

doi: 10.7690/bgzdh.2022.11.019

# 基于深度学习的无人机空地对话指令理解技术

符 凯<sup>1</sup>, 朱雪耀<sup>1,2</sup>, 吕全喜<sup>1,2</sup>, 姜 超<sup>1,2</sup>

(1. 航空工业西安飞行自动控制研究所, 西安 710065; 2. 飞行控制航空科技重点实验室, 西安 710065)

**摘要:** 为解决传统无人机 (unmanned aerial vehicle, UAV) 无法在融合空域中通过空管员进行指挥控制的问题, 提出一种基于深度学习的无人机空地对话指令理解技术。通过双向长短期记忆网络 (bi-directional long short-term memory, Bi-LSTM) 和条件随机场 (conditional random fields, CRF) 进行指令关键信息提取, 得到无人机可直接执行的结构化指令, 实现空管员与无人机直接交互。实验结果表明: 该方法能在一定程度解决传统交互模式的问题, 达到空管员直接通过语音操控无人机的目的。

**关键词:** 无人机; 空地对话; 深度学习; 指令理解; 槽填充; 双向长短期记忆网络; 条件随机场

**中图分类号:** V279 **文献标志码:** A

## UAV Air-to-ground Dialogue Command Understanding Technology Based on Deep Learning

Fu Kai<sup>1</sup>, Zhu Xueyao<sup>1,2</sup>, LYU Quanxi<sup>1,2</sup>, Jiang Chao<sup>1,2</sup>

(1. AVIC Xi'an Flight Automatic Control Research Institute, Xi'an 710065, China;

2. Key Laboratory of Aviation Science and Technology on Aircraft Control, Xi'an 710065, China)

**Abstract:** In order to solve the problem that traditional unmanned aerial vehicle (UAV) can not be commanded and controlled by air traffic controllers in the fusion airspace, a deep learning based UAV air-to-ground dialogue command understanding technology is proposed. The bi-directional long short-term memory (Bi-LSTM) network and the conditional random fields (CRF) are used to extract the key information of the instruction. The structured instructions that can be directly executed by the UAV are obtained, and the direct interaction between the air traffic controller and the UAV is realized. The experimental results show that this method can solve the problem of traditional interaction mode to some extent, and achieve the purpose that air traffic controllers control UAV directly by voice.

**Keywords:** UAV; air-to-ground dialogue; deep learning; command understanding; slot filling; Bi-LSTM network; CRF

## 0 引言

目前对于操控一架无人机 (UAV), 需要配备多个地面操作人员。他们既需要处理飞行制导, 又需要处理任务和传感器管理, 而且远程操控时, 无人机操作员很难保持与机载飞行员相同的态势感知和活动节奏<sup>[1]</sup>。未来的系统将需要一个操作员或有人机飞行员同时操控多架无人机, 这必然给无人机操作员或飞行员增加巨大的操作负荷, 尤其是在终端区域遇到独特问题时<sup>[2]</sup>。无人机控制仍采用“空管员-地面站-无人机”的模式<sup>[3]</sup>。该模式的地面站建设和数据链路费用占据相当大比例, 空管员与地面站交互错漏、操作人员失误所造成飞行事故的比例较高且有较高的交互延迟<sup>[4]</sup>。空地对话作为无人机与空中交通管制员 (下文简称“空管员”) 的一种重要通信方式, 为同时不牺牲操作效率和安全性, 各种高效率的新型无人机交互技术得到了前所未有

的重视。与其他方法, 如遥控器、手势、思维跟踪等相比, 语音控制被认为是控制的最佳技术 (在室内应用), 因为其同时具备灵活性、可移植性和可扩展性<sup>[5]</sup>。

结合以上现状, 笔者提出基于深度学习的无人机空地对话指令理解技术, 将语音识别得到的文本指令进行关键信息提取的槽填充任务, 形成结构化指令并由无人机进行复诵, 经过空管员确认, 最终由飞行控制系统控制执行机构以操控无人机。该技术的应用使空管员可以与无人机直接交互, 一定程度节约了地面站及其数据链方面的成本, 简化了传统交互流程, 提高了交互的灵活性和效率, 保障了无人机安全飞行。

## 1 空地对话框架

如图 1 所示, 无人机空地对话框架由管制中心、传输链路及无人机系统构成, 无人机在接收到空管

收稿日期: 2022-07-09; 修回日期: 2022-08-13

作者简介: 符 凯 (1995—), 男, 陕西人, 从事无人机控制研究。E-mail: 18392127840@163.com。

员传来的语音指令后，经语音识别得到文本指令，并将文本指令进行语义理解得到无人机可执行的结构化指令，用于飞行控制系统控制无人机的执行机构。理解语义后无人机需要对结构化指令进行复诵（即对结构化前后的指令进行语义相似度计算），并通过语音合成反馈给空管员，经空管员确认，若指令理解正确（语义相似度达到所设阈值），则将结构化指令直接加入到无人机飞行计划当中；若指令理解错误，则需要空管员重新发布。

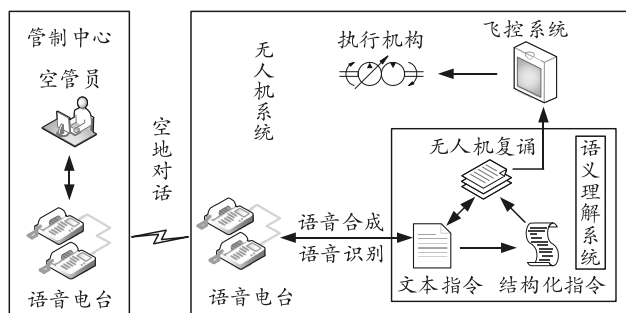


图 1 空地对话框架

笔者主要研究框架中的语义理解子系统。如图 2 所示，该子系统实现过程可分为基于序列标注的指令关键信息提取和语义相似度判断 2 个任务：

1) 基于序列标注的指令关键信息提取：关键信息提取之前，需要对指令文本进行分词和槽位标注，笔者共定义 28 种指令标签，槽填充任务即通过双向长短期记忆网络 (Bi-LSTM) 联系上下文信息及条件随机场 (CRF) 一定规则约束，得到指令词对应概率最高的槽位标签。输入为经语音识别后的文本指令，输出为无人机可直接执行的标准指令词及其对应标签，用于最终无人机飞控系统的底层调用。

2) 语义相似度判断：在底层调用前，该部分功能为空地对话中无人机复诵-空管员确认过程，即将语义理解子系统中结构化前后的文本指令进行语义相似度 (similarity) 计算，大于阈值表示指令理解正确并通过空管员确认，否则需要空管员进行指令补充或重新发布，最后结构化指令按先后顺序由无人机飞控系统执行，通过控制执行机构以操控无人机，完成空地对话。

## 2 原理及方法介绍

### 2.1 Bi-LSTM+CRF 模型

#### 2.1.1 LSTM 单元

神经网络 (recurrent neural network, RNN) 可以通过中间状态保存上下文信息，作为输入影响下一时刻的预测，对自然语言具有很强的表达能力。

随着序列长度的增加，模型需要处理语句的“长期依赖问题”。理论上，可以根据模型结构仔细挑选参数从而处理这类问题，但在实践中，传统 RNN 模型共享一套参数，不能决定哪个位置的信息更重要，训练过程中存在梯度消减的问题。LSTM 是一种特殊的循环神经网络，其加入细胞单元和门机制，用于控制在信息传递过程中需要遗忘信息的比例，具有学习长期依赖的能力，能够一定程度上消减梯度消失的问题<sup>[6]</sup>。在  $t$  时刻一个 LSTM 单元的网络结构如图 3 所示。

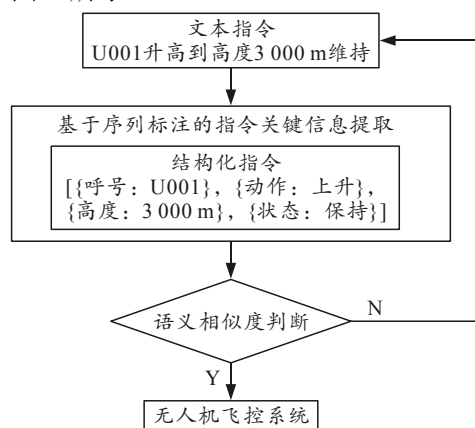


图 2 无人机指令理解框架

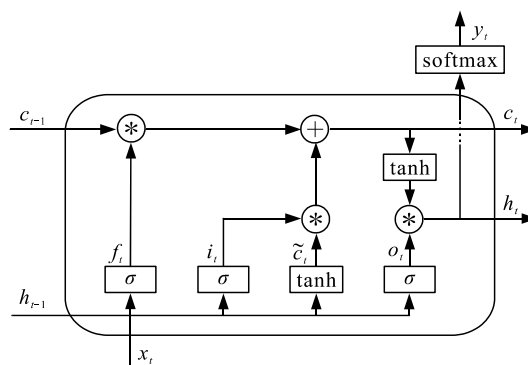


图 3 LSTM 网络结构

式(1)给出了  $t$  时刻 LSTM 单元的更新公式：

$$\left. \begin{aligned} \tilde{c}_t &= \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \\ i_t &= \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ f_t &= \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \\ o_t &= \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ c_t &= i_t * \tilde{c}_t + f_t * c_{t-1} \\ h_t &= o_t * \tanh(c_t) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中： $\sigma$  为 sigmoid 函数； $\tanh$  为双曲正切函数； $x_t$  为  $t$  时刻的输入向量； $c_t$  为  $t$  时刻的细胞状态； $h_t$  为隐藏状态向量，用于存储在  $t$  时刻之前所有的有用信息； $W_f$ 、 $W_i$ 、 $W_c$ 、 $W_o$  为隐藏状态向量  $h_t$  和输入向量  $x_t$  的权重矩阵； $b_f$ 、 $b_i$ 、 $b_c$ 、 $b_o$  为偏移向量。

在序列标注任务中，通常需要同时考虑历史和未来的上下文信息。LSTM 的隐层单元只记录了历史信息，对于未来信息一无所知，使用 Bi-LSTM 模型可以很好地解决该问题。Bi-LSTM 模型核心是使用序列从左往右输入和序列从右往左输入 2 个 LSTM 模型。然后将 2 个 LSTM 模型的隐层单元输出进行拼接，作为整体网络隐层的输出。

### 2.1.2 基于 CRF 的全句解码

给定一个输入序列  $s=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ ，其中  $x_i$  为序列中第  $i$  个词的词向量表示； $y=(y_1, y_2, \dots, y_n)$  为序列  $s$  的标签序列； $y_i$  为单词  $x_i$  的预测标签； $Y(s)$  为序列  $s$  可能的标签序列集合<sup>[7]</sup>。CRF 方法定义了一个在给定  $s$  的条件下预测所有可能的标签序列  $y$  上的条件概率  $p(y|s; W, b)$ ，计算过程为：

$$p(y|s; W, b) = \prod_{i=1}^n \psi_i(y_{i-1}, y_i, s) / \sum_{y' \in Y(s)} \prod_{i=1}^n \psi_i(y'_{i-1}, y'_i, s) \quad (2)$$

式中： $\psi_i(y', y, s) = \exp(W_{y', y}^T + b_{y', y})$ ， $W_{y', y}^T$  和  $b_{y', y}$  分别为  $(y', y)$  的权重和偏置向量。

条件随机场在训练中使用的是最大条件似然估计，其似然对数计算为：

$$L(W, b) = \sum_i \log p(y|s; W, b) \quad (3)$$

训练过程中通过调节  $(W, b)$  使得对数似然函数  $L(W, b)$  达到最大，其预测的目标序列即为条件概率  $p(y|s; W, b)$  达到最大时的标签序列  $y^*$ ，计算过程为：

$$y^* = \arg \max p(y|s; W, b) \quad (4)$$

### 2.1.3 Bi-LSTM+CRF 联合实现

如图 4 所示，词向量作为 Bi-LSTM+CRF 模型的输入，输出是文本指令对应的槽填充标签（本文中定义 28 种标签，图中只涉及到 2 种）。Bi-LSTM 层的输出为每一个标签的预测分值，例如指令“左”对应的预测分值“B-动作”为 0.8 最高，则确定“B-动作”为“左”的预测标签。

由于不能保证标签每次都是预测正确的，即所谓的标记偏置问题，所以 CRF 的功能就是增加约束规则，来降低预测错误的概率。在数据训练过程中，这些约束可以通过 CRF 层自动学习到，例如：

- 1) 指令总是以标签“B-”或“O”开始，而不是“I-”；
- 2) 标签“B-label1 I-label2 I-label3 I-...” ，label1, label2, label3 应属于同一种标签，例如，

“B-动作 I-动作”是合法的序列，但“B-动作 I-航向”是非法标签序列；

3) “O B-label”是合法的序列，但“O I-label”是非法标签序列。

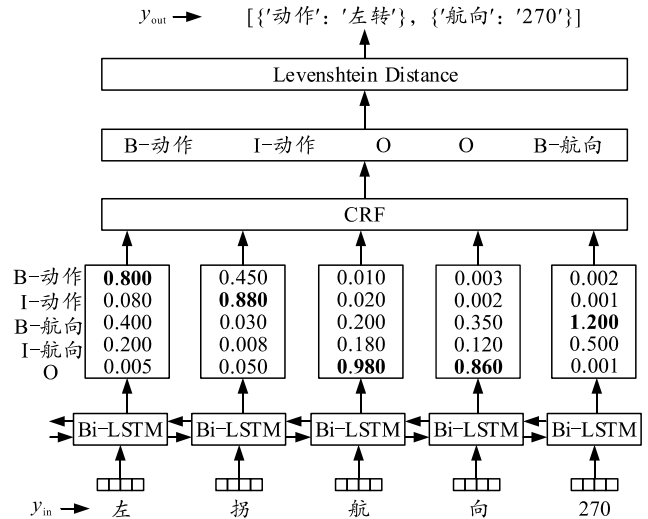


图 4 Bi-LSTM+CRF 模型

由 CRF 层得到指令标签，指令词经歧义词替换后以 JSON 的形式输出构成指令调用序列，由无人机飞控系统分别调用底层函数实现完整的空地对话，达到空管员通过语音直接操控无人机的目的。

## 2.2 语义相似度

### 2.2.1 歧义词

当无人机用户不是专业空管员时，其输入指令存在口语化，此时需经语义理解将输出标准化，如图 4 所示，输入为口语化指令“左拐”，输出为标准化指令“左转”，诸如此类“升高-上升，提升-上升”等。针对这一问题，笔者提出在 CRF 层之后加入计算编辑距离 (levenshtein distance, LD) 进行歧义词替换：即 2 个单词之间将一个单词转换为另一个单词所需要的单字符编辑 (插入、删除或替换) 的最小数量。

### 2.2.2 无人机复诵

笔者是利用余弦相似性度量无人机复诵与空管员发布指令的一致性。两者同时经过 2 个 LSTM 模型进行语义描述 (训练)，并且训练过程完全一样，得到各自的语义向量  $y$ ，计算语义向量的余弦相似度式 (5) 即为空地对话指令的准确性<sup>[8]</sup>。得到语义相似度  $R$  之后，笔者将度量一致性问题转换成一个二分类问题。根据设定阈值对  $R$  进行分类，若大于阈值分类结果输出为 1，则无人机正确复诵了空管员的指令，若小于阈值分类结果输出为 0，则无人机

错误复诵空管员的指令，需要无人机重新识别或空管员重新发布。

$$R = y_{in}^T y_{out} / (\|y_{in}\| \cdot \|y_{out}\|) \quad (5)$$

### 3 实验结果与分析

#### 3.1 数据集

笔者使用的指令数据集取自中国民航飞行人员英语等级考试系统 (pilot english proficiency examination of china, PEPEC) 900 句、民航空中交通无线电通话用语<sup>[9]</sup>及人工扩充 3 部分，数据需要经过筛选、修改和添加以适应无人机飞行任务，指令的标注与核对等工作均由人工手动完成。由于工作量较大，目前无人机指令集共 2 000 条，并以 7:2:1 的比例分配给训练集、验证集和测试集，数据集总共定义 28 种槽位标签，词的槽位标签采用 BIO 模式标注。

实验结果采用准确率 (accuracy, Acc)、精确率 (precision, P)、召回率 (recall, R) 及  $F_1$  值对模型的性能进行评价<sup>[10]</sup>，评价指标定义如下：

$$Acc = (TP + TN) / (TP + TN + FP + FN); \quad (6)$$

$$P = TP / (TP + FP); \quad (7)$$

$$R = TP / (TP + FN); \quad (8)$$

$$F_1 = 2 \cdot (P \cdot R) / (P + R) \quad (9)$$

式中： $TP$  为真阳性，预测为正，实际为正； $TN$  为真阴性，预测为负，实际为负； $FP$  为假阳性，预测为正，实际为负； $FN$  为假阴性，预测为负，实际为正； $N$  为类别总数。

#### 3.2 环境配置

算法实现及实验平台是 Anaconda3-2019.07 (Python3.7.3)+Pycharm-community-2020.3.3，深度学习框架采用 Facebook 推出的 Torch-1.6.0(CPU)，处理器 Intel(R) Core(TM) i5-9500 CPU @ 3.00GHz，实验环境均在离线状态下完成配置。

#### 3.3 结果与分析

系统进行关键信息提取的槽填充任务和无人机复诵的相似度判断，结合文献[11]和模型参数选择的经验知识，选择在验证集上得到当  $F_1$  值最大化时的模型参数，然后重新在训练集上用最优参数进行模型训练。表 1、2 通过对不同模型参数进行训练，对比测试集准确率 (Test Acc) 和  $F_1$  值 (Test  $F_1$ ) 测试效果的优劣；在选择最优的参数下，表 3 对不同类型指令的槽填充结果进行分析。

表 1 不同 Epoch 指标评价 %

Epoch	Test Acc	Test $F_1$	Epoch	Test Acc	Test $F_1$
4	90.71	76.73	7	91.75	79.98
5	91.21	79.98	8	91.75	79.98
6	91.75	81.46			

从上表可以看出，随着训练次数的增加，模型的输出效果越好，但并不是 Epoch 取值越大越好，当其取值为 6 时，模型综合测试结果已经最佳，之后的模型已经最优，准确率和  $F_1$  值不再改变。

表 2 不同 Learning\_rate 指标评价 %

Learning_rate	Test Acc	Test $F_1$	Learning_rate	Test Acc	Test $F_1$
0.000 1	78.88	37.51	0.005	88.82	70.06
0.000 5	91.21	71.28	0.01	83.79	61.45
0.001	91.75	81.46			

从上表可以看出，学习率取值 0.000 1 时，训练过程收敛很慢，在训练结束都未找到损失 (Loss) 最小值，导致测试准确率和  $F_1$  值很低；随着学习率的增大，收敛速度加快，在取值 0.001 时模型输出效果最好；但学习率过大，Loss 值来回振荡无法收敛，模型的测试结果同样较差。

表 3 不同指令槽填充结果对比

文本指令	Similarity	总用时/s
左拐航向 270 [{"动作": "左转"}, {"航向": "270"}]	0.947	0.239
返回停机坪 [{"动作": "返回"}, {"地点": "停车"}]	0.824	0.733
U001 升高到高度 3 000 m 维持 [{"呼号": "U001"}, {"动作": "上升"}, {"高度": "3 000 m"}, {"状态": "保持"}]	0.975	0.731
上升率不大于 15 m/s [{"对象": "上升率"}, {"状态": "不大于"}, {"速度": "15 m/s"}]	1.000	1.575

上表中 Similarity 表示槽填充结果与输入指令的相似度，大于阈值 0.9 表示无人机复诵正确，总用时表示槽填充+相似度判断 2 个任务的总时长。可以看出，同一类型指令随着文本长度的增加，其任务总用时也相应变长，但总用时基本在 1 s 左右。在面对较长的文本指令时，笔者通过标点间隔将其分割，槽填充任务后再将其进行拼接组成完整的结构化指令。从表中指令“U001 升高到高度 3 000 m 维持”的槽填充结果可知，笔者提出的模型可以对输入非标准的歧义词如“升高”“维持”替换为无人机控制系统可以识别的标准指令词“上升”“保持”，并且删除无用词“到”；但是在槽填充过程中，由于歧义词替换采用计算编辑距离，也会将“停机坪”错误识别为“停车”。由此可见，在无人机复诵过程中，Similarity 值小于 0.9 复诵不正确，其对预防交互错漏起到了关键性作用。

综上所述, 可知笔者提出的指令理解系统能够初步实现对空管员文本指令的理解:

1) 能够对空地对话指令的歧义词进行替换, 无用词进行删除, 得到与底层函数匹配的结构化指令, 提高了用户指令输入的灵活性;

2) Similarity 值由计算余弦相似度得到, 大于阈值即无人机指令复诵正确, 降低了人机交互的出错概率;

3) 识别过程需要进行多项任务但时间均能够保持在 1 s 左右, 响应效果良好。

### 4 结束语

笔者提出的无人机指令理解技术能够实现空管员直接通过语音操控无人机, 以解决传统无人机控制模式中效率低、成本高且实时性不足等问题。实验结果表明: 该方案使得指令发布更加灵活, 可以面向更多非专业空管员的用户; 在保证准确率的前提下, 能够对指令有较快的响应时间; 空管员通过语音直接操控无人机, 不仅节约了“空管员-地面站”模式的地面站建设和链路成本, 而且能够极大缩短交互时间, 提高交互效率。下一步, 将对歧义词算法进行改进、数据集扩充、接口设置和嵌入式系统实验。该方案的提出对未来研究有人无人协同和融合空域飞行具有重要意义。

### 参考文献:

[1] 慕琦. 基于多维视角的中国 UAM 产业发展需求浅析[J].

\*\*\*\*\*

(上接第 72 页)

[13] 焦阳. 基于改进蚁群算法的无人机三维路径规划研究[J]. 舰船电子工程, 2019, 39(3): 41-45.

[14] 魏江, 王建军, 王健, 等. 基于改进蚁群算法的三维航迹规划[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(17): 217-223.

[15] 高颖, 陈旭, 周士军, 等. 基于改进蚁群算法的多批次协同三维航迹规划[J]. 西北工业大学学报, 2016, 34(1): 41-46.

[16] 揭东, 汤新民, 陈济达, 等. 改进蚁群算法的多无人机冲突解脱技术研究[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与

空运商务, 2020(3): 51-54.

[2] THOMAS C, BHARADWAJ R, MONDAL A K, et al. Design and Development of Voice Control System for Micro Unmanned Aerial Vehicles[C]//2018 Aviation Technology, Integration, and Operations Conference. IEEE, 2018.

[3] 曹煦, 冯士恩. 无人机技术应用现状和发展趋势研究[J]. 计算机产品与流通, 2020(7): 107.

[4] 潘卫军, 卓星宇. 无人机响应延迟对共用管制空域的影响研究[J]. 飞航导弹, 2017(2): 25-30.

[5] WANG Y, PANG Y, GORCESKI S, et al. A Voice Communication-Augmented Simulation Framework for Aircraft Trajectory Simulation[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021(99): 1-11.

[6] CHEN Q, ZHUO Z, WANG W. Bert for joint intent classification and slot filling[J]. arXivpreprint arXiv: 1902.10909, 2019.

[7] LIU B, LANE I. Joint Online Spoken Language Understanding and Language Modeling with Recurrent Neural Networks[OL]. (2016.09.06). [2017-10-29]. https://arxiv.org/abs/1609.01462v1.

[8] 路玉君. 基于 RNN 的陆空通话语义描述与度量方法[D]. 天津: 中国民航大学, 2017.

[9] 中国民用航空总局. 空中交通无线电通话用语指南[M]. 成都: 西南交通大学出版社, 2005: 21-52.

[10] 杨波, 杨凯, 林毅, 等. 基于深度学习的空管指挥安全监控技术研究[C]//第一届空中交通管理系统技术学术年会论文集, 北京: 电子工业出版社, 2018.

[11] 华冰涛, 袁志祥, 肖维民, 等. 基于 BLSTM-CNN-CRF 模型的槽填充与意图识别[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(9): 139-143.

工程版), 2020, 44(1): 141-147.

[17] TANG X, JI X, LI T. Key technology in multi-UAV conflict detection and resolution strategy[J]. Transactions of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 37(2): 175-186.

[18] 吴学礼, 贾云聪, 张建华, 等. 一种改进蚁群算法的无人机避险方法仿真研究[J]. 河北科技大学学报, 2018, 39(2): 166-175.

[19] 欧阳志宏, 郭强. 改进蚁群算法的无人机突防航路规划[J]. 现代防御技术, 2018, 46(1): 74-78.

[20] 赵红超, 周洪庆, 王书湖. 无人机三维航迹规划的量子粒子群算法[J]. 航天控制, 2021, 39(1): 40-45.