

12-13-2019

LSTM Model for Trajectory Design of Missile-Borne BFSAR Imaging Guidance

Bohao Li

1. State Key Laboratory of Virtual Reality Technology and System, Beihang University, Beijing 100191, China; ;2. School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China; ;3. Science and Technology on Aircraft Control Laboratory, Beijing 100191, China;

Yunjie Wu

1. State Key Laboratory of Virtual Reality Technology and System, Beihang University, Beijing 100191, China; ;2. School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China; ;3. Science and Technology on Aircraft Control Laboratory, Beijing 100191, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

LSTM Model for Trajectory Design of Missile-Borne BFSAR Imaging Guidance

Abstract

Abstract: In the multi-platform path planning of multi-missile cooperative guidance algorithm used for missile-borne Bi-static Forward-looking Synthetic Aperture Radar (BFSAR) imaging, it is necessary to plan and adjust the transmitter trajectory according to the space state of the receiver and the path constraints between the receiver and the transmitter. *An effective LSTM model is constructed to study and train the trajectory path generated by the existing algorithms, and the direct mapping relationship between the receiver space state, path constraint and the trajectory of the transmitter is obtained.* The simulation results not only show that LSTM is feasible in multi-missile path planning, but also greatly improves the efficiency.

Keywords

LSTM, Cooperative Guidance, Optimal Feedback Control, BFSAR

Recommended Citation

Li Bohao, Wu Yunjie. LSTM Model for Trajectory Design of Missile-Borne BFSAR Imaging Guidance[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(12): 2696-2701.

弹载雷达成像制导路径规划的 LSTM 模型研究

李博皓^{1,2,3}, 吴云洁^{1,2,3}

(1. 北京航空航天大学虚拟现实技术与系统国家重点实验室, 北京 100191;

2. 北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院, 北京 100191; 3. 飞行器控制一体化技术重点实验室, 北京 100191)

摘要: 在进行前视双基弹载合成孔径雷达成像制导的协同路径规划时, 多导弹成像的弹道要求以运动学约束的形式描述。最优反馈控制协同制导路径规划算法根据接收机空间状态、接收机和发射机之间的路径约束规划并调整发射机弹道路径。构建有效的 LSTM 模型, 对最优反馈控制协同制导路径规划算法生成的弹道路径进行学习训练, 得到接收机空间状态、路径约束和发射机弹道的直接映射关系。模型仿真结果不仅表明 LSTM 神经网络应用在弹载雷达成像制导路径规划中是可行的, 同时也极大地提高了路径规划的效率。

关键词: LSTM; 协同制导; 最优反馈控制; 前视双基 SAR

中图分类号: TP273⁺.3 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2019) 12-2696-06

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-FZ0314

LSTM Model for Trajectory Design of Missile-Borne BFSAR Imaging Guidance

Li Bohao^{1,2,3}, Wu Yunjie^{1,2,3}

(1. State Key Laboratory of Virtual Reality Technology and System, Beihang University, Beijing 100191, China;

2. School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China;

3. Science and Technology on Aircraft Control Laboratory, Beijing 100191, China)

Abstract: In the multi-platform path planning of multi-missile cooperative guidance algorithm used for missile-borne Bi-static Forward-looking Synthetic Aperture Radar (BFSAR) imaging, it is necessary to plan and adjust the transmitter trajectory according to the space state of the receiver and the path constraints between the receiver and the transmitter. An effective LSTM model is constructed to study and train the trajectory path generated by the existing algorithms, and the direct mapping relationship between the receiver space state, path constraint and the trajectory of the transmitter is obtained. The simulation results not only show that LSTM is feasible in multi-missile path planning, but also greatly improves the efficiency.

Keywords: LSTM; Cooperative Guidance; Optimal Feedback Control; BFSAR

引言

弹载 SAR (合成孔径雷达) 成像约束的寻的制

导技术是解决多导弹协同路径规划问题的关键技术之一。在导弹末制导高动态条件下, 单基前视 SAR 难以对目标区域进行全程二维高分辨成像探测^[1], 而双基前视 SAR 成像策略由于能增强方位向多普勒分辨率, 提供更高分辨率的前视成像, 因此在导弹末制导等方面得到越来越多的应用^[2]。

双基 SAR 成像研究主要集中在一个发射机和



收稿日期: 2019-05-20 修回日期: 2019-07-12;
基金项目: 国家自然科学基金(91216304);
作者简介: 李博皓(1990-), 男, 河北保定, 博士生, 研究方向为导航制导与控制; 吴云洁(1969-), 女, 河北保定, 博士, 教授, 博导, 研究方向为飞行器制导与控制、复杂系统建模/验模/仿真、半物理仿真系统研制/集成、智能控制理论等。

<http://www.china-simulation.com>

• 2696 •

一个接收机的成像算法方面。文献[3]研究了一种被动式双基 SAR 成像方法, 以导航卫星为发射机, 以地面移动车辆为接收机。文献[4]提出了一种用于接收机固定的双基 SAR 二维频谱快速数据仿真方法。成像算法所基于的构型主要有: 接收机静止^[5]、发射机静止^[2]、发射机和接收机以相同速度沿 X 轴运动^[1, 6-8]、接收机平行于 X 轴以恒速运动而发射机在 XOY 平面恒速直线运动^[9]、接收机平行于 X 轴以恒速运动而发射机在 XOZ 平面恒速直线运动^[10]。对于高动态条件下弹道导弹末制导段的弹载雷达成像和弹道设计问题, 文献[11]对协同路径的规划约束进行分析, 将路径设计转化为终端受限的最优控制问题, 并进一步扩展和推导了导弹编队在三维空间中时变约束的一般形式, 并应用基于最优反馈控制的高斯伪谱法设计弹道。

近些年, 以深度学习为代表的机器学习领域取得了巨大进步, 而长短时记忆模型(LSTM)^[12]是深度学习中的研究热点之一。LSTM 属于循环神经网络的一种, 对时间序列数据有较强的处理能力。本文的主要工作是构建 LSTM 模型, 并利用弹载双基 SAR 弹道、实时成像约束对模型进行训练, 最终使该模型能够准确输出满足成像约束要求的发射机路径。

本文主要内容如下: 第 1 部分对需要解决的双基 SAR 协同路径规划问题进行描述, 介绍用于生成弹道数据的协同制导算法; 第 2 部分介绍循环神经网络 RNN 并对 RNN 在双基 SAR 协同路径规划中的可行性进行分析; 第 3 部分构建用于路径规划的 LSTM 模型, 对模型性能进行实验验证; 第 4 部分对所提算法进行分析总结。

1 弹载雷达成像制导路径规划

1.1 问题描述

弹载雷达成像制导路径规划主要解决的问题是, 为了保证弹载前视双基 SAR 满足对目标的高分辨成像要求, 设计满足成像空间构型的飞行路径。协同弹道构型约束包括位移比 A_u 、位移角 θ_u 、

速度比 A_v 、斜视角 S_a , 接收机飞行状态为已知量, 为了保证弹载前视 SAR 的成像分辨率, 需要根据成像约束生成发射机最优轨迹。

弹载双基 SAR 的协同轨迹设计需要考虑的约束有位移比、位移角、速度角、斜视角, 约束范围由成像分辨率确定^[13]。高速机动导弹满足成像的弹道要求等价于接收机和发射机的轨迹满足动态约束。成像约束定义如图 1 所示。

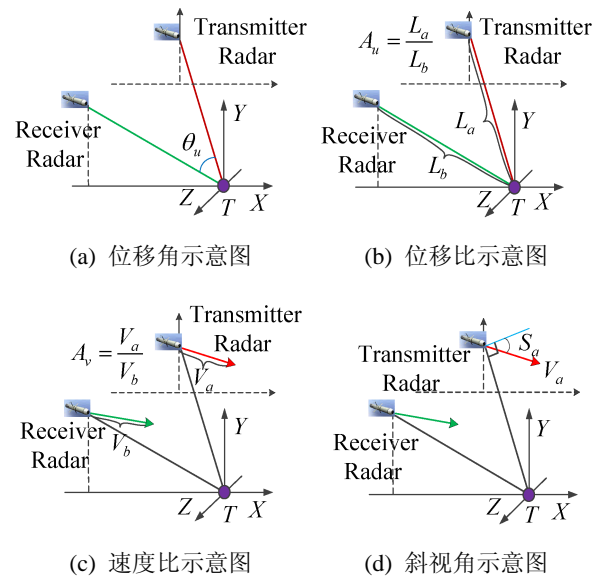


图 1 双基 SAR 成像空间构型的约束定义
Fig. 1 BFSAR geometry constraints for imaging

图 1 为发射机相对于接收机约束的定义。接收机在射面内运动并攻击目标, 发射机在三维空间内运动并为接收机成像提供构型条件。发射机位移为 $X_a=(x_a, y_a, z_a)$, 接收机位移为 $X_b=(x_b, y_b, z_b)$, 发射机速度为 $V_a=(v_x a, v_y a, v_z a)$, 接收机速度为 $V_b=(v_x b, v_y b, v_z b)$ 。 $r2d$ 是弧度和角度转换比。

位移比定义为:

$$A_u = \frac{\sqrt{x_a^2 + y_a^2 + z_a^2}}{\sqrt{x_b^2 + y_b^2 + z_b^2}} \quad (1)$$

位移角定义为:

$$\cos(\theta_u / r2d) = \frac{(x_a, y_a, z_a) \cdot (x_b, y_b, z_b)}{\sqrt{x_a^2 + y_a^2 + z_a^2} \cdot \sqrt{x_b^2 + y_b^2 + z_b^2}} \quad (2)$$

速度比定义为:

$$A_v = \frac{\sqrt{vx_a^2 + xy_a^2 + vz_a^2}}{\sqrt{vx_b^2 + xy_b^2 + vz_b^2}} \quad (3)$$

照射弹斜视角定义为:

$$\sin(S_a / r2d) = \frac{-(x_a, y_a, z_a) \cdot (vx_a, vy_a, vz_a)}{\sqrt{x_a^2 + y_a^2 + z_a^2} \cdot \sqrt{vx_a^2 + vy_a^2 + vz_a^2}} \quad (4)$$

1.2 最优反馈控制协同制导路径规划

最优反馈控制算法,根据接收机实时路径和路径约束设计发射机的在线路径规划策略。在规划的每个周期对约束进行转化,将控制量求解问题设计为终端受限的最优控制问题,然后通过发射机路径仿真模块跟踪控制量得到满足约束要求的发射机轨迹。算法详情见文献[11],本文仅给出利用最优反馈控制算法进行弹道路径规划的步骤如下:

step 1: 已知当前时刻 t_i 发射机和接收机弹道状态,设发射机和接收机过载在采样周期内线性增加或不变,预测 t_{i+1} 时刻发射机和接收机弹道状态;

step 2: 已知 t_{i+1} 时刻的实时约束和预测弹道状态,对约束进行简化,计算发射机满足约束限制的终端状态;

step 3: 已知 t_i 时刻发射机的初始状态、 t_{i+1} 时刻的终端状态,定义控制量的平方和为目标函数,利用最优控制算法求解得到控制量 $u(t)=k(t,x_i)$;

step 4: 设发射机计算时间为 t_i^c ,在 $t \in [t_i, t_i + t_i^c]$ 时跟踪控制量 $u(t) = k(t, x_{i-1})$,在 $t \in [t_i + t_i^c, t_{i+1}]$ 时跟踪控制量 $u(t) = k(t, x_i)$,最终得到 t_{i+1} 时刻发射机的弹道状态;

step 5: 重复 step 1~4 直至到达要求的仿真时间。

2 LSTM 网络与双基 SAR 路径规划

2.1 LSTM 网络

LSTM 网络是循环神经网络中应用最为广泛的网络结构。循环神经网络(RNN)的主要用途是处理和预测时间序列数据,与全连接网络或 CNN 等模型相比, RNN 隐藏层的输入有两个部分,一部分为上一时刻隐藏层的输出,另一部分为当前时刻的输入^[13]。RNN 结构如图 2 所示,其中 A 表示

RNN 内部的网络结构, x_t 和 h_t 分别表示 t 时刻 RNN 网络的输入和输出。

随着序列数据间隔不断增大, RNN 逐渐丧失学习到连接较远信息的能力,这一问题被称为长期依赖问题^[14], LSTM 通过精巧的设计来避免长期依赖问题。图 3 给出了 LSTM 的内部结构, x_t 和 h_t 分别表示 t 时刻 LSTM 网络的输入和输出。LSTM 是一种拥有 3 个“门”结构的特殊网络结构,每个“门”表示一个 sigmoid 函数,用 σ 表示。当门打开时(sigmoid 输出为 1 时),全部信息都可以通过;当门关上时(sigmoid 输出为 0),任何信息都无法通过。在设计 LSTM 网络时,使用该结构代替普通的神经元。

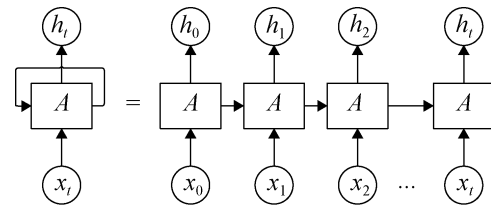


图 2 循环神经网络结构图
Fig. 2 Structure of RNN

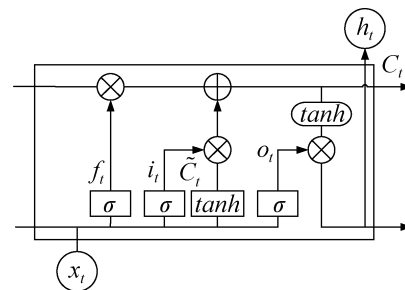


图 3 LSTM 网络结构示意图
Fig. 3 Structure of LSTM

遗忘门:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (5)$$

输入门:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (6)$$

候选记忆单元:

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (7)$$

当前时刻记忆单元:

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t \quad (8)$$

输出门:

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (9)$$

输出:

$$h_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (10)$$

2.2 循环神经网络与协同制导路径规划

从 1.2 节最优反馈路径规划的运算过程可以总结出, 算法由 t_i 时刻发射机和接收机弹道状态, t_{i+1} 时刻实时约束, 求解得到 t_{i+1} 时刻发射机的弹道状态。接收机弹道状态、实时路径约束作为已知量可以直接输入, 而所需的 t_i 时刻发射机弹道状态, 可以由上一时刻算法的解给出。

神经网络在理论上可以模拟任何非线性函数, 构建有效的神经网络模型对已有弹道进行训练可以得到已知条件和发射机弹道的直接映射关系, 将极大地提高路径规划的运算效率。

根据最优反馈控制弹道路径规划的数学模型可知, 如果构建传统的神经网络结构模型, 应当定义 t_i 时刻发射机位移 $X_a(t_i)$, 发射机速度 $V_a(t_i)$, 接收机位移 $X_b(t_i)$, 接收机速度 $V_b(t_i)$, t_{i+1} 时刻位移角约束均值 $\theta(t_{i+1})$, 位移比约束均值 $A_u(t_{i+1})$, 速度比约束均值 $A_v(t_{i+1})$, 斜视角约束均值 $S_a(t_{i+1})$ 共 8 组特征作为输入量。定义 t_{i+1} 时刻发射机位移 $X_a(t_{i+1})$, 发射机速度 $V_a(t_{i+1})$, 共 2 组特征作为输出量。传统神经网络结构每次迭代运算得到发射机状态之后需要进行滑动窗口样本替代, 将输出的发射机状态输入到下一时刻的神经网络中, 计算下一时刻发射机状态。滑动窗口样本替代不仅降低了运算效率还会造成累计误差, 这也是深度学习模型在弹道轨迹规划应用中的难点之一。

本文之所以选用循环神经网络来构建最优反馈路径规划的深度模型主要有两点原因: 一是循环神经网络适用于处理时间序列数据, 适合对弹道路径进行学习和训练; 二是循环神经网络在理论上可以避免滑动窗口样本替代问题。如果构建最优控制路径规划的 RNN 模型, 应当定义 t_i 时刻接收机位移 $X_b(t_i)$, 接收机速度 $V_b(t_i)$, t_{i+1} 时刻位移角约束均值 $\theta(t_{i+1})$, 位移比约束均值 $A_u(t_{i+1})$, 速度比约束均

值 $A_v(t_{i+1})$, 斜视角约束均值 $S_a(t_{i+1})$ 共 6 组特征作为输入量。定义 t_{i+1} 时刻发射机位移 $X_a(t_{i+1})$, 发射机速度 $V_a(t_{i+1})$, 共 2 组特征作为输出量。 t_i 时刻 RNN 的隐藏层输出包含了 t_{i+1} 时刻发射机弹道状态的隐藏特征, 该特征可以直接输入到 t_{i+1} 时刻 RNN 的隐藏层中与该时刻的输入一起计算 t_{i+2} 时刻的接收机弹道状态, 避免了因为滑动窗口样本替代而引起的运算效率问题和累计误差问题。

3 基于 LSTM 的路径规划算法研究

3.1 实验数据获取

选取一组基础约束范围, 并在该范围 $\pm 10\%$ 的区间内均匀选取 21 组约束, 利用最优反馈控制算法生成 21 组满足约束要求的弹道路径作为训练数据。在 $\pm 10\%$ 的区间内随机选取约束范围, 利用最优反馈控制算法生成多组测试数据。设最优反馈控制算法仿真时间 60 s, 采样间隔 0.01 s, 每组轨迹可以得到 6 000 组特征数据, 21 组轨迹可以得到所选约束区间内的大量训练数据。

3.2 协同制导路径规划的 LSTM 模型

经过多次实验以及调试, 最终得到路径规划的 LSTM 模型结构如图 4 所示。

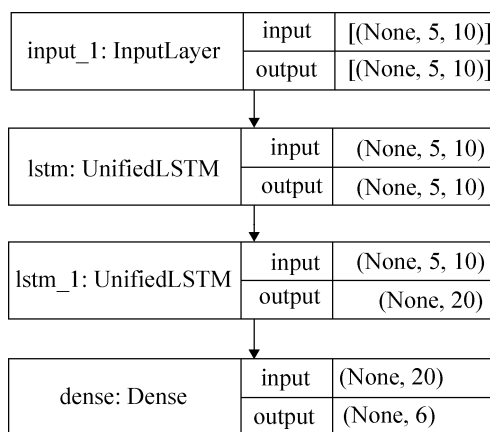


图 4 协同制导路径规划的 LSTM 模型

Fig. 4 LSTM model of cooperative guidance path planning

输入特征 $X_b(t_i)$, $V_b(t_i)$, $\theta(t_{i+1})$, $A_u(t_{i+1})$, $A_v(t_{i+1})$, $S_a(t_{i+1})$, 输出特征 $X_a(t_{i+1})$, $V_a(t_{i+1})$ 。又因速度和位

移特征有 3 个分量, 因此输入维度 10, 输出维度 6。开始训练之前需要对这些 16 组维度的特征数据分别进行归一化处理。该 LSTM 模型的隐藏层共有 30 个神经元结点, 模型的时间相关性步长为 5, 输出层为全连接层, 激活函数为 sigmoid, 可训练权重数目为 3 446, 损失函数为均方对数误差 MSLE, 学习算法为 AdaGrad 算法, 该算法属于梯度下降算法, 可以动态的调整学习率。

3.3 实验仿真

本文实验使用 python 编程语言 TensorFlow 机器学习框架, GTX 1080 TI GPU 对网络进行训练, 训练回合数 $n=5\ 000$, 训练时长 2 h。完成训练以后, 随机选取约束进行测试, 将 LSTM 模型生成的发射机弹道轨迹与最优反馈控制规划的发射机弹道轨迹进行对比, 实验结果如图 5~7 所示。

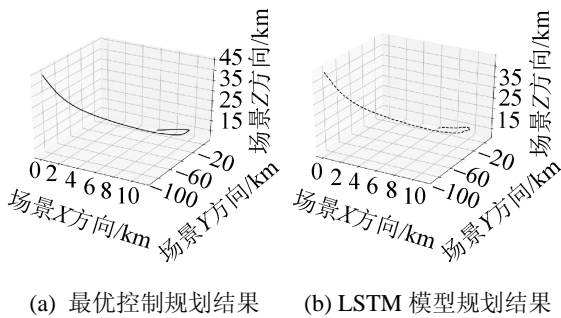


图 5 实验仿真结果 1
Fig. 5 Simulation results 1

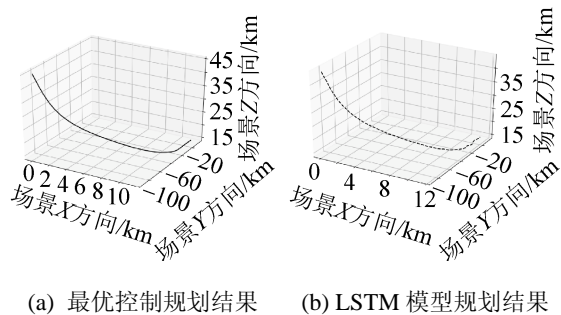


图 6 实验仿真结果 2
Fig. 6 Simulation results 2

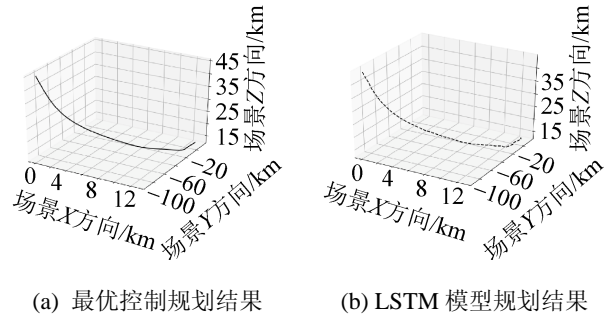


图 7 实验仿真结果 3
Fig. 7 Simulation results 3

4 结论

本文的主要工作是训练得到了最优反馈控制双基 SAR 弹道路径规划的 LSTM 模型, 相比原路径规划算法, 本文所述算法运算速度更快, 训练完成以后只需接收机状态和约束要求就可以迅速得到发射机状态, 实时性有了极大提升。实验仿真也证明, 在约束变化范围内该模型可以得到与最优反馈控制几乎一致的运算结果。

但是算法依然存在一定的不足, 对网络进行训练选择的轨迹是在特定约束范围下生成的, 因此应用该网络生成轨迹时也仅在该约束范围内具有较好的效果。同时神经网络训练无法避免最终误差的存在, 因此得到的轨迹并不十分平滑, 尤其是在轨迹末端该问题比较突出。尽管该模型还存在上述不足, 但是利用 LSTM 网络进行弹道轨迹规划的可行性在本文中得到了理论和实验上的证明。在后续研究过程中将对算法进行进一步完善。

参考文献:

- [1] Ma C, Gu H, Su W, et al. Focusing bi-static forward-looking synthetic aperture radar based on modified Loffeld's bi-static formula and chirp scaling algorithm[J]. Journal of Applied Remote Sensing (S1931-3195), 2014, 8(1): 083586.
- [2] Chen S, Yuan Y, Zhang S, et al. A New Imaging Algorithm for Forward-Looking Missile-borne Bi-static SAR[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing (S1939-1404), 2016, 9(4): 1543-1552.
- [3] Antoniou M, Zhou H, Zeng Z, et al. Passive bistatic synthetic aperture radar imaging with Galileo

- transmitters and a moving receiver: experimental demonstration[J]. *IET Radar, Sonar and Navigation* (S1939-1404), 2013, 7(9): 985-993.
- [4] Yan F, Chang W, Li X. Rapid raw data simulation for fixed-receiver bistatic interometric synthetic aperture radar[J]. *Journal of Applied Remote Sensing* (S1931-3195), 2016, 10(3): 036001.
- [5] Xie H, Shi S, Xiao H, et al. Efficient Time-Domain Imaging Processing for One-Stationary Bi-static Forward-Looking SAR Including Motion Errors[J]. *Sensors* (S1424-8220), 2016, 16(11): 1907.
- [6] Pu W, Huang Y, Wu J, et al. A residual range cell migration correction algorithm for bi-static forward-looking SAR[J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing* (S1939-1404), 2016, 2016(1): 110.
- [7] Pu W, Wu J, Huang Y, et al. Motion Errors and Compensation for Bi-static Forward-Looking SAR With Cubic-Order Processing[J]. *IEEE Transactions on Geo-science and Remote Sensing* (S1687-6180), 2016, 54(12): 6940-6957.
- [8] Li Z, Wu J, Huang Y, et al. Ground-Moving Target Imaging and Velocity Estimation Based on Mismatched Compression for Bi-static Forward-Looking SAR[J]. *IEEE Transactions on Geosciences And Remote Sensing* (S0196-2892), 2016, 54(6): 3277-3291.
- [9] Wu J, Sun Z, Li Z, et al. Focusing Translational Variant Bi-static Forward-looking SAR Using Keystone Transform and Extended Nonlinear Chirp Scaling[J]. *Remote Sensing* (S2072-4292), 2016, 8(10): 840.
- [10] Li Z, Wu J, Huang Y, et al. An Adaptive Moving Target Imaging Method for Bi-static Forward-looking SAR Using Keystone Transform and Optimization NLCS[J]. *Sensors* (S1424-8220), 2017, 17(1), 216.
- [11] Wu Y, Zhu F, Song C. Optimal discretization of feedback control in missile formation[J]. *Aerospace Science and Technology* (S1270-9638), 2017, 67: 456-472.
- [12] Chemali E, Kollmeyer P J, Preindl M, et al. Long short-term memory networks for accurate state-of-charge estimation of Li-ion batteries[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics* (S0278-0046), 2018, 65(8): 6730-6739.
- [13] Zhang D, Lindholm G, Ratnaweera H. Use long short-term memory to enhance Internet of Things for combined sewer overflow monitoring[J]. *Journal of hydrology* (S0022-1694), 2018, 556: 409-418.
- [14] Ordóñez F, Roggen D. Deep convolutional and lstm recurrent neural networks for multimodal wearable activity recognition[J]. *Sensors* (S1424-8220), 2016, 16(1): 115.