基于岭最小截平方的传感器稳健配准方法

田 威[1],彭华甫[1,2],黄高明[1],林晓烘[1],王雪宝[1]
(1. 海军工程大学电子工程学院,湖北武汉 430033;2. 解放军92773部队,浙江温州 325807)

摘 要: 传感器配准是多传感器数据融合系统获得性能优势的关键前提.受随机噪声、系统误差、虚警、漏报等因素的干扰,传感器配准常常工作在非理想关联环境中,依赖于理想关联假设的传统配准方法性能衰退严重.另一方面,传统传感器配准方法对目标分布场景敏感,当目标密集分布时,配准问题呈现病态性,估计结果数值不稳定.本文重点研究非理想关联及场景病态性共存时的传感器稳健配准问题,提出了系统误差的岭最小截平方(Ridge Least Trimmed Squares,RLTS)估计方法.该方法结合了岭回归(Ridge Regression,RR)与最小截平方(Least Trimmed Squares,LTS)估计的优点,能够有效应对错误关联及病态性的不良影响.仿真实验证实了所提方法的稳健性能.

关键词: 传感器配准;系统误差估计;非理想关联;病态性;岭最小截平方
中图分类号: TP212 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)05-1009-08
电子学报URL: http://www.ejournal.org.cn **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.05.005

Robust Sensor Registration Based on Ridge Least Trimmed Squares

TIAN Wei[1], PENG Hua-fu[1,2], HUANG Gao-ming[1], LIN Xiao-hong[1], WANG Xue-bao[1]
(1. *College of Electronic Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan, Hubei* 430033, *China*;
2. *Unit* 92773 *of the PLA, Wenzhou, Zhejiang* 325807, *China*)

Abstract: Sensor registration is the key precondition of the performance advantages of the multisensor data fusion system. In the presence of random errors, sensor biases, false alarms and missed detections, sensor registration usually works in a nonideal association envrionment. Traditional registration approches relying on the ideal association condition degrade seriously. On the other hand, traditional registration methods are sensitive to the target distribution. When targets are densely distributed, the registration problem is ill-conditioned and the estimation encounters the numerical instability phenomena. Focusing on sensor registration in the context of nonideal association and ill-condition, this paper presents the robust registration approach based on ridge least trimmed squares (RLTS). The proposed approach combines the advantages of the ridge regression (RR) and the least trimmed squares (LTS) estimation. The RLTS can deal with nonideal association and ill-condition simultaneously. Simulation results verify the robust performance of the RLTS method.

Key words: sensor registration; system bias estimation; nonideal association; ill-condition; ridge least trimmed squares

1 引言

传感器配准是多传感器数据融合系统获得性能优势的关键前提,主要完成传感器系统误差的估计与补偿.其基本思想是基于多个公共目标的观测数据构建方程组,通过方程组的求解来获得系统误差的估计结果.由于依靠非合作目标的传感器配准方法对复杂应用场景具有更强的适应性,本文研究非合作目标场景下的传感器配准问题.关于合作目标场景下的传感器配准方法,可参见文献[1,2].

非合作目标场景下的传感器配准方法主要包括实时质量控制(Real Time Quality Control,RTQC)法[3]、最小二乘(Least Squares,LS)法[4~6]、最大似然(Maximum Likelihood,ML)法[7]、精确极大似然(Exact Maximum Likelihood,EML)法[8]、期望极大化(Expectation-Maximisation,EM)法[9]等等.其中,LS法作为一种简单易行的处理方法,在工程实践中应用广泛.

这些方法尽管都取得了一定程度的成功,但却忽视了以下两个复杂因素的影响.一是,非理想关联环境.系统误差求解方程组的正确构建依赖于目标之间的正

收稿日期:2017-11-28;修回日期:2018-12-31;责任编辑:蓝红杰
基金项目:国家自然科学基金(No.61601491,No.61803379);中国博士后科学基金(No.2017M613370,No.2018T111129)

确关联配对关系. 受随机噪声、系统误差、虚警、漏报等干扰因素的影响,数据融合系统关联模块输出结果中不可避免地包含错误关联. 针对此问题,文献[10,11]提出将错误关联视为系统误差估计过程中的特殊野值进行处理的思路,并将稳健估计理论中的最小中值平方(Least Median of Squares,LMS)估计器应用到系统误差估计领域,取得了较好的结果. 非理想关联下传感器配准问题的最新研究进展是基于最小截平方(Least Trimmed of Squares,LTS)的系统误差估计方法[12],与LMS相比,该方法进一步降低了系统误差估计结果对随机误差的敏感程度. 二是,配准场景病态性. 文献[13,14]将目标密集型场景归为传感器系统误差估计问题的病态场景,并引入条件数作为场景病态性评估的指标. 文献[15]从可观测度的角度研究了系统误差估计问题的病态性. 文献[16]给出了传感器配准的奇异值分解方法. 病态场景下传感器配准问题的最新研究进展是系统误差的岭回归(Ridge Regression,RR)方法[17],该方法通过引入条件数约束,给出了岭参数的最优取值策略,良态场景下与LS性能保持一致,病态场景下有效降低了配准误差.

本文的创新性在于,同时考虑了非理想关联及场景病态性的不良影响,提出了一种非理想关联及场景病态性共存时的传感器稳健配准方法.

2 问题描述

考虑传感器A和B观测2维公共探测区域内目标的距离和方位,以正北为方位0轴,顺时针为正方向. 假设传感器自身定位准确,传感器系统误差存在于目标的距离和方位测量上,可建模为加性常数,则传感器 s 的系统误差向量可表示为

$$\boldsymbol{b}_s=[b_s^r,b_s^\theta]^{\mathrm{T}} \tag{1}$$

其中,b_s^r,b_s^θ 分别为距离、角度系统误差.

假设传感器A和B已经过时间同步处理,为使符号简洁,下文公式中时间变量不显式表达. 关于异步传感器配准问题的处理方法可参见文献[18]. 考虑传感器A和B忽略系统误差的影响,在本地完成多目标数据关联与滤波处理,获得了目标的状态估计. 由于系统误差对目标速度的影响较小,仅使用目标的位置状态估计来研究系统误差估计问题. 记 $\boldsymbol{x}_s(k)=[x_s(k),y_s(k)]^{\mathrm{T}}$ 为目标 k 在2维公共直角坐标系下的真实位置向量(加下标 s 是为了便于叙述),则在给定时刻传感器 s 关于目标 k 的位置状态估计 $\hat{\boldsymbol{x}}_s(k)$ 可建模为[13]

$$\hat{\boldsymbol{x}}_s(k)=\boldsymbol{x}_s(k)+\boldsymbol{e}_s(k)+\boldsymbol{F}_s(k)\boldsymbol{b}_s \tag{2}$$

其中,$\boldsymbol{e}_s(k)$ 为传感器 s 对目标 k 的位置状态估计误差,有 $\boldsymbol{e}_s(k)\sim\mathcal{N}(0,\boldsymbol{P}_s(k))$,$\boldsymbol{P}_s(k)$ 为相应协方差矩阵;$\boldsymbol{F}_s(k)\boldsymbol{b}_s$ 为由系统误差引入的额外偏差,有

$$\boldsymbol{F}_s(k)=\begin{bmatrix}\sin(\theta_s(k)) & r_s(k)\cos(\theta_s(k))\\ \cos(\theta_s(k)) & -r_s(k)\sin(\theta_s(k))\end{bmatrix} \tag{3}$$

式(3)中 $r_s(k)$ 和 $\theta_s(k)$ 分别为传感器 s 对目标 k 的距离和角度估计(或观测). 对传感器A和B关于目标 k 的位置状态估计联立方程,可得

$$\Delta\hat{\boldsymbol{x}}(k)=\Delta\boldsymbol{e}(k)+\boldsymbol{F}(k)\boldsymbol{b} \tag{4}$$

其中,$\Delta\hat{\boldsymbol{x}}(k)=\hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{A}}(k)-\hat{\boldsymbol{x}}_{\mathrm{B}}(k)$,$\Delta\boldsymbol{e}(k)=\boldsymbol{e}_{\mathrm{A}}(k)-\boldsymbol{e}_{\mathrm{B}}(k)$,$\boldsymbol{F}(k)=[\boldsymbol{F}_{\mathrm{A}}(k)\quad -\boldsymbol{F}_{\mathrm{B}}(k)]$,$\boldsymbol{b}=[\boldsymbol{b}_{\mathrm{A}}^{\mathrm{T}}\quad \boldsymbol{b}_{\mathrm{B}}^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}$. 若忽略共同过程噪声的影响,有 $\Delta\boldsymbol{e}(k)\sim\mathcal{N}(0,\boldsymbol{P}_{\mathrm{A}}(k)+\boldsymbol{P}_{\mathrm{B}}(k))$. 假设传感器A和B共同探测到 N 个目标,将式(4)推广,联立得到

$$\Delta\hat{\boldsymbol{x}}=\Delta\boldsymbol{e}+\boldsymbol{F}\boldsymbol{b} \tag{5}$$

其中,$\Delta\hat{\boldsymbol{x}}=[\Delta\hat{\boldsymbol{x}}(1)^{\mathrm{T}},\Delta\hat{\boldsymbol{x}}(2)^{\mathrm{T}},\cdots,\Delta\hat{\boldsymbol{x}}(N)^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}$,

$\Delta\boldsymbol{e}=[\Delta\boldsymbol{e}(1)^{\mathrm{T}},\Delta\boldsymbol{e}(2)^{\mathrm{T}},\cdots,\Delta\boldsymbol{e}(N)^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}$,

$\boldsymbol{F}=[\boldsymbol{F}(1)^{\mathrm{T}},\boldsymbol{F}(2)^{\mathrm{T}},\cdots,\boldsymbol{F}(N)^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}$.

考虑不同目标之间的位置状态估计误差相互独立,则有

$$\Delta\boldsymbol{e}\sim\mathcal{N}(0,\boldsymbol{P}) \tag{6}$$

$$\boldsymbol{P}=\mathrm{diag}(\boldsymbol{P}_{\mathrm{A}}(1)+\boldsymbol{P}_{\mathrm{B}}(1),\boldsymbol{P}_{\mathrm{A}}(2)+\boldsymbol{P}_{\mathrm{B}}(2),\cdots,\boldsymbol{P}_{\mathrm{A}}(N)+\boldsymbol{P}_{\mathrm{B}}(N)) \tag{7}$$

式(5)为2维距离、角度测量传感器系统误差配准问题的基本方程.

系统误差估计结果可通过求解式(8)对应的优化问题来获得,即

$$\min\ \|\Delta\hat{\boldsymbol{x}}-\boldsymbol{F}\boldsymbol{b}\|^2 \tag{8}$$

当 $\|\cdot\|$ 取 l_2 范数时,得到系统误差的LS估计,有

$$\hat{\boldsymbol{b}}_{\mathrm{LS}}=(\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F})^{-1}\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}\Delta\hat{\boldsymbol{x}} \tag{9}$$

当 $\|\cdot\|$ 取 $\boldsymbol{P}$ -二次范数时,得到系统误差的广义最小二乘(Generalized Least Squares,GLS)估计,有

$$\hat{\boldsymbol{b}}_{\mathrm{GLS}}=(\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{F})^{-1}\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\Delta\hat{\boldsymbol{x}} \tag{10}$$

GLS利用随机误差协方差对观测数据加权,但在一些应用中传感器仅将目标状态估计结果上报融合中心[19]. 考虑到非理想关联及病态性问题对LS和GLS都存在,本文提出的解决思路对两种估计器而言没有本质区别. 本文以LS为基础展开讨论.

3 岭最小截平方配准方法的提出

本文重点研究非理想关联及场景病态性同时存在情况下的传感器配准问题.

3.1 非理想关联及场景病态性的影响

实际上,式(4)和式(5)隐含了理想数据关联的前提条件. 在给定时刻,假设数据关联结果认为传感器A探测到的目标 i 与传感器B探测到的目标 j 来自于同一

目标 k. 若关联关系(i,j)正确,则有

$$\Delta\hat{\boldsymbol{x}}(k)\sim\mathcal{N}([\boldsymbol{F}_{\mathrm{A}}(i)-\boldsymbol{F}_{\mathrm{B}}(j)]\cdot b,\boldsymbol{P}_{\mathrm{A}}(i)+\boldsymbol{P}_{\mathrm{B}}(j)) \tag{11}$$

若关联关系(i,j)错误,则有

$$\Delta\hat{\boldsymbol{x}}(k)\sim\mathcal{N}(\boldsymbol{x}_{\mathrm{A}}(i)-\boldsymbol{x}_{\mathrm{B}}(j)+[\boldsymbol{F}_{\mathrm{A}}(i)-\boldsymbol{F}_{\mathrm{B}}(j)]\cdot b,\boldsymbol{P}_{\mathrm{A}}(i)+\boldsymbol{P}_{\mathrm{B}}(j)) \tag{12}$$

此时,式(4)和式(5)不再成立. 依赖于理想关联假设的传统系统误差估计方法,在非理想关联环境下会出现性能的严重退化[10~13].

针对此问题,文献[10,11]视错误关联为系统误差估计过程的"特殊野值",并引入稳健估计理论中的高崩溃点(Breakdown Point,BP)估计器,有效提升了传感器配准方法的稳健性能. 最新研究进展是系统误差的 LTS 估计方法[12],令 $\hat{N}$ 为关联配对的目标数目,则 LTS 方法求解的优化问题为

$$\min_{b}\sum_{i=1}^{h}r_{(i)}^{2} \tag{13}$$

其中,$r_{(1)}^{2}\le r_{(2)}^{2}\le\cdots\le r_{(2\hat{N})}^{2}$ 为式(5)对应的从小到大排序的方程残差平方;h 为截常数,为获得 50% 的 BP,通常取[20]

$$h=\lfloor\frac{n}{2}\rfloor+\lfloor\frac{p+1}{2}\rfloor \tag{14}$$

式(14)中 n 为方程个数,p 为待估参量个数. 由于式(4)包含 x 和 y 方向上的两个方程,而传感器 A 和 B 的系统误差参量数目为 4,故有

$$h=\hat{N}+2 \tag{15}$$

LTS 配准方法考虑了非理想关联的影响,但当式(5)中的设计矩阵 $\boldsymbol{F}$ 存在病态性时,大的估计方差会使得 LTS 丧失对错误关联的有效检测识别能力.

在目标分布密集时,设计矩阵 $\boldsymbol{F}$ 的列向量之间存在较强的相关性,表现在 $\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F}$ 的条件数 $cond(\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F})$ 常常在10^{7} 以上[13,14,17]. 病态场景下传感器配准问题的解决思路是应用有偏估计来改善估计结果的数值稳定性. 最新研究进展是条件数约束下的 RR 方法[17],该方法对应的优化问题为

$$\min\ \|\Delta\hat{\boldsymbol{x}}-\boldsymbol{F}\boldsymbol{b}\|_{2}^{2}+\delta\ \|\boldsymbol{b}\|_{2}^{2} \tag{16}$$

其中,δ 为岭参数. 引入条件数约束,记 κ 为条件数门限常数(取 10^{7}),则有

$$\delta=\operatorname{argmin}\{\delta\,|\,\operatorname{cond}(\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F}+\delta\boldsymbol{I})\le\kappa\} \tag{17}$$

式(17)的解析解为

$$\delta=\frac{1}{\kappa-1}\max\{0,\lambda_{\max}(\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F})-\kappa\cdot\lambda_{\min}(\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F})\} \tag{18}$$

其中,$\lambda_{\max}(\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F})$ 和 $\lambda_{\min}(\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F})$ 分别为 $\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F}$ 的最大和最小特征值.

RR 方法通过引入对大 $\boldsymbol{b}$ 的惩罚项,有效改善了估计结果的数值稳定性. 但 RR 与 LS 方法类似,BP 为 0,不具备应对错误关联"特殊野值"的能力.

3.2　非理想关联及病态性共存时的稳健配准方法

与文[12]和文[17]不同,本文考虑非理想关联及场景病态性同时存在的复杂情形. 基本思想是在文[12]和文[17]的基础上,联合应用处理野值的稳健估计理论与处理病态性的有偏估计理论,提出系统误差的岭最小截平方(Ridge Least Trimmed Squares,RLTS)估计方法,如图 1 所示.

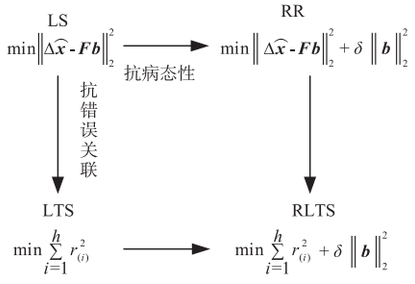


图1　有偏估计与稳健估计的联合应用思路

RLTS 配准方法求解的优化问题为

$$\min\ l(\boldsymbol{b})=\sum_{i=1}^{h}r_{(i)}^{2}+\delta\ \|\boldsymbol{b}\|_{2}^{2} \tag{19}$$

需要指出,问题(19)与(13)类似,不存在解析解,可在 PROGRESS 算法框架下完成解算[20]. PROGRESS 算法通过反复抽取、解算局部方程组,并对局部估计结果进行排序比较来获得最后的估计结果. 为使参数 δ 的选取与 LTS 的求解框架相匹配,可将问题(19)调整为

$$\min l(\boldsymbol{b})=\sum_{i=1}^{h}r_{(i)}^{2}+\delta_{q}\ \|\boldsymbol{b}\|_{2}^{2} \tag{20}$$

其中,$\delta_{q}=\operatorname{argmin}\{\delta_{q}\,|\,\operatorname{cond}(\boldsymbol{F}_{q}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{F}_{q}+\delta\boldsymbol{I})\le\kappa\}$,$\boldsymbol{F}_{q}$ 为从式(5)中抽取的若干方程构成的局部方程组对应的设计矩阵;δ_{q} 参数的具体取值可由式(18)确定,只需用 $\boldsymbol{F}_{q}$ 替换式(18)中的 $\boldsymbol{F}$ 即可. 参照文献[20]提出的 PROGRESS 算法的设计思路,下面给出 RLTS 算法的计算步骤.

第 1 步:局部方程组抽取. 从式(5)中反复抽取 m 个方程,构成 M 个局部方程组. 记 q 为局部方程组序号. 记 $\boldsymbol{F}_{q}\in\mathcal{R}^{m\times4}$ 为第 q 个局部方程组的设计矩阵. 初始化式(20)目标函数值 $l_{0}(b)$ 为∞. 令 $q=1$.

第 2 步:确定岭参数. 针对第 q 个局部方程组,将 $\boldsymbol{F}_{q}$ 带入式(18),求得岭参数 δ_{q}.

第 3 步:计算局部估计及其对应的式(19)目标函数 $l_{q}(\boldsymbol{b})$. 求解第 q 个局部方程组对应的 RR 估计 $\hat{\boldsymbol{b}}_{\mathrm{RR}}^{q}$,对方程组(5)残差平方进行排序,对前 h 项求和,并与惩罚项 $\delta_{q}\ \|\boldsymbol{b}\|_{2}^{2}$ 相加,得到局部估计对应的目标函数 $l_{q}(\boldsymbol{b})$. 若 $q<M$ 且 $l_{q}(\boldsymbol{b})<l_{q-1}(\boldsymbol{b})$,则用 $q+1$ 更新 q,返回第 2 步. 若 $q<M$ 且 $l_{q}(\boldsymbol{b})>l_{q-1}(\boldsymbol{b})$,则用 $l_{q-1}(\boldsymbol{b})$ 更新 $l_{q}(\boldsymbol{b})$,用 $\hat{\boldsymbol{b}}_{\mathrm{RR}}^{q-1}$ 更新 $\hat{\boldsymbol{b}}_{\mathrm{RR}}^{q}$,用 $q+1$ 更新 q,返回第 2 步.

若 $q=M$,则执行第 4 步.

第 4 步:输出估计结果 $\hat{\boldsymbol{b}}_{\mathrm{RLTS}}$. 若 $l_q(\boldsymbol{b})\leq l_{q-1}(\boldsymbol{b})$,则最终估计结果 $\hat{\boldsymbol{b}}_{\mathrm{RLTS}}$ 为 $\hat{\boldsymbol{b}}_{\mathrm{RR}}^{q}$;若 $l_q(\boldsymbol{b})>l_{q-1}(\boldsymbol{b})$,则最终估计结果 $\hat{\boldsymbol{b}}_{\mathrm{RLTS}}$ 为 $\hat{\boldsymbol{b}}_{\mathrm{RR}}^{q-1}$.

3.3 讨论

在 RLTS 算法第 1 步中,若关联配对目标数目较少,则可遍历所有的局部方程组. 若不考虑 1 个目标对应 x 和 y 方向上两个方程的特点,则有

$$M=C_{2\hat{N}}^{m} \tag{21}$$

若考虑 1 个目标对应 2 个方程的结构性特征,则有

$$M=C_{\hat{N}}^{m/2} \tag{22}$$

当目标数目较多时,为降低算法的计算复杂度,可以采用随机抽取策略[20]. 当目标数目非常多时,也可考虑针对大规模数据集合的 FAST-LTS 计算方法[21]. 局部方程组所抽取方程数目 m 的最小取值为待估参量数目;m 取值越大,参与局部估计的数据越多,估计结果对随机误差敏感程度越小,但局部估计受错误关联污染的可能性随之上升.

4 仿真分析

本节通过仿真实验来验证 RLTS 方法在非理想关联及场景病态性共存环境下的传感器配准性能,对比方法包括传统 LS 法,对抗病态场景的 RR 方法以及对抗非理想关联的 LTS 方法. RLTS 及 LTS 方法中 m 取值为 4,h 取值与式(15)保持一致. 传感器配准性能评估指标采用系统误差估计结果的均方根误差(Root of Mean Square Error,RMSE),实验结果经 1000 次 Monte Carlo 测试得到.

与文献[3~9,15,22]相类似,本文提出的 RLTS 算法属于航迹无关模型下的误差配准算法,与依赖于目标状态模型假设的航迹相关算法相比,具有更好的鲁棒性. 航迹相关类误差配准算法通常将系统误差参数增广到目标状态向量中,进而在卡尔曼滤波(Kalman Filter,KF)框架下完成目标状态和系统误差参数的同时估计[23,24]. 由于使用了航迹数据的内在相关性,航迹相关算法在理论上可获得更高的估计精度. 然而,当目标状态模型失配时,航迹相关算法将出现性能衰退[25].

4.1 仿真场景设置

为了更科学地评估所提方法性能,本文采用航迹无关的随机分布目标场景. 假设传感器 A 和 B 分别位于(-50,0)km 和(50,0)km,观测公共覆盖区域内的 15 个目标. 在每次 Monte Carlo 测试中,目标位置均在边长为 d_{T} 的正方形区域内随机生成,区域中心处于(0,80)km 保持不变. 假设传感器 A 和 B 对所有目标的位置状态估计误差均服从以 $\mathbf{0}$ 为均值,以 $\mathrm{diag}(\sigma^2,\sigma^2)$ 为协方差矩阵的高斯分布. 假设传感器自身位置准确,系统误差仅存在于传感器对目标的距离和角度测量上. 传感器 A 的系统误差设置为 $b_{\mathrm{A}}^{r}=1\mathrm{km}$,$b_{\mathrm{A}}^{\theta}=1°$;传感器 B 的系统误差设置为:$b_{\mathrm{B}}^{r}=-1\mathrm{km}$,$b_{\mathrm{B}}^{\theta}=-1°$. 传感器 A 和 B 的探测虚警均匀分布在目标区域内,虚警数目均服从强度为 2 的泊松分布,目标检测概率均为 96%.

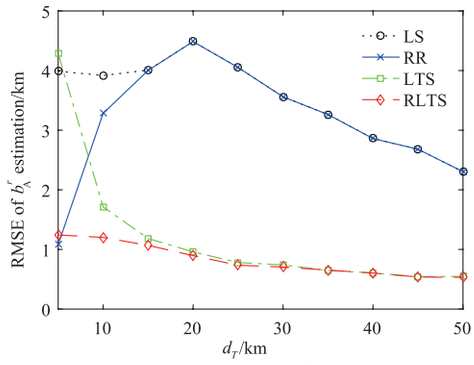
数据关联模块采用经典的全局最近邻(Global Nearest Neighbor,GNN)算法[26]. 为防止错误关联过多而导致 LTS 崩溃(虽然很少发生),仿真中仅对错误关联率低于 40% 的场景进行配准. 目前文献中已提出了许多能够适应系统误差环境的数据关联算法[27~30],可保证错误关联率低于 LTS 的 BP.

4.2 目标密集程度的影响

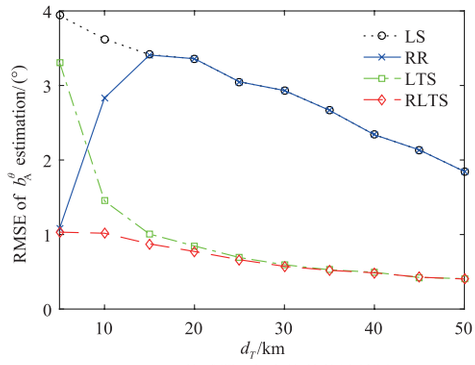
调整 d_{T} 从 5km 逐渐增大到 50km,步长为 5km,以改变目标密集程度. 令 σ 为 0.1km 保持不变。图 2 给出了各配准方法性能随 d_{T} 的变化曲线. 受非理想关联影响,LS 方法性能退化严重. RR 方法得益于对大 $\boldsymbol{b}$ 添加惩罚的处理,在目标密集场景(d_{T} 较小)下,较 LS 法有性能提升,但由于不具备抵抗错误关联的能力,随着目标稀疏性(d_{T} 较大)的增强,RR 性能与 LS 保持一致,均具有较大的 RMSE. LTS 方法能够很好地减轻错误关联的不利影响,在目标稀疏分布场景下,较 LS 方法及 RR 方法有显著的性能提升. 然而,LTS 在目标密集的病态场景下,性能衰退严重,RMSE 增加明显. RLTS 借鉴了 RR 和 LTS 的优点,在对错误关联稳健的同时,也能较好地应对病态性. 在目标稀疏场景下,RLTS 与 LTS 保持一致. 随着目标密集程度的增加,RLTS 性能略有下降,但仍显著优于其它方法,仅在目标非常密集时(5km 范围内分布 15 个目标),其性能略差于 RR.

4.3 噪声水平的影响

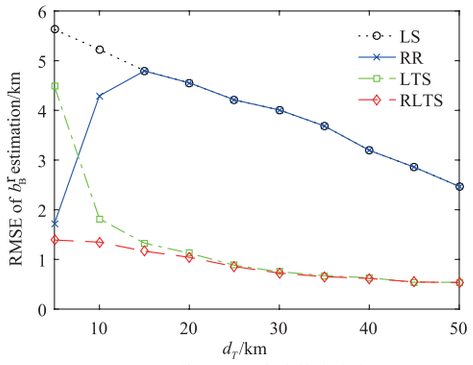
噪声水平 σ 由 0.01km 以步长 0.05km 变化至 0.21km. 图 3、图 4 分别给出了 d_{T} 取 40km、10km 时,各配准方法性能随 σ 的变化曲线. 在良态场景下(d_{T} 取 40km),RR 与 LS 性能一致, RLTS 及 LTS 能够对抗错误关联而具有显著优势,RLTS 略优于 LTS,这可能是因为所抽取的某些局部方程组仍然会遭遇病态性。在病态场景下(d_{T} 取 10km),RR 优于 LS,但受错误关联的影响,配准误差维持在一个较高的水平. 在 σ 较小时,RLTS、LTS 性能相当;随着 σ 的增大,二者性能退化,但 RLTS 具有明显的性能优势. 当噪声水平大到与错误关联的影响相当时,所提出的应对错误关联“特殊野值”的相关算法不再具有性能优势.



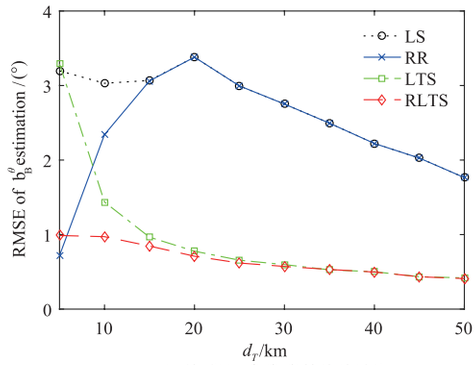
（*a*）传感器A距离偏差估计结果



（*b*）传感器A角度偏差估计结果

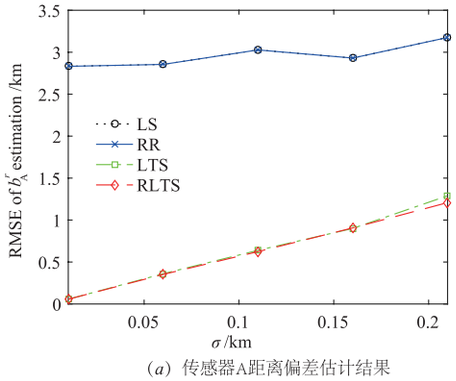


（*c*）传感器B距离偏差估计结果果

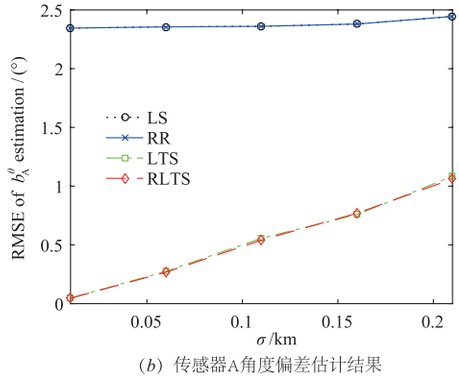


（*d*）传感器B角度偏差估计结果

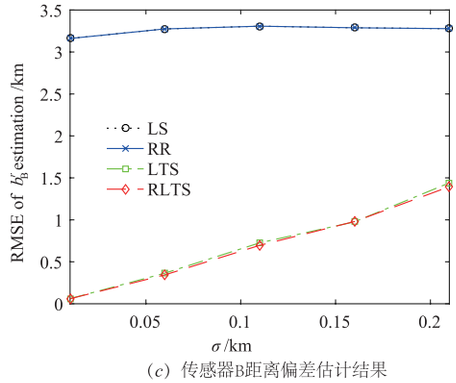
图2　配准性能随目标密集程度的变化曲线



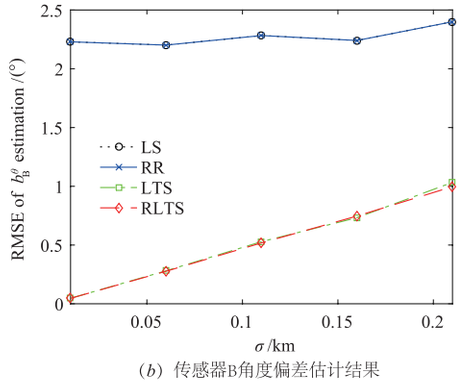
（*a*）传感器A距离偏差估计结果



（*b*）传感器A角度偏差估计结果

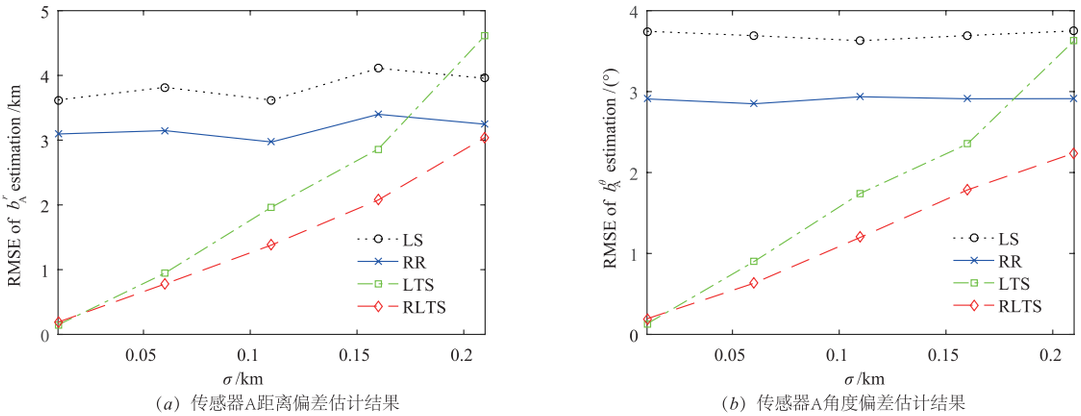


（*c*）传感器B距离偏差估计结果



（*b*）传感器B角度偏差估计结果

图3　配准性能随噪声水平的变化曲线（d_T取40km）



(a) 传感器A距离偏差估计结果 (b) 传感器A角度偏差估计结果

(c) 传感器B距离偏差估计结果 (d) 传感器B角度偏差估计结果

图4 配准性能随噪声水平的变化曲线（d_t取10km）

5 结论

传感器配准是多传感器数据融合系统的关键环节. 非理想关联场景造成依赖于理想关联假设的传统配准方法性能衰退严重. 病态场景造成传统配准方法数值不稳定. 本文考虑非理想关联及病态性同时存在的复杂情形,提出了传感器稳健配准的 RLTS 方法,该方法结合了 RR 和 LTS 的性能优势,具备同时对抗错误关联及病态性的能力. 仿真结果证实了所提方法的稳健性能. 本文虽以 2 维探测传感器为例展开研究,所提解决思路可直接推广至 3 维探测空间. 需要指出的是,本文提出的 RLTS 方法是由两传感器误差配准问题导出的,然而非理想关联及场景病态性在多传感器误差配准问题中同样存在,一种可能的解决思路是将其转化为多个两传感器误差配准问题进行解算.

未来工作主要包括以下几个方面:一是,研究错误关联及场景病态性对航迹相关误差配准算法的影响;二是,将本文解决思路拓展到运动平台传感器、主/被动传感器以及多被动传感器的配准问题;三是,结合稳健估计及有偏估计理论中的相关分析工具,研究给出传感器系统误差估计性能的理论分析结果.

参考文献

[1] ZHANG F, KNOLL A. Systematic error modeling and bias estimation[J]. Sensors, 2016, 16(5): 729.

[2] STUBBERUD S, KRAMER K, GEREMIA J. Online sensor modeling using a neural Kalman filter[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2007, 56(4): 1451 – 1458.

[3] BURKE J J. The SAGE real quality control fraction and its interface with BUIC II/ BUIC III[R]. MITRE Corporation, 1966.

[4] ZHOU Yifeng, LEUNG H, BLANCHETTE M. Sensor alignment with earth-centered earth-fixed (ECEF) coordinate system[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic systems, 1999, 35(2): 410 – 418.

[5] ZHENG Ziwei, ZHU Yisheng. New least squares registration algorithm for data fusion[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(4): 1410 – 1416.

[6] FORTUNATI S, FARINA A, GINI F, et al. Least squares estimation and Cramer-Rao type lower bounds for relative sensor registration process[J]. IEEE Transactions on Signal

Processing,59(3):1075 – 1085,2011.

[7] OKELLO N, RISTIO B. Maximum likelihood registration for multiple dissimilar sensors[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(3): 1074 – 1083.

[8] ZHOU Yifeng, LEUNG H, YIP P C. An exact maximum likelihood registration algorithm for data fusion[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(6): 1560 – 1573.

[9] FORTUNATI S, GINI F, FARINA A, et al. On the application of the expectation-maximisation algorithm to the relative sensor registration problem[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2013, 7(2): 191 – 203.

[10] 田威,王钺,山秀明,等. 稳健的联合航迹关联与系统误差估计[J]. 清华大学学报(自然科学版),2013,53(7):946 – 950.
TIAN Wei, WANG Yue, SHAN Xiuming, et al. Robust method for joint track association and sensor bias estimation[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2013, 53(7): 946 – 950. (in Chinese)

[11] 田威,王钺,山秀明,等. 基于系统误差估计残差的错误关联检测方法[J]. 系统工程与电子技术,2013,35(10):2062 – 2068.
TIAN Wei, WANG Yue, SHAN Xiuming, et al. Misassociation detection method based on the residual errors of system bias estimation[J]. Systems Engineering and Electronics, 2013, 35(10): 2062 – 2068. (in Chinese)

[12] 田威,黄高明. 非理想关联下多传感器系统误差的稳健估计[J]. 电子与信息学报,2018,40(3):641 – 647.
TIAN Wei, HUANG Gaoming. Robust multisensor bias estimation under nonideal association[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2018, 40(3): 641 – 647. (in Chinese)

[13] 田威. 复杂环境下多传感器航迹关联与抗差处理[D]. 北京:清华大学,2014.
TIAN Wei. Multisensor track-to-track association and bias removal in complex environments[D]. Beijing: Tsinghua University, 2014. (in Chinese)

[14] 高青,王钺,杜雄杰,等. 数据融合中系统误差估计的病态性及改善方法[J]. 清华大学学报(自然科学版),2010,50(4):591 – 594.
GAO Q, WANG Y, DU X J, et al. Ill-condition and registration of system error estimation in data fusion systems[J]. Tsinghua Science and Technology, 2010, 50(4): 591 – 594. (in Chinese)

[15] 朱洪伟,唐小明,何友. 基于航迹无关模型的传感器系统误差可观测性分析[J]. 雷达学报,2013,2(4):454 – 460.
ZHU H W, TANG X M, HE Y. Observability analysis of sensor bias based on the track-independent model[J]. Journal of Radars, 2013, 2(4): 454 – 460. (in Chinese)

[16] WU Taotao, PAN Jianghuai, QIAO Hui, et al. Ill-posedness analysis and robust estimation for multi-sensor spatial registration[A]. IEEE 14th International Conference on Control, Automation, Robotics& Vision[C]. Phuket, Thailand: IEEE, 2016. 1 – 6.

[17] 田威,黄高明. 病态场景下多传感器系统误差的岭估计方法[J]. 系统工程与电子技术,2017,39(12):2704 – 2708.
TIAN Wei, HUANG Gaoming. Multi-sensor systematic bias estimation method in ill-conditioned scenarios on the basis of ridge estimation[J]. Systems Engineering and Electronics, 2017, 39(12): 2704 – 2708. (in Chinese)

[18] PU Wenqiang, LIU Yafeng, YUN Junkun, et al. Optimal estimation of sensor biases for asynchronous multi-sensor registration[J/OL]. arXiv Preprint, 2017, ArXiv: 1710.02808 (2017).

[19] TAGHAVI E, THARMARASA R, KIRUBARAJAN T, et al. A practical bias estimation algorithm for multisensor-multitarget tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2016, 52(1): 2 – 19.

[20] ROUSSEEUW P J, LEROY A M, WILEY J. Robust Regression and Outlier Detection [M]. New York: Wiley Online Library, 1987.

[21] ROUSSEEUW P J, VAN D K. Computing LTS regression for large data sets[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, Springer, 2006, 12: 29 – 45.

[22] PU W, LIU Y F, YAN J, et al. Optimal estimation of sensor biases for asynchronous multi-sensor data fusion[J]. Mathematical Programming, 2018, 170(1): 357 – 386.

[23] OKELLO N N, CHALLA S. Joint sensor registration and track-to-track fusion for distributed trackers[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(3): 808 – 823.

[24] HUANG D, LEUNG H, BOSSE E. A pseudomeasurement approach to simultaneous registration and track fusion [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(3): 2315 – 2331.

[25] ZHOU Y. A Kalman filter based registration approach for multiple asynchronous sensors[R]. Defence Research Establishment, Ottawa, 2003. 1 – 2.

[26] TIAN Wei, WANG Yue, SHAN Xiuming, et al. Analytic performance prediction of track-to-track association with biased data in multi-sensor multi-target tracking scenarios [J]. Sensors, 2013, 13(9): 12244 – 12265.

[27] 田威,王钺,山秀明,等. 基于一致关联数最大化的航迹关联算法[J]. 航空学报,2014,35(11):3115 – 3122.
TIAN Wei, WANG Yue, SHAN Xiuming, et al. Track-to-

track association based on maximizing the consistent association number[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica,2014,35(11):3115 – 3122. (in Chinese)

[28] TIAN Wei, WANG Yue, DU Xiongjie, et al. Reference pattern-based track-to-track association with biased data [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,2016,52(1):501 – 512.

[29] TIAN Wei, WANG Yue, SHAN Xiuming, et al. Track-to-track association for biased data based on the reference topology feature[J]. IEEE Signal Processing Letters,2014,21(4):449 – 453.

[30] 何友,宋强,熊伟. 基于相位相关的航迹对准关联技术[J]. 电子学报,2010,38(12):2718 – 2723.
HE Y, SONG Q, XIONG W. Track alignment-correlation technique based on phase correlation[J]. Acta Electronica Sinica,2010,38(12):2718 – 2723. (in Chinese)

作者简介

田 威 男,1984 年 6 月生,河北深州人. 海军工程大学讲师、博士后. 主要研究方向为信息融合、电子对抗.
E-mail:tianwei09@tsinghua.org.cn

彭华甫 男,1987 年 9 月生,湖北安陆人,海军工程大学博士研究生. 主要研究方向为信息融合、多目标跟踪等.

黄高明(通信作者) 男,1972 年 10 月生,湖南道县人,海军工程大学教授、博士生导师. 主要研究方向为智能信息处理、无源探测、电子战系统仿真与效能评估等.
E-mail:hgaom_paper@163.com

林晓烘 男,1984 年 5 月生,广东普宁人,海军工程大学讲师. 主要研究方向为雷达成像、雷达干扰与抗干扰.

王雪宝 男,1991 年 12 月生,湖北随州人,海军工程大学博士研究生. 主要研究方向为雷达信号处理、辐射源识别.