

文章编号: 2095-2163(2019)04-0107-05

中图分类号: TP274.2

文献标志码: A

基于气动角的气象无人机风场测量和数据处理方法

李静¹, 张敏¹, 贺超², 华夏¹, 李延晖¹

(1 山西省大气探测技术保障中心, 太原 030002; 2 山西省预警信息发布中心, 太原 030002)

摘要: 风场参数的测量是气象无人机领域的重要研究方向。本文基于空速、地速和风速的矢量三角形理论, 引入无人机的迎角和侧滑角, 补偿转弯过程的风速, 计算得出实时的三维风速和风向, 建立 ARMA 模型, 并进行滤波处理, 提高风速测量精度。

关键词: 气象无人机; 风速; 气动角; 卡尔曼滤波

Wind field measurement and data processing methods of atmosphere UAV based on aerodynamic angle

LI Jing¹, ZHANG Min¹, HE Chao², HUA Xia¹, LI Yanhui¹

(1 Atmospheric Sounding Technology Assurance Center of Shanxi Province, Taiyuan 030002, China;
2 Shanxi Early Warning Center, Taiyuan 030002, China)

[Abstract] The measurement of wind field is an important reachment of atmosphere UAV evolution. Based on vector triangle theory of air speed, ground speed and wind speed, the paper compensates for rotational state with angle of attack and sideslip be calculated, estimates realtime velocity and orientation of wind in three dimensions, and establishes the ARMA model. After that, the data is processed with Kalman filter, and the precision of wind field measurement is increased.

[Key words] atmosphere UAV; wind velocity; aerodynamic angle; Kalman filter

0 引言

气象数据采集是气象观测的重要工作。目前, 大范围区域的温度、湿度、气压、风速、风向等气象数据均是由无人机来持续、不间断地进行采集的。而且, 无人机自身具备的使用方便、航程远、飞行升限高、航时长等特点, 使其在气象观测领域受到越来越多的关注和重视。但是考虑到无人机本身是在风场中运动, 这将导致无人机关于风场的参数测量难度较大, 因此基于无人机的风场估算和数据处理一直都是气象无人机领域的重要研究方向^[1]。

迄至目前为止, 学界对这一方面工作业已取得了一定的进展。周伟静等人^[2]提出了基于无人机的风场测量解决方案, 并组建了实际的飞行试验, 证明了无人机测风技术的可行性, 但并未对数据进行滤波处理。周树道等人^[3]和王彦杰等人^[4]研究了非惯性状态下的风速测量原理, 提高了非平稳飞行时风速计算精度。李阳等人^[5]将航迹角引入测风算法, 提高了测风精度, 但是没有考虑气动角的影响。何波等人^[6]对风场测量数据实现了滤波处理, 也未考虑气动角影响。综合前述研究可知, 本文基

于空速、地速和风速的矢量三角形理论, 引入无人机的迎角和侧滑角, 计算得出实时的三维风速, 建立 ARMA 模型, 并进行滤波处理, 去除风速中的随机噪声, 在转弯过程中补偿气动角造成的误差, 提高风速测量精度。对此拟展开研究论述如下。

1 风场估计原理

1.1 风场解算模型

根据速度矢量三角形理论, 无人机空速、地速和风速在地理坐标系中构成三角形矢量关系^[5], 研究推得数学公式如下:

$$V_w = V_g^g - V_a^g, \quad (1)$$

其中, V_w 为风速, V_g^g 为参考坐标系的地速, 其数学公式可表示为:

$$V_g^g = C_f^g \times \begin{pmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\gamma} \\ \dot{\delta} \\ \dot{\epsilon} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \dot{\alpha} \cos \chi \cos \delta \\ \dot{\gamma} \sin \chi \cos \delta \\ \dot{\delta} \\ \dot{\epsilon} - V_g^g \sin \delta \end{pmatrix}, \quad (2)$$

其中, C_f^g 为航迹坐标系到参考系的转换矩阵; V_g^g 为航迹地速; χ 为航迹偏航角; δ 为航迹倾斜角。 V_a^g 为参考坐标系的空速, 具体公式如下:

作者简介: 李静(1986-), 女, 硕士, 工程师, 主要研究方向: 气象技术装备保障研究、信号处理; 张敏(1988-), 女, 硕士, 工程师, 主要研究方向: 气象技术装备计量、信号处理; 贺超(1990-), 男, 工程师, 主要研究方向: 预警信息研究、信号处理。

收稿日期: 2019-05-21

$$V_a^g = C_b^g \times \begin{pmatrix} \alpha_a^b \ddot{\alpha} & \alpha_a^b \cos \psi \cos \theta \ddot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ 0 & 0 \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ 0 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \end{pmatrix} V_a^b \sin \psi \cos \theta \div \begin{pmatrix} \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \end{pmatrix} \quad (3)$$

其中, C_b^g 为机体系和参考系之间的方向余弦矩阵; V_a^b 为机体坐标系下的空速; ψ 为无人机偏航角, θ 为无人机俯仰角。

这里假设无人机的气动角,迎角 α 和侧滑角 β 均为零,则 $V_a^b = V_a^a$, V_a^a 为气流坐标系下的空速,则以上公式成立。

1.2 非惯性运动状态空速的计算

无人机的真实飞行状况,受环境因素的影响,存在各种加速和减速的运动,影响无人机空速的计算。文献[3]给出了无人机在非匀速直线运动时,与非惯性运动的加速度相关的空速的计算原理。这里,可将其写作如下数学形式:

$$V = \sqrt{2RT \frac{P_t + \rho(V_0 + a/2)a - P}{P}}, \quad (4)$$

其中, V 为无人机空速; R 为专用气体常数 ($\text{m}^2/\text{K} \cdot \text{s}^2$); T 为静温 (K); P_t 为测量总压; P 为静压; V_0 为前一时刻空速; ρ 为空气密度; a 为无人机运动加速度。即可计算当前时刻的无人机机体轴系下的空速。文献[4]讨论了无人机在转动状态时,空速的计算原理,在运算时将用到如下公式:

$$V = \sqrt{2RT \frac{P_t - P}{P} + (r_1 + r_2)\omega^2 \Delta r - 4V_g \omega \Delta r}. \quad (5)$$

$$V_a^g = C_b^g \times \begin{pmatrix} \alpha_a^g \cos \alpha \cos \beta \ddot{\alpha} & \alpha_a^g \cos \alpha \cos \beta \ddot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \end{pmatrix} V_a^a \sin \alpha \cos \beta \div \begin{pmatrix} \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \end{pmatrix} \quad (7)$$

代入式(1)即可得到三维风场的风速。

2 风场数据处理和滤波

2.1 风场建模

工程上一般采用平均滑动自回归 (ARMA) 模型对风场进行建模^[7]。ARMA 模型是目前最常用的拟合平稳序列的模型,其通用数学表达式可表示为:

$$\phi(B)x_t = \Theta(B)\varepsilon_t, \quad (8)$$

其中, $\phi(B)$ 为 p 阶自回归系数多项式, $\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \dots - \phi_p B^p$; $\Theta(B)$ 为 q 阶移动平均系数多项式, $\Theta(B) = 1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q$; $\{x_t\}$ ($t = 1, 2, 3,$

其中, r 为转动半径; ω 为转动角速度; V_g 为地速; Δr 为转动半径变化率。

1.3 包含气动角的风场估计方法

在 1.1 节叙述的算法中,忽略了无人机的气动角,假设机体轴的空速等于气流系的空速,在实际飞行中,即使在匀速直线飞行时,迎角和侧滑角也不为零。为保证最大航程和续航时间等指标,无人机通常设计最经济的巡航速度和迎角,且此迎角也不为零。同时在有风场存在的情况下,除非绝对的顺风或逆风,侧滑角一般都存在,且不为零。另据研究发现,无人机的气动角对于风场解算的精度有着重要影响。无人机经常会做大量的非惯性运动,如做出加减速、转弯、爬升和降高等飞行动作,其间气动角变化剧烈,若将其忽略则并不适用普遍状态下的风场测量。因此将气动角引入风场计算,会提高风场测量的通用性和准确性。

将无人机测量的气流系的空速,转换到机体坐标系,则可得到:

$$V_a^b = C_b^a \times \begin{pmatrix} \alpha_a^a \ddot{\alpha} & \alpha_a^a \cos \alpha \cos \beta \ddot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \end{pmatrix} V_a^a \sin \alpha \cos \beta \div \begin{pmatrix} \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \\ \dot{\alpha} & \dot{\alpha} \end{pmatrix} \quad (6)$$

其中, C_b^a 为气流坐标系到机体系的转换矩阵; α 为无人机迎角; β 为侧滑角。

将式(6)代入 1.1 节中式(3),重写式(3)为:

... 为时间序列; $\{\varepsilon_t\}$ 为均值为 0、方差为 σ_ε^2 的正态白噪声过程; ϕ_i ($i = 1, 2, \dots, p$) 和 θ_j ($j = 1, 2, \dots, q$) 为模型待估系数; B 为后移差分算子。

在 ARMA 模型建立过程中,首先要根据误差序列的样本自相关系数的截尾性和偏自相关系数的拖尾性来初步判定模型的阶数 p 和 q , 并进行模型拟合。然后用最小二乘估计法或其它估计方法确定模型中其它未知参数的值。待所有参数确定后,对目标误差序列进行拟合并检验拟合后产生的残差序列是否为白噪声的样本序列,如果是,则研究建立的模型是合适的,否则就要重新进行模型辨识,直到通过

检验为止。确定模型阶次的常用方法有 AIC 准则和 BIC 准则。这里, 给出 2 种准则的计算方法, 其定义如下所示:

$$AIC = \ln(\sigma^2(p, q)) + 2(p + q)/N, \quad (9)$$

$$BIC = \ln(\sigma^2(p, q)) + (p + q) \times \ln(N)/N, \quad (10)$$

其中, σ^2 为激励白噪声方差; N 为数据样本总量。取不同的 p 和 q , 使 AIC 和 BIC 的值达到最小, 此时即为 ARMA 模型的阶数。

测量得到的风场数据, 由于存在器件测量误差

和环境影响因素, 不可能是平稳的随机序列, 因而并不满足 ARMA 建模需求。故需要对数据进行预处理, 去除数据的均值和趋势项, 检验其平稳性和正态性, 以期得到可用于 ARMA 建模的平稳随机序列。

对预处理后的风速数据建立 ARMA 模型, 运用自回归逼近方法求得参数。根据式(9)和(10)进行计算, 得出了各模型对应的参数及 AIC 和 BIC 的具体数值。各模型参数的结果对比详见表 1。

表 1 模型参数对比

Tab. 1 Comparison of model parameters

模型阶数	p_1	p_2	q_1	q_2	AIC	BIC
ARMA(1,1)	0.271 5	/	-0.015 5	/	5.937 4	5.926 6
ARMA(1,2)	0.337 2	/	0.050 4	0.020	5.837 5	5.831 2
ARMA(2,1)	-0.181 0	0.129 9	-0.467 8	/	5.827 5	5.827 4
ARMA(2,2)	-0.132 0	0.068 5	0.089 1	0.015	5.827 4	5.827 4

研究可知, AIC 和 BIC 数值越小, ARMA 模型适用性越强。由表 1 可见, ARMA(2,1) 模型和 ARMA(2,2) 数值最小, 而且 AIC 和 BIC 方法计算得到的数值趋势一致, 结果不存在异议。同时考虑模型简洁性, 这里将风场的随机模型选定为 ARMA(2,1), 即:

$$x_t = \phi_1 x_{t-1} + \phi_2 x_{t-2} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t. \quad (11)$$

2.2 卡尔曼滤波估计风场

将卡尔曼滤波应用到风场随机误差滤波中, 需要确定观测量和状态转移矩阵。由于风场模型由 ARMA 模型辨识得出, 可将随机误差视作系统输入。又由式(11)建立的风场数学模型, 通过将 N 个随机信号 x_t 设为状态量, 将 ARMA 模型参数应用到滤波的状态方程中。

设系统状态量为 $\mathbf{X} = [x_k, x_{k-1}]^T$, 过程噪声为 $\mathbf{W}_k = [\varepsilon_k, \varepsilon_{k-1}]^T$, 则卡尔曼滤波器中状态阵、过程噪声阵为:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \phi_1 & \phi_2 \\ \mathbf{1} & \mathbf{0} \end{bmatrix}, \mathbf{G} = \begin{bmatrix} \mathbf{1} & \theta_1 \\ \mathbf{0} & \mathbf{1} \end{bmatrix}, \quad (12)$$

设 \mathbf{Y}_k 为系统输出量, 则有:

$$\mathbf{X}_k = \hat{\mathbf{X}}_k + \mathbf{Q}_k, \quad (13)$$

$$\mathbf{Y}_k = \mathbf{H}\mathbf{X}_k + \mathbf{R}_k, \quad (14)$$

其中, $\mathbf{H} = [1 \ 0]$, \mathbf{Q}_k 和 \mathbf{R}_k 为系统噪声和观测噪声。

通过系统方程可得卡尔曼滤波器递推过程, 将

实测风场数据作为滤波器输入, 实时更新滤波器即可滤除风场随机噪声, 进而估计风场的速度和角度^[6]。

研究中, 时间更新可用如下公式来表示, 即:

$$\hat{x}_{klk-1} = \mathbf{F}_k \hat{x}_{k-1k-1}, \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_{klk-1} = \mathbf{F}_k \mathbf{P}_{k-1k-1} \mathbf{F}_k^T + \mathbf{G}_k \mathbf{Q}_k \mathbf{G}_k^T, \quad (16)$$

研究中, 状态更新可用如下公式来表示, 即:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{klk-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{klk-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1}, \quad (17)$$

$$\hat{x}_{klk} = \hat{x}_{klk-1} + \mathbf{K}_k (z_k - \mathbf{H}_k \hat{x}_{klk-1}), \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_{klk} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{klk-1}. \quad (19)$$

其中, \hat{x}_{klk-1} 为 k 时刻状态量的一步预测值; \mathbf{P}_{klk-1} 为 k 时刻的状态一步预测的方差阵; \hat{x}_k 为 k 时刻的状态最优滤波值; \mathbf{K}_k 为 k 时刻的滤波增益矩阵; \mathbf{Q}_k 和 \mathbf{R}_k 为系统噪声和量测噪声的方差阵。

3 仿真试验与结果分析

设无人机初始高度 4 000 m, 初始速度为 50 m/s, 沿多边形航线定高飞行。又设风速分为背景风速和随机风速, 其中背景风速为 10 m/s, 仿真过程中该数值不变, 其沿东向风速分量为 6 m/s, 北向风速为 8 m/s; 风向角度为 53°; 使用 Dryden 标准型生产随机风场^[8], 背景风速和随机风速一起构成无人机飞行的风场。

飞行航迹如图 1 所示, 坐标 (0,0) 点为起始点,

飞行东向跨度2 000 m,北向跨度4 500 m。飞行中有多个转弯过程,由于转弯时无人机处于非平稳状态,既有加减速过程,又有旋转过程,其气动角变化较大,将影响风场估算。所以该航迹能检测本文提出的算法的准确度。

本次研究中,卡尔曼滤波器输入值由仿真计算的风速数据确定,根据本文建立的 ARMA(2,1) 模型进行滤波处理。

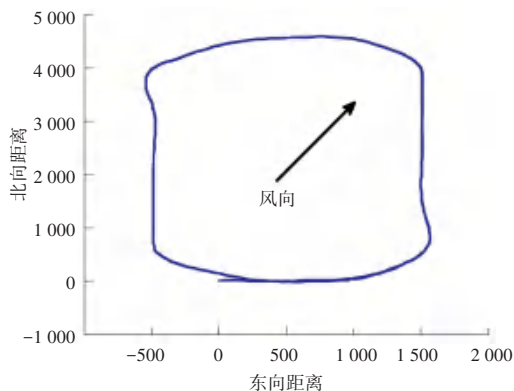


图1 无人机飞行航迹示意图

Fig. 1 Schematic diagram of UAV flight track

3.1 平稳飞行时风场的估算

仿真中原始风速和滤波后的风速,以及风向角数据如图2和图3所示。图2、图3中截取的是仿真时间20~24 s的数据,这段时间无人机基本处于平稳状态,没有转弯,没有加、减速。其中,风向角用东向和北向速度联立计算三角函数得出。

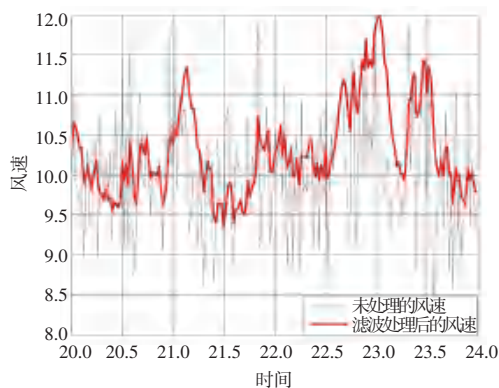


图2 风速估算示意图

Fig. 2 Schematic diagram of wind speed estimation

可以看出滤波处理能够提高风场数据的稳定性,能够有效抑制风场数据的随机误差。由图2给出的风速数据,由于平稳飞行时风场基本稳定,即使得未滤波数据震荡幅值基本处于合理范围内,而滤波后风场数据,其幅值和原始数据处于相同数量级,但是连续性和稳定性得到提高。而由图3给出的风场角度的计算,可观察得出原始数据计算的风向角

震荡明显,基本无法使用,究其原因就在于原始东向和北向风速的噪声未得到抑制,而三角函数的计算叠加了2个方向的误差,所以造成误差的放大效应;而滤波后的数据,由于去除了随机误差,风向角的数据连续性和稳定性大幅提高,其角度数据合理可用。

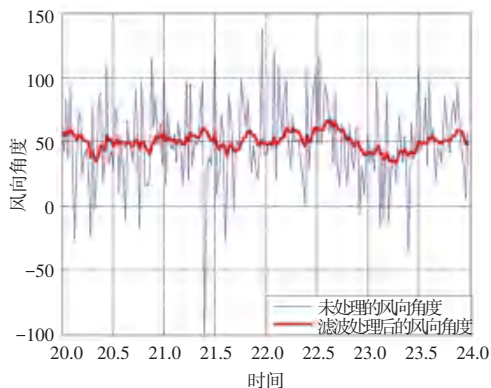


图3 风向角估算示意图

Fig. 3 Schematic diagram of wind angle estimation

滤波前后均值和标准差对比结果见表2。由表2可知,风速数据经滤波后的均值由10.4降至10.2,标准差由0.213 4减小到0.135 6;风向角数据经滤波后的均值由49.7提高到51.9,标准差由396.25减小到81.65,随机误差得到明显抑制。

表2 滤波前后均值和标准差对比

Tab. 2 Comparison of mean and standard deviation before and after filtering

数据	均值		标准差	
	滤波前	滤波后	滤波前	滤波后
风速/(m/s)	10.4	10.2	0.213 4	0.135 6
风向角/(°)	49.7	51.9	396.25	81.65

3.2 转弯过程中风场的估算

为对比验证本文算法的优势,选取无人机在转弯时估算的风场数据,截取仿真时间80~100 s的数据,绘制无人机处于转弯过程中的风速对比示意图,如图4所示。

研究中,无人机空速的计算,由2.1节所示非惯性状态下的风速计算公式求出。风场的估算,则由本文提出的包含气动角的风场估算方法计算得出。

这个时间段无人机处于由向北飞行转向西飞行带来的转弯过程,仿真飞行控制器采用副翼转弯,由滚转运动首先引起飞行速度方向的变化,带动无人机机头朝向的转变,这个过程会引起较大的侧滑角,同时也导致空速管测量的误差;并且,转弯还会造成升力损失,飞行控制器为保证不掉高,会加大油门量和调整升降舵,将会引起无人机的加减速和迎角的

变化,而这都会影响风速的估算。

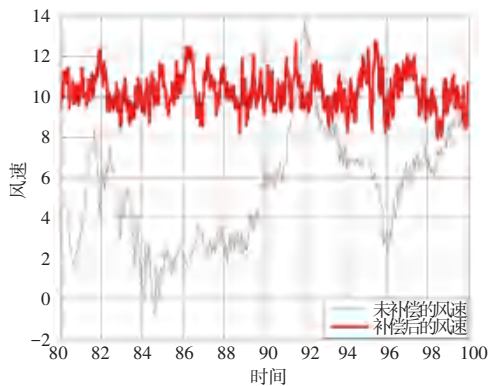


图4 转弯过程风速估算示意图

Fig. 4 Schematic diagram of wind speed estimation during turning

由图4可以看出,未经过气动角补偿的风场数据,其计算结果误差较大,难以得到10 m/s的风速真值,甚至出现负的风速,基本不能使用。而经过非惯性状态计算的空速,以及气动角补偿和滤波处理后的风速,其均值为10.7 m/s,方差为0.875 4,虽然数据比平稳飞行时的连续性和稳定性要差一些,但是能反映出真实的风场情况,有效地提高了转弯时风场估算的准确度。

4 结束语

本文根据传统矢量三角形的风速计算方法,引入气动角因素,消除气动角引起的计算误差,建立风

场的ARMA模型,使用卡尔曼滤波消除随机噪声。仿真实验证明本文提出的风场计算建模和数据处理方法,可以有效降低各种传感器和过程计算中的随机噪声,提高了转弯过程中风速和风向测量的精度。

参考文献

- [1] 周旻,王杰. 无人机测风速方案研究[J]. 舰船电子工程,2013, 33(11):112-114.
- [2] 周伟静,沈怀荣. 一种基于小型无人机的风场测量方法[J]. 测试技术学报,2009,23(4):297-302.
- [3] 周树道,王彦杰,王敏,等. 基于非惯性运动状态的气象无人机测风方法研究[J]. 传感技术学报,2011,24(1):155-158.
- [4] 王彦杰,周树道,朱国涛,等. 基于转动状态的气象无人机测风方法[J]. 气象科学,2011,31(5):576-581.
- [5] 李阳,孔毅,赵现斌. 气象无人机风速解算新模型的设计及仿真研究[J]. 气象科技进展,2016,6(1):31-36.
- [6] 何波,李荣冰,刘建业,等. 基于扩展卡尔曼滤波的风速估计算法研究[J]. 电子测量技术,2014,37(6):34-37.
- [7] 孙国强,卫志农,翟玮星. 基于RVM与ARMA误差校正的短期风速预测[J]. 电工技术学报,2012,27(8):187-193.
- [8] 俞玮. 变化风场的建模与大展弦比无人机飞行仿真[D]. 西安:西北工业大学,2004.
- [9] 徐悦,陶建伟. 飞机高精度迎角测量系统的安装和标校研究[J]. 科学技术创新,2018(28):27-28.
- [10] 孙杰,林宗坚,崔红霞. 无人机低空遥感监测系统[J]. 遥感信息,2003(1):49-50,27.
- [11] 刘锦涛,吴文海,李静,等. 四旋翼无人机风场扰动轨迹控制器设计[J]. 飞行力学,2016,34(2):47-50,54.
- [12] 吴章勤,孙晋明,李明东. 无人机在风电场巡检中的应用[J]. 云南电力技术,2017,45(A01):98-99.
- [13] 孟泽民,林生. 基于神经网络的家用型睡眠呼吸暂停综合症监测系统[J]. 计算机系统应用,2014,23(3):220-223,131.
- [14] HWANG S H, LEE H J, YOON H N, et al. Unconstrained sleep apnea monitoring using polyvinylidene fluoride film-based sensor [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2014, 61(7): 2125-2134.
- [15] SADEK I, SEET E, BISWAS J, et al. Nonintrusive vital signs monitoring for sleep apnea patients: A preliminary study[J]. IEEE Access, 2018, 6:2504-2514.
- [16] STARR I, SCHROEDER H A. Ballistocardiogram. II. Normal standards, abnormalities commonly found in diseases of the heart and circulation, and their significance[J]. The Journal of clinical investigation, 1940, 19(3): 437-450.
- [17] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift [J]. arXiv preprint arXiv:1502.03167, 2015.

(上接第106页)

- [7] BANLUESOMBATKUL N, RAKTHANMANON T, WILAIPRASITPORN T. Single Channel ECG for Obstructive Sleep Apnea Severity Detection Using a Deep Learning Approach[C]//TENCON 2018: 2018 IEEE Region 10 Conference. Jeju Island, Korea: IEEE, 2018: 2011-2016.
- [8] HAIDAR R, KOPRINSKA I, JEFFRIES B. Sleep apnea event detection from nasal airflow using convolutional neural networks [C]//International Conference on Neural Information Processing. Cham:Springer, 2017: 819-827.
- [9] KOLEY B L, DEY D. Automatic detection of sleep apnea and hypopnea events from single channel measurement of respiration signal employing ensemble binary SVM classifiers [J]. Measurement, 2013, 46(7): 2082-2092.
- [10] MORILLO D S, GROSS N. Probabilistic neural network approach for the detection of SAHS from overnight pulse oximetry [J]. Medical & biological engineering & computing, 2013, 51(3): 305-315.