

引用格式:朱晓晗,陈帅,蒋长辉,等.基于因子图的组合导航方法及其可行性研究[J].电光与控制,2019,26(4):66-70. ZHU X H, CHEN S, JIANG C H, et al. Integrated navigation based on graph optimization method and its feasibility[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(4):66-70.

基于因子图的组合导航方法及其可行性研究

朱晓晗, 陈帅, 蒋长辉, 张博雅, 韩林
(南京理工大学, 南京 210094)

摘要: 复杂环境下进行定位导航,需要构建全源导航系统,实现多传感器的即插即用和不同频率的数据融合。研究了一种基于因子图的数据融合方法,该方法采用因子图法表示状态的递推与更新,采用高斯牛顿迭代法求解优化方程完成组合导航中的数据融合任务。然后以惯性/卫星组合导航系统为例,分析了因子图的原理内容,设计了相应的信息融合框架。最后对该方法的可行性进行了仿真验证,实验数据表明,3轴位置的均方根误差值分别为1.53 m, 1.55 m, 1.53 m,证明了该方法的可行性,可以在此基础上扩展传感器,构建全源导航系统。

关键词: 惯性/卫星组合导航;图优化算法;高斯牛顿迭代法;数据融合

中图分类号: O213.2 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.04.013

Integrated Navigation Based on Graph Optimization Method and Its Feasibility

ZHU Xiao-han, CHEN Shuai, JIANG Chang-hui, ZHANG Bo-ya, HAN Lin
(Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: For the positioning and navigation in complex environment, a type of All-Source Positioning and Navigation (ASPN) system needs to be constructed to achieve multi-sensor plug-and-play and data fusion at different frequencies. This paper studies a data fusion method based on factor graphs. This method uses the factor graph method to represent the recursion and update of the state, and uses the Gauss-Newton iteration method to complete the data fusion task by solving the optimization equation in the integrated navigation. Then, taking the SINS/GNSS integrated navigation system as an example, the principle of the factor graph is analyzed and a corresponding information fusion framework is designed. Finally, the feasibility of the method is verified by simulation. The experimental data show that the three-axis position RMSE is 1.53 m, 1.55 m and 1.53 m respectively, which proves the feasibility of the method. Based on this, the sensor can be extended to build an ASPN system.

Key words: SINS/GNSS integrated navigation; graph optimization algorithm; Gauss-Newton iteration method; information fusion

0 引言

随着科学技术的发展,导航技术也日益多样化。通常使用的导航方式主要包括惯性导航、卫星导航、天文导航、无线电导航、地磁导航等,其中,惯性导航及卫星导航应用最多,从两种导航技术诞生至今,二者已

被广泛应用于民用、军用导航领域^[1]。将卫星导航系统和惯性导航系统进行组合,具有互补性。利用惯导系统自主性强、短期精度高的优点以及卫星导航系统误差不会随时间积累、长期精度高的性能特点,将两者有机结合,使其既保持了纯惯导系统的自主性,又克服了纯惯导系统误差随时间积累的缺点^[2]。

通常组合导航滤波器都采用卡尔曼滤波。多传感器融合系统能够解决复杂环境导航问题,根据不同的场景使用不同的传感器,构建全源导航系统以实现多传感器的即插即用和不同频率的数据融合,此时采用联邦滤波器来实现多传感器数据融合。由于各导航传感器的信息更新频率不同步,且当传感器数量增加时,

收稿日期:2018-05-07

修回日期:2018-06-02

基金项目:中国博士后基金(2016T90461);江苏省博士后科研资助计划(1501050B);中国博士后基金(2015M580434);中央高校基本科研业务费专项资金(30916011336)

作者简介:朱晓晗(1992—),女,江苏淮安人,硕士生,研究方向为组合导航技术。

需要构建多个子卡尔曼滤波器,这将导致计算量急剧增加^[3-4],需要提出新的数据融合算法,以实现全源导航信息融合的非等间隔滤波问题。美国国防高级研究计划局(DARPA)在2010年开展了一种全新的导航传感器融合技术——全源定位与导航技术,通过即插即用的方式兼容任意的传感器配置组合,得到一种高精度、鲁棒性强的定位与导航技术^[5]。目前,国内全源导航还处在起步阶段,但大部分方案都采用基于因子图的方法开发支持即插即用功能的实时系统。以因子图方法为基础,提出了具有高度适应性的框架来满足各种类型的传感器的即插即用^[6-8]。

本文以惯性/卫星(SINS/GNSS)松组合导航系统为例,卫星导航系统采用GPS系统,研究了基于因子图的数据融合算法的可行性,今后进一步开展多传感器融合研究仍要以惯性/卫星组合系统为基础进行扩展,增减传感器只需改变优化方程中的量测量,重新设计迭代方程,为基于因子图的全源导航系统打下基础。

1 因子图模型

因子图是表示导航估计问题的二分图模 $G = (F, X, E)$,由变量节点($x_i \in X$)、因子节点($f_j \in F$)和连线($e_{ij} \in E$)组成,只有在状态变量节点 x_i 和相应的因子节点 f_j 相关时,它们之间才会有连接边^[9-10]。因子图 G 将函数 $f(X)$ 的因式分解成

$$f(X) = \prod_i f_i(X_i) \quad (1)$$

式中, X_i 是 $\{x_1, \dots, x_n\}$ 的子集, $f_i(X_i)$ 是一局部函数,参数为 $X_i \subseteq \{x_1, \dots, x_n\}$ 。

假设 $f(x_1, x_2, x_3, x_4)$ 为含有4变量的函数, f 可表示为4个因式乘积的形式,即^[11]

$$f(x_1, x_2, x_3, x_4) = f_1(x_1)f_2(x_2, x_4)f_3(x_1, x_3)f_4(x_1, x_3, x_4) \quad (2)$$

式中: $X_1 = \{x_1\}$; $X_2 = \{x_2, x_4\}$; $X_3 = \{x_1, x_3\}$; $X_4 = \{x_1, x_3, x_4\}$ 。

式(2)对应的因子图结构如图1所示。

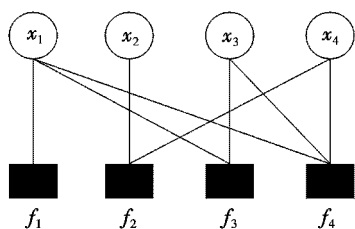


图1 因子图结构示意图

Fig.1 Diagram of factor graph structure

图中,圆形代表变量节点,黑方框代表因子节点,这两类节点的内部没有边直接相连,变量的概率分布可以因式分解为因子节点的函数的乘积如式(2),因子节点

的函数变量包括与其直接相连的变量节点。就非线性最小二乘优化而言,每个因子 f 对应一个误差函数,可以通过改变变量 X 的值使误差函数最小化。最优估计 \hat{X} 是使整个因子图 $f(X)$ 的误差最小化的值^[12],即

$$\hat{X} = \arg \min_x \left(\prod_i f_i(X_i) \right) \quad (3)$$

在导航系统中,通常量测函数 $h(\cdot)$ 可以根据状态变量估计预测出传感器的量测值,而因子节点可得到预测的测量值和实际测量值之间的差值^[13],通过构建相应函数获得状态变量估计。

因子节点获取预测的量测信息和实际量测信息的差值,构建相应的指标函数从而获取代价函数,即

$$f_i(X_i) = L[h_i(X_i) - z_i] \quad (4)$$

式中: $h_i(X_i)$ 是与状态变量有关的量测函数; z_i 是由传感器得到的实际测量值; $L(\cdot)$ 为代价函数,对于高斯噪声分布, $L(\cdot)$ 是平方马氏距离,定义为 $L(e) = e^T \Sigma^{-1} e$, Σ 通常取量测噪声方差阵 R 。

图2为基于因子图的惯性/卫星组合导航融合框架,IMU和GPS测量值输出频率不同。

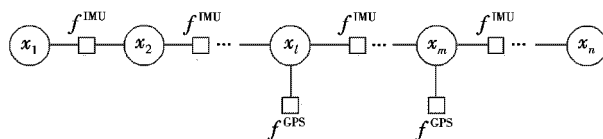


图2 基于因子图的惯性/卫星组合导航融合框架图

Fig.2 Fusion frame of SINS/GNSS integrated navigation based on factor graph

当系统接收到例如气压高度计、磁力仪等传感器的测量值时,相应的节点因子将会被添加到框架图中。由于不同传感器更新频率不同,而GPS通常比气压高度计、磁力仪这些传感器更新频率更慢。多传感器的数据融合如图3所示。

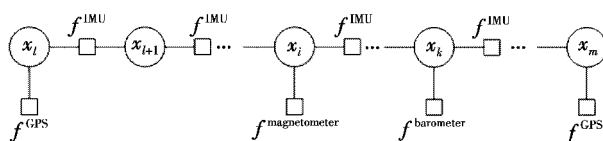


图3 基于因子图的多传感器数据融合框架图

Fig.3 The multi-sensor fusion framework based on factor graph

图3框架能够处理异质异构非周期的传感器提供的测量信息。当有新传感器传来量测信息时,该方法可以向图中添加新的因子;同理,当传感器由于各种原因而变得不可用时,系统则将相关因子从框架图中删除。

表示载体的速度、位置和姿态的导航状态的时间演变可以用连续非线性微分方程来概念描述为

$$\dot{x} = h(x, f^b, w^b) \quad (5)$$

式中, f^b, w^b 分别为惯组器件得到的载体系下的比力和角速率,IMU测量值 $z_k = [f^b, w^b]$ 连接两个相邻导航

状态 x_k, x_{k+1} , 将上式离散化得

$$x_{k+1} = h(x_k, f_k^b, w_k^b) \quad (6)$$

导航状态由因子图中的变量节点表示, 而 IMU 因子是连接这些变量的因子节点。当向因子图中添加新节点时, 需要合理的初始值 x_{k+1} , 这可以从量测函数 $h(x_k, f_k^b, w_k^b)$ 预测得到, 此时因子节点可表示为

$$f^{\text{IMU}} = L(x_{k+1} - h(x_k, f_k^b, w_k^b)) \quad (7)$$

在 t_i 时刻接收到 GPS 测量值, 此时因子节点为 f^{GPS} , GPS 量测方程为

$$z^{\text{GPS}} = h^{\text{GPS}}(x_i) + n_{\text{GPS}} \quad (8)$$

式中: z^{GPS} 是 GPS 接收到的观测信息; $h^{\text{GPS}}(\cdot)$ 是观测矩阵; n_{GPS} 是量测噪声。新加入的因子节点 f^{GPS} 可表示为

$$f^{\text{GPS}} = L(z^{\text{GPS}} - h^{\text{GPS}}(x_i)) \quad (9)$$

气压高度计、磁力仪等其他量测因子可参照 GPS 节点因子的构造方法, 不再赘述。

2 基于因子图的组合导航实现

本文 SINS/GNSS 松组合导航系统以发射惯性系为导航坐标系, 选取 SINS 基本误差和惯性器件误差参数构成系统状态向量 (维数 $N=15$) 为^[1]

$$X = [\varphi \quad V \quad p \quad \nabla_a \quad \nabla_g]^T \quad (10)$$

式中: $\varphi = [\varphi_x \quad \varphi_y \quad \varphi_z]^T$ 为姿态失准角; $V = [\delta V_x \quad \delta V_y \quad \delta V_z]^T$ 为发射惯性坐标系下 3 轴方向的速度误差; $p = [\delta x \quad \delta y \quad \delta z]^T$ 为发射惯性坐标系下 3 轴方向的位置误差; $\nabla_a = [\nabla_x \quad \nabla_y \quad \nabla_z]^T$ 和 $\nabla_g = [\varepsilon_x \quad \varepsilon_y \quad \varepsilon_z]^T$ 分别为弹体坐标系下加速度计常值偏置和陀螺常值漂移。

连续时间的运动学导航方程为

$$\begin{cases} \dot{\varphi} = C_b^n \omega_{nb}^b \\ \delta \dot{V} = (\delta C_b^n) f^b + C_b^n \delta f^b + \delta g \\ \dot{p} = V \end{cases} \quad (11)$$

位置、速度组合的观测量由捷联惯导解算输出的速度、位置与 GNSS 接收机输出的速度、位置信息相减的差值构成, 具体如下所述。

速度量测方程为

$$Z_v = \begin{bmatrix} V_{sx} - V_{gx} \\ V_{sy} - V_{gy} \\ V_{sz} - V_{gz} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta V_x \\ \delta V_y \\ \delta V_z \end{bmatrix} + \nu_v = H_v X + \nu_v \quad (12)$$

式中: V_{sx}, V_{sy}, V_{sz} 为 SINS 解算得到的载体在发射惯性坐标系 3 轴上的速度分量; V_{gx}, V_{gy}, V_{gz} 为 GNSS 接收机输出的速度转换到发射惯性坐标系下 3 轴上的速度分量; $H_v = [\mathbf{0}_{3 \times 3} \quad \text{diag}[1 \ 1 \ 1] \quad \mathbf{0}_{3 \times 9}]_{3 \times 15}$; $\nu_v = [\delta V_{gx} \quad \delta V_{gy} \quad \delta V_{gz}]^T$ 为 GNSS 接收机速度测量误差; 下标 v 表示速度。

位置量测方程为

$$Z_p = \begin{bmatrix} X_s - X_g \\ Y_s - Y_g \\ Z_s - Z_g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta x \\ \delta y \\ \delta z \end{bmatrix} + \nu_p = H_p X + \nu_p \quad (13)$$

式中: X_s, Y_s, Z_s 为 SINS 解算得到的载体在发射惯性坐标系下 3 轴上的位置分量; X_g, Y_g, Z_g 为 GNSS 接收机输出的位置在发射惯性坐标系 3 轴上的位置分量; $H_p = [\mathbf{0}_{3 \times 6} \quad \text{diag}[1 \ 1 \ 1] \quad \mathbf{0}_{3 \times 6}]_{3 \times 15}$; $\nu_p = [\delta X_g \quad \delta Y_g \quad \delta Z_g]^T$ 为 GNSS 接收机位置测量误差; 下标 p 表示位置。

结合式(12)与式(13), 可得系统量测方程为

$$Z = \begin{bmatrix} Z_v \\ Z_p \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} H_v \\ H_p \end{bmatrix} X + \begin{bmatrix} \nu_v \\ \nu_p \end{bmatrix} = HX + \nu \quad (14)$$

结合式(14)给出的状态方程以及由式(3)、式(4)可知, 最优估计 \hat{X} 是使整个因子图 $f(X)$ 的误差最小化的值, 即

$$L = \|Z - H\hat{X}\|_R^2 = (Z - H\hat{X})^T R^{-1} (Z - H\hat{X}) = \min \quad (15)$$

式中, R 为系统量测噪声方差阵。

此时将问题转化为求解最小二乘问题, 假设有一较好的初始假设值 \hat{X} , 可用高斯-牛顿迭代法在这个值附近迭代寻求最优解。具体方法是把误差函数 $e(\hat{X}) = Z - H\hat{X}$ 在该初值附近进行一阶泰勒级数展开^[14], 即

$$e(\hat{X} + \Delta X) \simeq e(\hat{X}) + J\Delta X \quad (16)$$

式中, J 是误差函数在初始值附近的雅可比矩阵。

将式(16)代入式(15)可得

$$\begin{aligned} L(X + \Delta X) &= e(\hat{X} + \Delta X)^T R^{-1} e(\hat{X} + \Delta X) = \\ &= (e(\hat{X}) + J\Delta X)^T R^{-1} (e(\hat{X}) + J\Delta X) = \\ &= \underbrace{e(\hat{X})^T R^{-1} e(\hat{X})}_c + 2 \underbrace{e(\hat{X})^T R^{-1} J\Delta X}_{b^T} + \underbrace{\Delta X^T J^T R^{-1} J\Delta X}_M = \\ &= c + 2b^T \Delta X + \Delta X^T M \Delta X \end{aligned} \quad (17)$$

为使式(17)的值最小, 对其求一阶导数并使其值为 0, 可得

$$M\Delta X^* = -b \quad (18)$$

状态变量的解为

$$X^* = \hat{X} + \Delta X^* \quad (19)$$

高斯-牛顿迭代法就是通过不断迭代使得 $\Delta X^* = 0$, 对于本系统 $J = -H$, 此时

$$\begin{cases} M = (-H)^T R^{-1} (-H) \\ b = (-H)^T R^{-1} (Z - H\hat{X}) \end{cases} \quad (20)$$

总结基于因子图的组合导航方法的步骤为:

1) 设置初始参数并定义状态空间向量, 即状态变量 $X = \{\}$ 和因子节点 $f = \{\}$;

2) 若在 t_k 时刻获得惯组器件的测量值比力 f^b 和角速率 w_{ib}^b , 此时因子节点 f^{IMU} 连接 t_k, t_{k+1} 时刻变量节点 X_k 和 X_{k+1} , 可由式(11)得到 t_{k+1} 时刻的预测值 $\hat{X}_{k+1/k}$;

3) 将新的状态变量 $X_{k+1} = [\varphi_{k+1} \ V_{k+1} \ p_{k+1} \ \nabla_a \ \nabla_g]^T$ 添加到变量节点 $X = \{\}$;

4) 系统在其他时刻获取来自 GPS、磁力仪、气压高度计等传感器测得的量测值 Z , 将新的因子节点添加到因子图中;

5) 通过高斯 - 牛顿迭代法求解最优解, 通过式 (18) 获得增量 ΔX 。

3 仿真实验

为了验证基于因子图的组合导航方法的可行性, 本文在全软化仿真平台系统中进行松组合导航仿真实验。本实验系统由弹道轨迹发生器、信号模拟器、软件接收机、惯导解算模块及组合模块等几个部分组成。

先通过轨迹发生器和卫星信号模拟器依次模拟生成导弹的惯组数据和 GPS 中频信号, 然后对生成的角速率、比力数据进行惯导解算, 将 GPS 中频信号注入软件接收机进行导航解算, 建立发射惯性坐标系下惯性/卫星松组合导航状态方程。在信息融合时分别采用传统卡尔曼滤波算法和因子图算法, 对系统状态滤波校正的误差进行对比。

仿真条件如下: 初始滚转角和偏航角均为 0° , 初始俯仰角为 90° , 初始姿态角误差均为 0° ; 纬度 31.98° , 经度 118.8° , 高度 0 m 。惯性测量单元和接收机的仿真参数设置如表 1 所示。

表 1 仿真参数设置

Table 1 Simulation parameter settings

对象	误差类型	参数值
陀螺仪	随机常值漂移/ $(^\circ \cdot \text{h}^{-1})$	5
	高斯白噪声/ $(^\circ \cdot \text{h}^{-1})$	0.05
加速度计	随机常值偏置	$5 \times 10^{-3} g$
	高斯白噪声	$0.5 \times 10^{-3} g$
GNSS 接收机	速度误差白噪声/ $(\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	0.1
	位置误差白噪声/m	10
	输出频率/Hz	1

发射点惯性系下的真实弹道轨迹如图 4 所示。

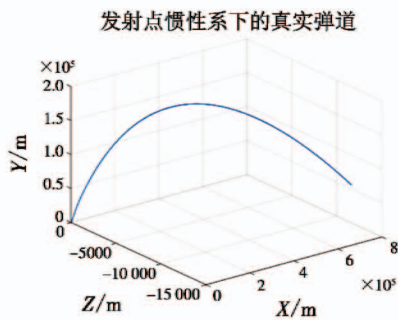


图 4 真实弹道轨迹图

Fig. 4 Plot of actual ballistic trajectory

图 5 所示为 3 轴位置误差。

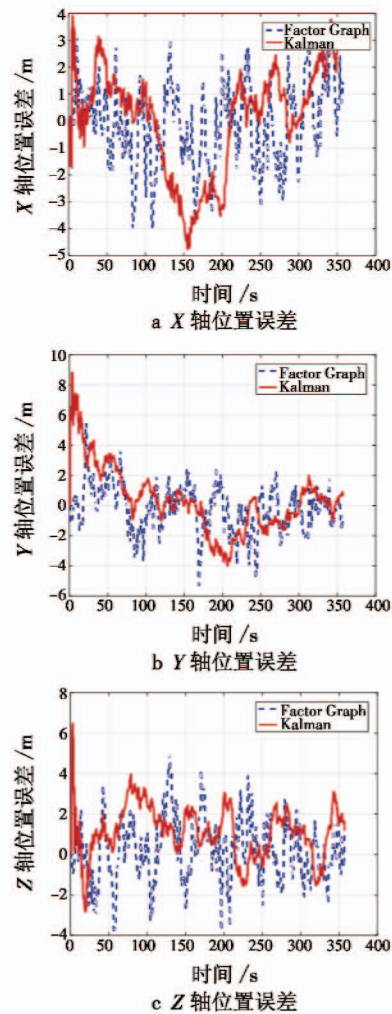


图 5 3 轴位置误差

Fig. 5 Position error of X, Y and Z axis

经过 357 s 飞行, 对图 5 误差曲线进行定量分析, 运用传统卡尔曼滤波算法, 3 轴位置均方根误差分别为 1.97 m, 2.17 m, 2.17 m; 运用因子图融合算法, 3 轴位置均方根误差分别为 1.53 m, 1.55 m, 1.53 m, 误差绝对值均比传统卡尔曼滤波算法误差略小, 较传统滤波结果有一定改善, 因此因子图法能够使导航性能得到保障。本文提出的基于因子图的组合导航方法能够根据获得的量测信息进行数据融合, 得到较好的导航精度。

4 结论

本文以因子图为理论基础, 对惯性/卫星信息融合架构进行了仿真验证, 结果表明该算法可保证导航系统正常工作, 导航精度可以得到保障。部分导航系统无法实现全航时有用, 由于因子图法可实现传感器的即插即用功能, 因此下一阶段可进一步研究基于因子图的气压高度计、距离传感器、磁力计等多传感器融合算法的性能。以惯性/卫星组合导航为基础, 增减传感

器后只需相应增减方程中的量测值,重新设计迭代方程,为全源导航打下了基础。

参 考 文 献

- [1] 雷浩然. 弹载 SINS/GNSS 组合导航系统研究[D]. 南京:南京理工大学,2014.
- [2] 管斌. MIMU/GPS/磁强计组合导航技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2010.
- [3] GREWAL M S, WEILL L R, ANDREWS A. Global positioning systems, inertial navigation, and integration[M]. New York:John Wiley & Sons, 2007.
- [4] SMITH D, SINGH S. Approaches to multisensor data fusion in target tracking: a survey[J]. IEEE Transactions on Knowledge & Data Engineering, 2006, 18(12):1696-1710.
- [5] 陈颖,马忠孝,贺峻峰. 全源定位与导航技术发展概况和应用展望[C]//中国惯性技术学会第七届学术年会,2015:271-273.
- [6] 王慧哲. 基于多信息融合的无人机全源导航关键技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2017.
- [7] KUMMERLE R, GRISETTI G, STRASDAT H, et al. G2o: a general framework for graph optimization[C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2011:3607-3613.
- [8] WANG Y, LI X. Graph-optimization-based ZUPT/UWB fusion algorithm[J]. International Journal of Geo-Information, 2018, 7(1):18-40.
- [9] KSCHISCHANG F R, FREY B J, LOELIGER H A. Factor graphs and the sum-product algorithm[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2001, 47(2):498-519.
- [10] TA D N, KOBILAROV M, DELLAERT F. A factor graph approach to estimation and model predictive control on unmanned aerial vehicles[C]//International Conference on Unmanned Aircraft Systems, 2014:181-188.
- [11] 王慧哲,曾庆化,刘建业,等. 基于因子图的无人机全源导航关键技术研究[J]. 导航与控制,2017,16(2):1-5.
- [12] CHIU H P, WILLIAMS S, DELLAERT F, et al. Robust vision-aided navigation using sliding-window factor graphs[C]//IEEE International Conference on Robotics & Automation, 2013:46-53.
- [13] FALLON M F, KAESS M, JOHANSSON H, et al. Efficient AUV navigation fusing acoustic ranging and side-scan sonar[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2011:2398-2405.
- [14] GRISETTI G, KUMMERLE R, STACHNISS C, et al. A tutorial on graph-based SLAM[J]. IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine, 2010,2(4):31-43.
- (上接第 48 页)
- [13] VIOLA P, JONES M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[C]//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001:1-9.
- [14] BOSCH A, ZISSERMAN A, MUNOZ X. Image classification using random forests and ferns[C]//IEEE 11th International Conference on Computer Vision, 2007:1-8.
- [15] OZA N C. Online bagging and boosting[C]//International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 2005:2340-2345.
- [16] ZHANG H, BERG A C, MAIRE M, et al. SVM-KNN: discriminative nearest neighbor classification for visual category recognition[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2006:2126-2136.
- [17] KALAL Z, MATAS J, MIKOLAJCZYK K. P-N learning: bootstrapping binary classifiers by structural constraints[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2010:49-56.