

无伞空投最优投放点计算方法研究

曾冠霖,谢如恒,南英,孙旺

(南京航空航天大学 航天学院,江苏 南京 210016)

摘要:针对无伞空投精确性、可靠性的技术要求,提出一种精确计算最优投放点的方法。通过搭建标准条件下的投放点-落点数据库,结合神经网络拟合算法,训练得出所有条件下的投放可行域,并以落点速度和精度为优化条件,建立目标优化函数,找到最优投放点。计算结果表明,在解算出的最优投放点实施空投,精确性、可靠性较高,在随机风场低空空投任务中能够取得理想空投效果。

关键词:无伞空投;最优投放点;神经网络拟合;随机风场

中图分类号:TP202+.7 **文献标志码:**A **文章编号:**1671-5276(2020)02-0188-03

Optimization of Parachute-free Airdrop

ZENG Guanlin, XIE Ruheng, NAN Ying, SUN Wang

(College of Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract:To satisfy the technical requirement of precision and reliability, this paper presents a method for calculating the optimal release point. By building the releasing-landing database under the standard conditions and the neural network fitting algorithm, the feasible areas of releasing under all conditions are trained, and the objective optimization function is established, which is used to find the optimal release point. The calculating result shows that this method is of high precision and reliability, and it can achieve ideal effect in airdropping mission.

Keywords:parachute-freeairdrop; optimal release point; neural network fitting; random wind field

0 引言

空投是一种有效的物资递送方式。按照翼伞装置分类,空投方式可以分为有伞空投与无伞空投。相比于有伞空投,无伞空投作为一种空投物不系降落伞的空投方式,具有着陆散布小、受气候影响较小、包装简单、成本低等特点,具有重要的应用价值^[1]。无伞空投是一种基于预测的空投(被动式空投),由于没有动力导航系统,空投效果很大程度上取决于投放点的选择。

目前,国内外关于无动力导航系统的精确空投研究较少,其中有关最优投放点的文献也不多,因此有必要专门开展无伞空投最优投放点计算方法研究。文献[2-3]采用龙格-库塔法对空投全过程进行了精确仿真,但建立的模型是基于有伞空投系统;文献[4-5]以无动力滑翔弹为建模对象,分析了各类空投影响因素的敏感性,但没有进一步研究投放点的选取;文献[6]提出了投放点确定流程,但需要掌握多方条件信息,流程较为复杂,在规划时间不充裕、紧急突发的任务中未必能达到理想精度。

为满足无伞空投最优投放点解算的任务需求,本文基于神经网络拟合算法^[7-8],针对随机风场中无伞空投任务,提出一种空投最优投放点的计算方法,满足投放精确性、可靠性要求。

1 最优投放点问题的数学描述

理论上,空投误差往往体现为两种情况:投放角度、速度相同,投放点不同,如图1(a)中的投放点 P_1 / P_2 以及对应的落点 Q_1 / Q_2 ;投放点相同,投放角度、速度不同,如图1(a)的投放点 P_1 以及对应落点 Q_1 / Q_1' 。

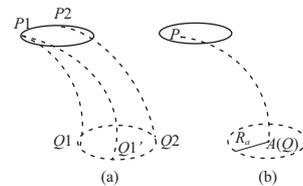


图1 理论误差来源与最优投放点

可见,投放精度由投放点以及该点对应的投放条件共同决定。因此,关于无伞空投最优投放点的解算问题,可描述为:运输机在满足风场条件、落点速度限制的前提下,需要从投放可行域中找到最优投放点 $P(x, h, z)$ 并确定对应的投放条件,使得落点 Q 最精确、最安全地命中以点 $A(x_a, 0, z_a)$ 为圆心, R_a 为半径的目标域内,如图1(b)所示,数学表达式为

$$A(x_a, 0, z_a) = F(P, V, \gamma, \psi, V_w, \psi_w, V_f, R_a) | t \quad (1)$$

式中: V_f 表示落点速度; V_w 和 ψ_w 分别表示下落过程中随

第一作者简介:曾冠霖(1993—),男,广西柳州人,硕士研究生,研究方向为航天工程。

机场的风速和风向。当 $t=0$ 时, V_0 表示投放速度, γ_0 表示轨迹倾角, Ψ_0 表示轨迹偏角。

1.1 无伞空投物描述

无伞空投物的投放类似于无动力航空炸弹的投放,但与无动力航空炸弹不同,无伞空投物的几何外形、质量特性并非高度对称,空投物在下落过程受到的外部环境干扰不能忽略,尤其在随机风场中,气动特性需要精确描述。空投物运动微分方程如下:

$$\dot{V} = -\frac{C_x q S}{m} - g \sin \gamma + a_{wx} \quad (2)$$

$$\dot{\gamma} = -\frac{C_y q S \cos \sigma}{mV} - \frac{C_x q S \sin \sigma}{mV} - \frac{g}{V} \cos \gamma + \frac{a_{wy}}{V} + 2\omega_d \cos \Psi_V \cos \varphi \quad (3)$$

$$\dot{\Psi}_V = -\frac{qS}{mV \cos \gamma} (C_y \sin \sigma + C_z \cos \sigma) + \frac{a_{wz}}{V \cos \gamma} + 2\omega_d (\operatorname{tg} \gamma \sin \Psi_V \cos \varphi - \sin \varphi) \quad (4)$$

$$\dot{h} = V \sin \gamma + V_{wy} \quad (5)$$

$$\dot{x} = V \cos \gamma \cos \Psi_V + V_{wx} \quad (6)$$

$$\dot{z} = -V \cos \gamma \sin \Psi_V + V_{wz} \quad (7)$$

$$r = R + h \quad (8)$$

$$\dot{\omega}_{x1} = \frac{C_{l0} q S l}{I_x} + \frac{m_x^{\omega_x} q S l^2}{I_x V} \omega_{x1} - \frac{I_z - I_y}{I_x} \omega_{y1} \omega_{z1} \quad (9)$$

$$\dot{\omega}_{y1} = \frac{C_{m0} q S l}{I_z} - \frac{I_x - I_z}{I_y} \omega_{x1} \omega_{z1} \quad (10)$$

$$\dot{\omega}_{z1} = \frac{C_{n0} q S l}{I_z} - \frac{I_y - I_x}{I_z} \omega_{x1} \omega_{y1} \quad (11)$$

$$\dot{\varphi} = \omega_{y1} \sin \Gamma + \omega_{z1} \cos \Gamma \quad (12)$$

$$\dot{\phi} = \frac{\omega_{y1} \cos \Gamma - \omega_{z1} \sin \Gamma}{\cos \varphi} \quad (13)$$

$$\dot{\Gamma} = \omega_{x1} - \operatorname{tg} \varphi (\omega_{y1} \cos \Gamma - \omega_{z1} \sin \Gamma) \quad (14)$$

$$\dot{\alpha} = \omega_{z1} - (\gamma \cos \sigma - \dot{\Psi}_V \sin \sigma \cos \gamma) \cos \beta - (\sigma + \dot{\Psi}_V \sin \gamma) \sin \beta \quad (15)$$

$$\dot{\beta} = \omega_{x1} \sin \alpha + \omega_{y1} \cos \alpha - \dot{\Psi}_V \cos \gamma \cos \sigma - \gamma \sin \sigma \quad (16)$$

$$\dot{\sigma} = \omega_{x1} \cos \alpha \cos \beta - \omega_{y1} \sin \alpha \cos \beta + \omega_{z1} \sin \beta - \alpha \sin \beta - \dot{\Psi}_V \sin \gamma \quad (17)$$

$$q = \frac{1}{2} \rho V^2 \quad (18)$$

$$g = g_0 \left(\frac{R}{R+h} \right)^2 \quad (19)$$

$$\rho = \rho_0 e^{-\frac{h}{7320}} \quad (20)$$

其中各物理量的意义参见文献[1-2]。

1.2 随机风场环境描述

随机风场的风速与风向为 v_w 、 Ψ_w 。风速大小由统计数据描述,风速与风切变随高度变化而变,如图2所示,风速的方向如图3所示。

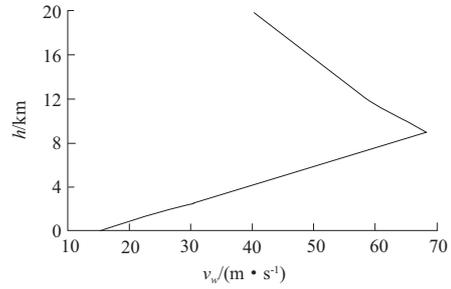


图2 风速随高度变化曲线

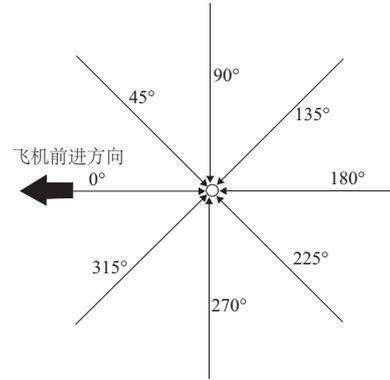


图3 随机风场风速方向的定义

2 最优空投点计算方法

最优投放点的计算方法分为三步:首先,基于无伞空投物和随机风场环境的数学描述,搭建标准条件下的投放点-落点数据库。然后,运用神经网络算法,对此数据库进行拟合训练,得到投放可行域。最后,以落点速度、落点精度为优化条件,建立目标优化函数,通过计算投放效果值,从投放可行域中找到最优投放点。

2.1 投放点-落点数据库建模

为使模型具有典型代表性,本文参考了国内外大型救援飞机技术参数^[9-10],搭建了标准投放约束条件、环境约束条件下的投放点-落点数据库。

标准条件下数据库搭建过程如下:将投放速度范围 $[V_{\min}, V_{\max}]$, 投放高度范围 $[h_{\max}, h_{\min}]$, 投放轨迹倾角范围 $[\gamma_{\min}, \gamma_{\max}]$, 轨迹偏角范围 $[\psi_{\max}, \psi_{\min}]$, 风速范围 $[0, v_{w\max}]$, 风向范围 $[\Psi_{w\max}, \Psi_{w\min}]$ 共6个条件,分别等区间选取 i, j, k, l, m, n 个标准值, 总共 N 组标准条件数据组合 ($N = i \times j \times k \times l \times m \times n$), 通过解算六自由度运动微分方程, 得到这 N 种标准条件下的投放点-落点数据库。

2.2 基于数据库的神经网络拟合

将上述标准条件下的投放点-落点数据库作为训练样本,采用贝叶斯正则化反向传播神经网络模型进行拟合,以得到落点横向坐标、纵向坐标以及下落时间的近似解析式。具体拟合过程如下:

1) 样本提取

对 N 行落点数据库样本数据进行提取,得到 $N \times 6$ 的输入矩阵,其中 6 列分别为:初始速度、初始高度、轨迹倾角、轨迹偏角、风向、风速,即 $[V_0, h_0, \gamma_0, \psi_0, \Psi_{w0}, v_{w0}]$ 。为提高拟合精度,一次只拟合 1 个输出量,即输出为 3 个 $N \times 1$ 的列向量,分别为空投物 x 轴方向下落距离 X_r 和空投物 z 轴方向下落距离 Z_r 。

2) 神经网络搭建

搭建 4 层网络层,1 个输入层,2 个隐含层和 1 个输出层,每层神经元数目 $[6, 15, 13, 1]$ 。输入变量为投放速度、投放高度、轨迹倾角、偏航角、风速、风向,输出量为落点纵向距离、落点横向距离、下落时间,具体的神经网络结构如图 4 所示。

该神经网络各个参数包括:①激活函数:输入层(tan-

sig),第 1 层隐含层(tansig),第 2 层隐含层(tansig),输出层(purelin);②训练方法:trainlm;③训练步数:1 500;④学习效率:0.03;⑤精度:0.000 001。

3) 训练神经网络

当拟合 x 轴方向下落距离 X_r 时,输入为 $N \times 6$ 的 $[V_0, h_0, \gamma_0, \psi_0, \Psi_{w0}, v_{w0}]$ 输入矩阵,输出为 $N \times 1$ 的矩阵。在训练结束之后,即可得到空投物 x 轴方向下落距离 X_r 的近似表达式,同理可得到空投物 z 轴方向下落距离 Z_r 的近似表达式,如下式所示:

$$X_r = \text{net}_x(h_0, v_0, \gamma_0, \psi_0, \Psi_{w0}, v_{w0}) \quad (21)$$

$$Z_r = \text{net}_z(h_0, v_0, \gamma_0, \psi_0, \Psi_{w0}, v_{w0}) \quad (22)$$

$$t_f = \text{net}_t(V_0, h_0, \gamma_0, \psi_0, \Psi_{w0}, v_{w0}) \quad (23)$$

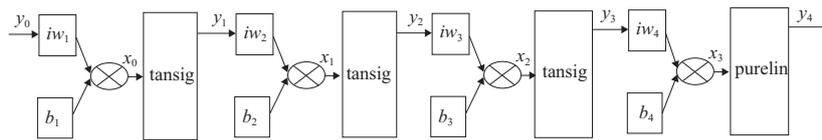


图 4 神经网络结构图

2.3 针对投放可行域的目标优化

投放可行域中,所有的投放点都能够以一定的误差范围、安全落点速度命中目标区域。为找出最优投放点,本文以落点速度与落点精度为优化条件,以投放效果为优化目标,列出目标优化函数,求出每一个投放点的投放效果值 $E(i)$,即

$$E(i) = \sum_{j=1}^n (w_1 V_{fj}^{-1} + w_2 (X_{ri}^2 + Z_{ri}^2)^{-\frac{1}{2}}) \quad (24)$$

式中: X_{ri} 、 Z_{ri} 和 V_{fj} 分别表示第 i 个投放点 $P_i(x, h, z)$ 对应的落点与目标点的纵向误差距离、横向误差距离与落点速度, w 表示相应的权重。

3 算例与计算分析

算例:某运输机最低飞行安全高度为 100 m,受条件限制,高度上限不超过 300 m,安全飞行速度范围为 150 km/h ~ 300 km/h,轨迹倾角可控范围为 $-5^\circ \sim 15^\circ$,轨迹偏角可控范围为 $-10^\circ \sim 10^\circ$,检测到此时随机机场最大风速 15 m/s,风向为 30° 。现需要确定最优投放点,使得落点能够落入圆心坐标为 $(500, 0, 0)$ 的目标圆域,圆域半径为 10 m。

计算过程按照如下三步展开:

首先,针对算例中所给出的所有约束,建立标准投放点-落点数据库。标准条件为:投放速度选取 $[150, 200, 250, 300]$ km/h,投放高度选取 $[100, 150, 200, 250, 300]$ m,轨迹倾角选取 $[-5, 0, 5, 10, 15]^\circ$,轨迹偏角选取 $[-10, -5, 0, 5, 10]^\circ$,风速选取 $[0, 5, 10, 15]$ m/s,风向为 30° ,共 $4 \times 5 \times 5 \times 5 \times 4 \times 1 = 2\ 000$ 组数据。

然后,以此数据库为样本进行神经网络拟合训练。拟合输出与原始数据的绝对误差曲线如图 5。

最后,通过目标优化求出最优投放点。最优投放点坐标为 $(229.38, 124.97, 4.27)$,对应投放速度为 70 m/s,投放

轨迹倾角 -3.66° ,投放轨迹偏角为 8.43° ,空投物下落时间 5.57 s,落点坐标为 $(500.25, 0, -4.18)$,精度误差为 4.19 m,落点速度为 52.955 m/s,投放效果 $E = 81.16$,最优投放点实施空投的下落轨迹如图 6 曲线所示。

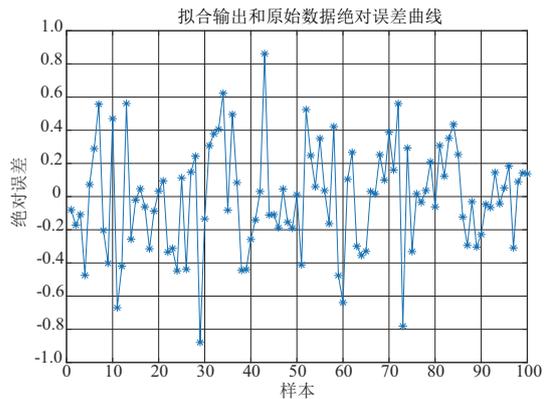


图 5 拟合输出和原始数据绝对误差曲线

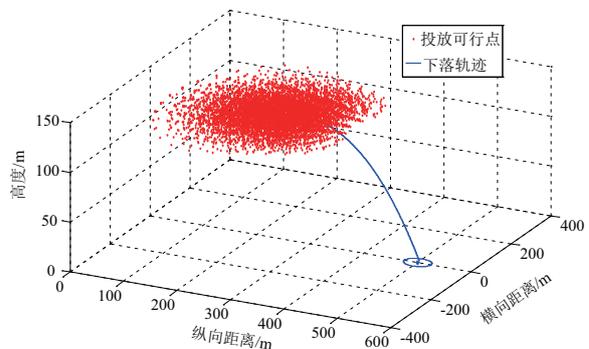


图 6 投放可行域、最优投放点以及下落轨迹

(下转第 211 页)

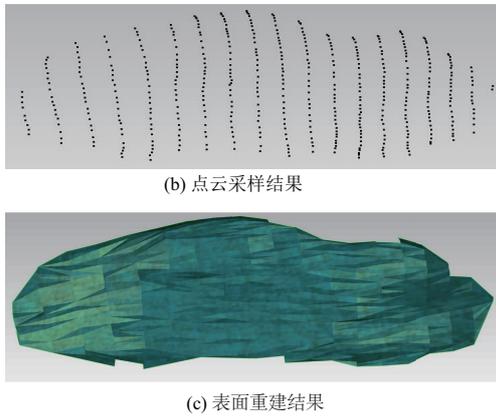


图9 三维重建结果

被测物体的表面结构复杂且不规则,不易直接进行精度估算。本文通过高精度打印机在平面上打印一组平行线,利用同样的处理算法对平行线进行三维重建,将其线间距与真实的线间距相比较来评估算法的三维重建精度,结果如表1所示。可知,近距离下的测量相对误差在3%以内,精度较高。

表1 三维重建精度

编号	实际间距/ mm	测量间距/ mm	绝对误差/ mm	相对误差/ (%)
1	30	29.353	0.647	2.1
2	30	30.752	0.752	2.5
3	30	30.468	0.468	1.6
4	30	29.404	0.596	2.0

4 结语

基于对无纹理物体表面快速重建的需求,本文设计了一种多线结构光与双目视觉测量相结合的方案,解决了传统单线结构光扫描测量效率低的问题。本方法采用汇聚式双目系统来提高小型物体的测量精度,同时解决了多线结构光匹配中非唯一解的问题。在实际测量中,复杂的非连续表面仍然存在不应忽视的测量盲点,这是下一步的研究方向。

参考文献:

[1] 黄筱调,夏长久,孙守利. 智能制造与先进数控技术[J]. 机械制造与自动化, 2018, 47(1): 1-6.

[2] JIA Tong, WANG Bingnan, ZHOU Zhongxuan, et al. Scene depth perception based on omnidirectional structured light [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2016, 25(9): 4369-4378.

[3] LILIENBLUM E, AL-HAMADI A. A structured light approach for 3-D surface reconstruction with a stereo line-scan system[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2015, 64(5): 1266-1274.

[4] 尹凡, 王克鸿. 电弧填丝增材制造的宽度尺寸建模及分析[J]. 机械制造与自动化, 2018, 47(3): 119-122.

[5] CHEN W, SUI L, XU Z. Improved Zhang-Suen thinning algorithm in binary line drawing applications [C]. International Conference on Systems & Informatics, 2012: 1947-1950.

收稿日期:2019-01-10

(上接第190页)

对结果分析可知,投放轨迹偏角与风场风向相迎,能够减小空投物飞行速度,并利用风场作用在一定程度上补偿横向误差。轨迹倾角为负值,能减少风场和重力作用时间,符合物理预期。同时,神经网络拟合输出与原始数据的绝对误差均在1m以内,拟合精度高,结果可靠。

4 结语

本文面向无伞空投精确性、安全可靠性的任务需求,以低空随机风场环境为空投应用背景,针对空投流程中确定投放点这一关键环节,提出了一种最优投放点计算方法。该方法运用神经网络拟合算法,给出了精确的投放点-落点数据库,确定了最优投放点以及对应的投放条件。计算结果表明,该方法综合考虑了多种投放条件,如投放高度、投放速度、轨迹倾角、轨迹偏角,能够补偿不同风向、不同风速的风场干扰,满足落点速度、落点精度的技术要求,保证空投效果的精确性、安全性,在现在和未来的空投研究中具有重要指导作用与参考意义。

参考文献:

[1] 于成果,李良春.精确空投模式分析[J]. 兵工自动化, 2007,

26(17):L05-L07.

[2] 王景志,陈红林. 基于龙格-库塔算法对降落伞空投的研究[J]. 现代电子技术, 2010, 14(4): 124-127.

[3] 马明杰,杨任农,饶卫平,等. 运输机牵引式空投规划起始点控制优化研究[J]. 计算机仿真, 2015, 32(8): 126-130.

[4] 黄国强,南英,陈芳,等. 风场中无动力滑翔弹可攻击区研究[J]. 飞行力学, 2008, 26(4): 47-50.

[5] 黄国强,南英,陈芳,等. 无动力滑翔弹最优抛射初始条件研究[J]. 飞行力学, 2009, 27(1): 93-96.

[6] 唐波,高军,李良春,等. 精确空投系统投放点确定的辅助决策模型构建[J]. 装备指挥技术学院学报, 2010, 21(2): 123-125.

[7] 郝娟. 基于粒子群算法优化BP神经网络的SRM磁链模型[J]. 机械制造与自动化, 2018, 47(2): 130-132.

[8] 张慧,肖蒙,崔宗勇. 基于卷积神经网络的SAR目标多维度特征提取[J]. 机械制造与自动化, 2017, 46(1): 111-115.

[9] 孟捷,徐浩军,葛志浩. 飞行仿真中气动特性数据拟合方法研究[J]. 电光与控制, 2007, 14(4): 120-123.

[10] 王文龙. 大气风场模型研究及应用[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2009.

收稿日期:2018-12-06