAV using optical flow estimation[C]//Proceedings of the 33rd Chinese Control Conference, IEEE, 2014:816-821.
- [13] HERISSÉ B, HAMEL T, MAHONY R, et al. Landing a VTOL unmanned aerial vehicle on a moving platform using optical flow [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2012, 28(1):77-89.
- [14] SONG Q. On the weight convergence of Elman networks [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2010, 21(3):463-480.
- (上接第33页)
- 化模型的 SAR 目标识别方法[J]. *雷达学报*, 2017, 6(2):115-135.
- [2] 雷磊,杨秋,李开明. 基于多尺度稀疏字典的 SAR 图像目标识别方法[J]. *火力与指挥控制*, 2017, 42(4):10-13.
- [3] 耿杰,范剑超,初佳兰,等. 基于深度协同稀疏编码网络的海洋浮筏 SAR 图像目标识别[J]. *自动化学报*, 2016, 42(4):593-604.
- [4] 丁军,刘宏伟,陈渤,等. 相似性约束的深度置信网络在 SAR 图像目标识别的应用[J]. *电子与信息学报*, 2016, 38(1):97-103.
- [5] 丁军,刘宏伟,王英华. 基于非负稀疏表示的 SAR 图像目标识别方法[J]. *电子与信息学报*, 2014, 36(9):2194-2200.
- [6] LIANG N Y, HUANG G B, SARATCHANDRAN P, et al. A fast and accurate online sequential learning algorithm for feed forward networks[J]. *IEEE Transactions on Networks*, 2006, 17(6):1411-1423.
- [7] HUANG G B, ZHU Q Y, SIEW C K. Extreme learning machine: theory and applications [J]. *Neurocomputing*, 2006, 70(1-3):489-501.
- [8] 许学斌,管晓宏,邓万宇,等. 基于多分类投影极速学习机的快速人脸识别方法[J]. *微电子学与计算机*, 2012, 29(7):13-17.
- [9] ZONG W W, HUANG G B. Face recognition based on extreme learning machine [J]. *Neurocomputing*, 2011, 74(16):2541-2551.
- [10] 易子麟,尹东,胡安洲,等. 基于非局部均值滤波的 SAR 图像去噪[J]. *电子与信息学报*, 2012, 34(4):950-955.
- [11] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising[C]//CVPR IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2005:60-65.
- [12] 王通,高宪文,蔺雪,等. SWE-IPCA 方法在传感器故障诊断中的应用[J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(8):1841-1846.