

一种适用于激光 SLAM 大尺度 地图的闭环检测方法*

文国成, 曾 碧, 陈云华
(广东工业大学 计算机学院, 广州 510006)

摘 要: 针对 2D 激光 SLAM 在大尺度地图的闭环检测中, 存在匹配候选集数量庞大和容易发生误检的问题, 提出了基于子地图匹配的闭环检测方法。该方法首先使用连续几帧的激光数据构建子地图, 并用构建的子地图生成压缩表; 然后结合机器人的位姿估计, 利用压缩表进行粗扫描匹配, 筛选出闭环检测的匹配候选集, 提升匹配速度; 最后用经筛选的匹配候选集进行细扫描匹配来检测闭环, 以满足 SLAM 在大尺度地图下闭环检测的速度和准确率要求。实验结果表明, 该算法可有效提高闭环检测的可靠性并显著减少匹配候选集数量。

关键词: 闭环检测; 大尺度地图; 扫描匹配; 子地图; 压缩表

中图分类号: TP242 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2018)06-1724-04

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2018.06.027

Loop closure detection method for large scale map of laser SLAM

Wen Guocheng, Zeng Bi, Chen Yunhua

(School of Computer Science, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: In the loop closure detection of 2D laser SLAM, there is a problem that the number of matching candidates is large and prone to false detection, this paper proposed a loop closure detection method based on submap matching. In this method, several consecutive frames of laser range data used to construct the submap and the constructed submap generated the compression table. Then, combined with the pose estimation of the robot, the low precision scan matching matched with the compression table, and selected the matching candidate set of loop closure detection to improve the matching speed. Finally, the high precision scan matching used the selected matching candidate set to detect loop closure, to meet the requirements of the speed and accuracy of the loop closure detection of the SLAM under the large-scale map. The experimental results show that the algorithm can effectively improve the reliability of loop closure detection and significantly reduces the number of matching candidate sets.

Key words: loop closure detection; large scale map; scan matching; submap; compression table

0 引言

随着机器人技术的发展, 同时定位与构图 (SLAM) 技术越来越重要, 为了消除误差积累对构图的影响, 后端的优化方法一直是研究重点。目前后端优化方法主要有 TORO、G2O 和闭环检测, 因为闭环检测方法对地图的优化效果显著, 在 SLAM 系统中被逐渐重视。

闭环检测通过判断当前位置是否处于已访问过的地方, 对已构建的地图进行优化。在 2D 环境中, 一般会采用激光雷达作为传感器获取环境信息, 因此闭环检测的问题就是激光数据扫描匹配结果相似性的问题。

目前已有学者在激光 SLAM 的闭环检测方面提出了一些方法。Olson^[1]提出 correlative scan matching 方法, 该方法基于一帧激光数据与另一帧激光数据的扫描匹配算法 (帧-帧), 通过旋转和平移判断两帧激光数据的相似性, 达到闭环检测的效果。Zhang^[2]通过迭代最近点 (ICP), 获得一帧激光数据到

另一帧的转换关系, 从而再判断相似性从而检测是否存在闭环。Fernando 等人^[3]提取每帧激光数据的几何特征, 用提取的特征进行匹配。这两种检测方法虽然能保证每帧数据都被检测到, 但容易因局部相似性高产生错误的匹配结果和数据量的增多而延缓检测速度。Tipaldi 等人^[4,5]基于 FLIRT 提取环境中的小范围特征形成特征区域, 通过比较不同特征区域的相似性来检测闭环。Konolige 等人^[6]提出在 graph-based 中用每隔几帧的激光数据作为一个关键帧, 在闭环检测时使用关键帧进行匹配检测。这两种方法都是选取关键帧用于闭环检测, 可有效减少匹配候选集的数量, 提高检测速度, 但是关键帧的选取会随机性地丢失部分数据, 导致实际存在闭环关系的两个关键帧因相似部分较少无法检测到存在闭环。Hess 等人^[7]在 Cartographer 用连续多帧的激光数据构建子地图, 通过激光数据和子地图进行扫描匹配来检测闭环。该方法通过建立子地图, 减少激光数据连续帧之间的冗余性, 提高闭环检测的速度, 但采用的还是帧-帧的方法, 无法避免一些误检情况的发生, 而且在大尺度地图中, 还会随着数据量的累积使匹配速度逐渐下

收稿日期: 2017-05-26; **修回日期:** 2017-07-20 **基金项目:** 广东省自然科学基金资助项目 (2014A030310169); 广东省重大科技专项资助项目 (2016B010108004); 广东省产学研专项资助项目 (2014B090904080)

作者简介: 文国成 (1992-), 男, 广东广州人, 硕士研究生, 主要研究方向为智能机器人 (365239935@qq.com); 曾碧 (1963-), 女, 教授, 博士, 主要研究方向为智能机器人、移动计算; 陈云华 (1977-), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为机器学习、图像处理。

降,影响闭环检测的实时性。

针对上述问题,本文提出基于子地图与子地图(以下简称图一图)的匹配方法,可有效提高 SLAM 在大尺度地图闭环检测中匹配算法的准确率和速度。

1 相关工作

1.1 激光数据的坐标转换

一帧激光数据(scan)来自于激光雷达旋转一圈所得的距离数据,通过不同的旋转角度和激光末端点的测量距离,可计算出周围障碍物的距离,在激光雷达二维坐标系中激光末端点坐标以 $s(s_x, s_y)$ 形式表示,若激光雷达在全局坐标系的位姿为 $\varphi = (\varphi_x, \varphi_y, \varphi_\theta)$,可通过 φ 的转换矩阵 T_φ ,将 s 转换到全局坐标系中,如式(1)所示:

$$T_\varphi s = \begin{pmatrix} \cos \varphi_\theta & -\sin \varphi_\theta \\ \sin \varphi_\theta & \cos \varphi_\theta \end{pmatrix} s + \begin{pmatrix} \varphi_x \\ \varphi_y \end{pmatrix} \quad (1)$$

1.2 子地图及似然率区域

利用连续的激光数据构建子地图,用栅格地图的形式表示,栅格的大小决定地图分辨率,每个栅格用 $s=0$ 或 $s=1$ 表示该格点是空闲或占据状态。

通过式(1)将激光数据转换至全局坐标系中,对于每一个能观察到的栅格,如图1所示的灰色打叉部分,表示激光末端点所落在的栅格,即检测到存在障碍物,用 $p(s=1)$ 表示它被占据的状态,而仅灰色部分表示激光检测范围内没有障碍物,用 $p(s=0)$ 表示空闲状态。

由于传感器存在噪声,所以采用高斯分布模型作为激光末端点的噪声模型,并构建查找表记录其自身及周围栅格对应的高斯分布概率密度值,这种对障碍物施加噪声模型构建障碍物似然率区域的方法,能使地图对障碍物的表示变得平滑,通过查找表的概率密度值可提高对障碍物区域的搜寻速度。带有似然率区域的栅格地图如图2所示。其中图2(a)是普通栅格地图,(b)是带有似然率区域的栅格地图;越亮的地方表示概率密度值越高的区域。

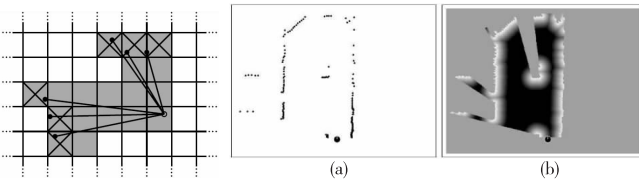


图1 栅格地图示意图

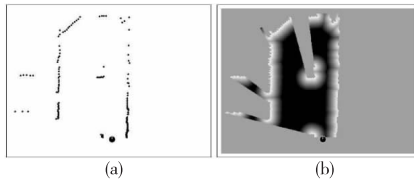


图2 似然率区域地图

1.3 扫描匹配算法

为验证两帧数据的相似性,本文选用 Olson^[1] 的扫描匹配算法。该扫描匹配算法将被匹配帧的激光点投影到匹配帧的查找表上,通过不同的旋转和平移方式,计算每次各激光点在查找表对应处的概率密度值总和,数值最高的即是两帧间最优的转换关系。

假设现在需匹配的是两帧在不同位置获取的激光数据, A 和 B 分别是两帧激光数据的坐标信息, T 是从 A 坐标系转换至 B 坐标系的转换矩阵,要使 A 投影到 B 的坐标系下,则有 $T=A^{-1}B$ 。

假设在位置 A 能观察到 N 个激光点, p_i 表示第 i 个点在该坐标系中的位姿,用得分函数 $M()$ 计算 A 的激光点投影到 B

的查找表上的概率密度值总和,那么得分最高时的转换矩阵 T^* 即为两匹配帧的最佳转换关系,表达式如下:

$$T^* = \arg \max_T \sum_{i \in N} M(T p_i) \quad (2)$$

1.4 图优化法^[8] (G2O)

以图(graph)的形式表示机器人不同时刻的估计位姿,把机器人的估计位姿作为点(node),不同时刻的估计位姿之间的约束关系以边(edge)表示,通过最小二乘法获得误差最小情况下点的估计位姿,计算公式如下:

$$F(x) = \sum_{[i,j] \in C} e_{ij}^T(x_i, x_j) \Omega_{ij} e_{ij}(x_i, x_j) \quad (3)$$

其中: x_i 和 x_j 代表图的节点 i 和 j 的位姿信息; C 表示节点间存在约束关系的子集; Ω_{ij} 是 x_i, x_j 两点间观察值的信息矩阵; e_{ij} 表示预测观察值和实际观察值的误差方程。

$$e_{ij}(x_i, x_j) = z_{ij} - z_{ij}^* \quad (4)$$

其中: z_{ij} 是两点间通过传感器获取的实际观察值; z_{ij}^* 是两点间通过位姿信息得到的预测观察值。

为了计算最小误差的情况,通过调整 x_i 和 x_j 的值,并将两点的位姿信息以 x 表示,求得最小误差情况下两点间的位姿信息 x^* 。

$$e_{ij}(x_i, x_j) = e_{ij}(x_i + \Delta x_i, x_j + \Delta x_j) = e_{ij}(x + \Delta x) \quad (5)$$

$$x^* = \arg \min_x F(x) \quad (6)$$

2 基于子地图的闭环检测方法

2.1 存在问题

闭环检测时,要确认当前位置是否处于访问过的地方,就必须和过去的数据进行匹配比较。在大尺度地图中,帧一帧的匹配方法存在如下两个缺点:

- a) 单帧激光数据的信息量小,匹配时有局限性,容易和其他相似度高数据发生错误匹配。
- b) 连续帧的激光数据重复部分多,存在很大的冗余性,匹配效率低,在大尺度地图中匹配速度十分缓慢。

虽然 Cartographer 帧一图的匹配方法可适当地提高匹配效率,但依然没有解决单一激光数据匹配时的局限性问题。两帧激光数据如图3(a)和(b)所示。由于画圈部分相似度高,经匹配算法检测,会被判断为存在闭环关系,造成错误的闭环结果,如图3(c)所示。

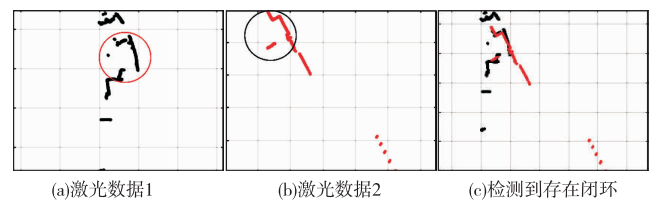


图3 错误闭环检测示例图

2.2 基于图一图匹配的方法

针对上述问题,本文提出基于子地图与子地图的匹配方法来检测闭环。

将式(2)的单帧激光数据变为由多帧激光数据构成的子地图。假设子地图 m 由激光数据 s_0 至 s_i 构成,用 N 表示对应帧包含的激光点数目,则 s_0 至 s_i 含有的激光点数为

$$N_{s_0:s_i} = N_{s_0} + N_{s_1} + N_{s_2} + \dots + N_{s_i} \quad (7)$$

因此构建的子地图 m 拥有激光点数为

$$N_m = N_{s_0:s_i} \quad (8)$$

将式(7)(8)经栅格地图栅格化后得到需要匹配计算的栅格数目 $N'_{s_0:s_i}$ 和 N'_m , 其中:

$$N'_{s_0:s_i} = N'_{s_0} + N'_{s_1} + N'_{s_2} + \cdots + N'_{s_i} \quad (9)$$

$$N'_m = (N'_{s_0} + N'_{s_1} + N'_{s_2} + \cdots + N'_{s_i})' \quad (10)$$

由于连续帧之间的数据有较大的冗余性, 必有 $N'_m < N'_{s_0:s_i}$, 可见通过构建子地图能去除连续帧之间的冗余信息, 使图—图匹配时要计算的栅格数比帧—图的少, 从而达到了减少匹配计算量, 提高匹配效率的目的。

另一方面, 由于子地图中包含多帧观察数据, 信息量比单帧数据丰富, 匹配数据的范围扩大, 可以很好地克服因为地图局部的高度相似而导致错误的判断。

如图4所示, 其中图3(a)(b)分别是图4(a)(b)的画圈部分, 虽然画圈部分经得分函数计算分值依然高, 但其他部分的相似度低, 使得整体的得分不满足于判断阈值, 不会被判断为存在闭环。

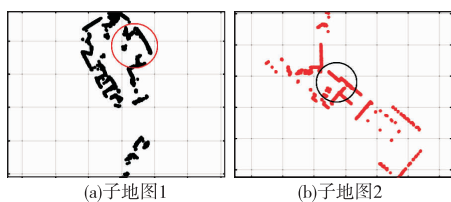


图4 子地图示例图

2.3 闭环候选集优化

在大尺度地图中, 随着机器人行进数据的累积, 会使闭环检测的匹配候选集增多, 影响闭环检测的实时性。针对这一问题, 本文提出了定位筛选和压缩表匹配两个改进方法, 以提高在大尺度地图中闭环检测的速度。

2.3.1 定位筛选

闭环检测目的是判断当前位置是否处于访问过的地方, 为了提高大尺度地图的闭环检测效率, 可通过系统里程计先估计机器人的大致位置, 再判断机器人估计位置附近的数据是否和检测位置的数据相似即可。

由于实际环境中里程计存在误差, 随着误差的累积, 机器人的估计位置越来越不可靠, 无法有效缩小匹配候选集的范围, 所以可通过定位优化算法^[8-12]对估计位置进行优化计算, 尽可能地缩小估计位置与真实位置的误差距离。本文通过图优化方法(G2O), 优化机器人不同时刻的估计位置, 把误差最小化, 在闭环检测时匹配候选集的选择范围就能缩小到误差范围内的数据, 使闭环检测在大尺度地图中不会因数据累积而降低匹配速度。

2.3.2 压缩表

当匹配帧从单帧激光数据变为子地图后, 查找表的大小会增大, 导致匹配时的搜索范围也随之扩大, 降低了匹配速度。因此本文采用降低查找表分辨率, 生成压缩表, 在闭环检测时用压缩表进行粗匹配的方法, 提升匹配速度。

本文遵循 2 次方的倍数来压缩查找表, 假设 d 代表压缩的倍数, H 和 L 表示查找表和压缩表的栅格数, 那么查找表在不同的压缩倍数下有

$$L = H/2^d \quad (11)$$

为了尽量减少压缩表造成的精度损失, 本文采用最大值池化方法, 即在要合并的表格中选取最大值, 记录在新合成的表格中, 形成压缩表。 d 的取值可根据子地图大小而定, 使压缩

表既能保持匹配结果准确性, 又能提高匹配速度。当 d 取值为 2 时, 最大值池化如图5所示。

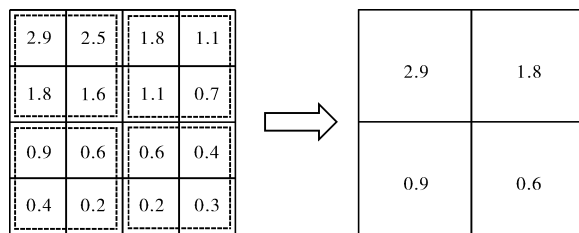


图5 最大值池化示意图

本文首先通过用压缩表匹配代替原来高精度的查找表匹配, 实现子地图和子地图的粗匹配, 可有效筛选掉大部分明显不相似的子地图, 提高匹配效率; 然后对满足粗匹配的子地图再用对应查找表的扫描匹配验证是否存在闭环, 查找表匹配时可根据压缩表匹配中得到的转换矩阵 T^* 作为匹配搜索的初始位置, 可显著提高匹配速度。

2.4 算法实现流程

匹配算法步骤如下:

a) 连续的激光数据构建子地图。

b) 根据新构建的子地图生成查找表和压缩表, 将其查找表和压缩表分别存储在队列 H 和队列 L 中。

c) 选择队列 L 中满足定位筛选的压缩表与新获得的压缩表进行扫描匹配, 经过式(2)计算后, 满足得分阈值的数据序号将被记录在 list, 若不存在满足条件的, 则选取得分高的数据将其序号添加到 list 中。

d) 根据 list 中存在的序号, 选取队列 H 中对应的查找表与新获得的查找表进行扫描匹配, 满足得分阈值且分值最高的数据, 判断为存在闭环关系, 在这两帧数据间建立约束关系。

改进后的匹配算法流程如图6所示。

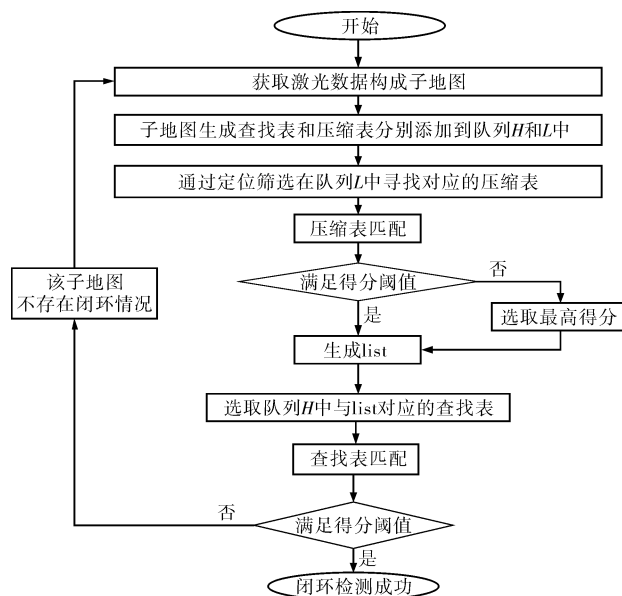


图6 子地图匹配法流程

3 实验

3.1 实验设置

为验证本文算法的性能提升性, 本文选用公开数据集 mit-csail 在 MATLAB 下进行仿真实验和比较。数据集共有 680 帧

激光数据,地图大小 $100\text{ cm} \times 120\text{ cm}$,分辨率为 5 cm ,用每 10 帧激光数据构成一子地图,压缩表压缩倍数 $d=8$ 。由于原数据集中并没有给出实际位置(ground true),也就是不同时刻获取的两帧激光数据的真实位置是否为同一个地方是不知道的,所以实验数据的位姿采用经图优化得到的位姿来计算实际位置。假设两帧激光数据的位姿点 $s_1(s_{1x}, s_{1y}, s_{1\theta}), s_2(s_{2x}, s_{2y}, s_{2\theta})$,满足 $|s_{1x} - s_{2x}| < 2, |s_{1y} - s_{2y}| < 2, |s_{1\theta} - s_{2\theta}| < 180^\circ$,通过帧一帧的匹配算法计算两帧激光数据的相似性,只有满足得分阈值的才作为实际位置。

3.2 实验设计

为评估本文算法的性能,设计以下三个实验与原始的方法和新进算法 CSM(correlative scan matching)、Cartographer 进行比较。实验的匹配方式按照闭环检测的思路进行,将每一帧读取到的数据与之前构成的子地图作对比;在图一图的匹配中则是每生成一幅子地图就和以前的子地图匹配。由于连续的数据具有较高的相似性,影响闭环检测的结果,所以连续帧不作为候选集进行匹配。

实验 1 比较匹配算法的运行时间。为体现子地图在匹配算法中对速度的提升性,实验选用前 100 帧激光数据进行匹配比较,让本文方法与帧一帧方法 CSM 和帧一图方法 Cartographer 进行算法运算时间的比较。由于一张子地图由 10 帧激光数据组成,不同的匹配方法的匹配单位不一样,为保证实验的公平性,让 10 帧激光数据作为一组匹配单位,完成一组的匹配等效于完成一张子地图的匹配,因此最终可得三种方法在完成 100 次匹配后的运行时间。

实验 2 比较闭环检测中匹配候选集的数量。为验证本文提出的压缩表和定位筛选方法能减少匹配候选集数量,实验分别在这三种方法下对实验数据集进行闭环检测,记录检测过程中查找表和压缩表发生扫描匹配的次數和运行总时间,通过比较时间长短反映筛选候选集的有效性。

实验 3 准确率和召回率情况。为验证本文算法在闭环检测中的有效性,实验通过调整匹配算法的得分阈值得到不同召回率下的准确率,比较各种方法下准确率(precision)和召回率(recall)的情况。

3.3 实验结果与分析

实验 1 图 7 给出在 100 次匹配次数下各匹配算法的消耗时间。可看出在同样匹配次数下,原始的图一图匹配算法耗时大约为 42 s/次 ,CSM 大约为 19 s/次 ,Cartographer 大约 7 s/次 ,而具有压缩表的本文算法仅 2.4 s/次 ,可见压缩表能大幅度提升扫描匹配算法的速度,同时基于图一图的匹配方法耗时结果也比帧一图和帧一帧优秀。

实验 2 图一图各方法比较如表 1 所示。由表 1 可见,在原始方法下,每有一张新的子地图产生就需要和已存在的子地图进行一次基于查找表的扫描匹配,那么 68 张子地图就会产生 2 346 次的查找表匹配,因此匹配候选集数就有 2 346 个,而耗时也接近于匹配候选集数 \times 本文匹配算法耗时;而在有压缩表的情况下,先进行耗时较少的基于压缩表的扫描匹配,只有满足条件的才会再进行耗时较长的基于查找表的扫描匹配,从表中可看出满足条件的匹配候选集只有 110 个,大幅减少了匹配候选集的计算时间。在本文算法中,先通过位姿优化方法缩小匹配候选集范围,再结合压缩表提升匹配速度,因此查找表和压缩表的匹配候选集数量都显著减少,虽然与压缩表的方法

对比中查找表的匹配次数有少量升高,但是大量的压缩表匹配次数减少,使得整体的耗时进一步减少。

表 1 图一图各方法比较

方法	查找表匹配次数	压缩表匹配次数	匹配时间/s
原始方法	2 346	0	4 926
压缩表	110	2 346	2 342
本文算法	136	408	652

实验 3 准确率和召回率分布情况如图 8 所示。基于图一图的匹配方法中,使用压缩表后在低召回率时准确率不仅不降,还有所提高,虽然在高召回率中比原方法有所下降,但差距微小;在加上定位筛选方法后,即本文算法,因为图优化算法能很好地优化机器人估计位姿,保持与实际位置不会有太大的偏差,所以能过滤掉很多容易造成误检的结果,保持较高的准确率,算法提升效果十分明显。另一方面,压缩表一图一图, Cartographer 和 CSM 的比较,分别代表基于图一图、帧一图和帧一帧的匹配算法比较,可见只有在低召回率时 Cartographer 的准确率高于本文图一图算法,当召回率升高后 Cartographer 和 CSM 的准确率迅速下降,误检的鲁棒性明显不如基于图一图的方法好。

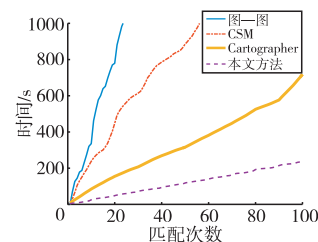


图 7 各算法耗时比较

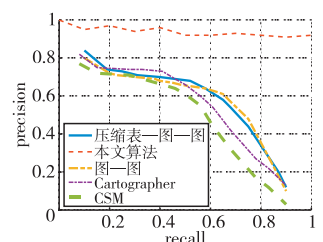


图 8 数据集中各算法的准确率和召回率

4 结束语

本文采用子地图与子地图匹配的方法进行闭环检测,通过定位筛选和压缩表,对闭环检测匹配候选集优化,有效解决了在大尺度地图中匹配速度缓慢及误检的问题,并在仿真环境中进行了验证。

实验结果表明,本文算法相比传统方法,降低了传统方法中因局部相似度高而容易发生误检的情况,减少了数据的信息冗余性,在匹配的速度和准确率上都有明显的提升。随着深度学习方法在图像匹配和 SLAM 领域的兴起,如何在匹配方法上结合深度学习方法,提高算法对各种复杂环境的适应性是下一步要研究的内容。

参考文献:

- [1] Olson E B. Real-time correlative scan matching [C]// Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 1233-1239.
- [2] Zhang Zhengyou. Iterative closest point (ICP) [M]. [S. l.]: Springer, 2014.
- [3] Fernando M, Rudolph T, Luis M, et al. Two different tools for three-dimensional mapping: DE-based scan matching and feature-based loop detection [J]. Robotica, 2014, 32(1): 19-41.
- [4] Tipaldi G D, Kai O A. FLIRT: interest regions for 2D range data [C]// Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010: 3616-3622.

训练误差和更快的收敛速度。

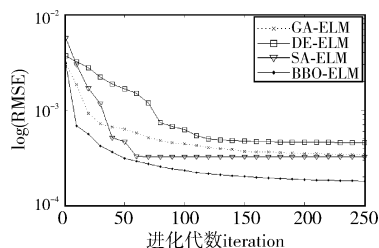


图 7 基于不同方法对 Die Hard III 的 B-VOP 单步预测时的训练误差收敛曲线

4 结束语

本文将 BBO 算法与 ELM 方法相结合,应用于 ELM 的网络结构与隐含层节点参数优化中,优化选择模型的输入变量、隐含层节点数目、隐含层节点的参数、网络的正则化系数,提出 BBO-ELM 方法,并应用于网络视频流量预测实例中,在同等条件下与其他现有方法进行了比较。仿真实验结果表明,本文方法取得了较好的预测性能;同时,本文方法在预测精度和收敛速度上明显优于其他基于优化算法的 ELM 方法,显示出其在网络流量预测中的应用优势,进一步的研究思路是研究将 BBO 与 Kernel ELM 方法的结合,应用于网络流量预测中。

参考文献:

- [1] Eterovic T, Mrdovic S, Donko D, *et al.* Data mining meets network analysis: traffic prediction models[C]//Proc of the 37th International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2014: 1479-1484.
- [2] 温祥西, 孟相如, 马志强, 等. 小时间尺度网络流量混沌性分析及趋势预测[J]. 电子学报, 2012, 40(8): 1609-1616.
- [3] Kamisli F. Recursive prediction for joint spatial and temporal prediction in video coding[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2014, 21(6): 732-736.
- [4] 吴长昊, 王健, 方丽华, 等. 基于预测机制的云媒体网络自适应视频流选择算法[J]. 计算机应用研究, 2016, 33(11): 3426-3429, 3434.
- [5] 张宾, 杨家海, 吴建平. Internet 流量模型分析与评述[J]. 软件学报, 2011, 22(1): 115-131.
- [6] Lanfranchi L I, Bing B K. MPEG-4 bandwidth prediction for broadband cable networks[J]. IEEE Trans on Broadcasting, 2008, 54(4): 741-751.
- [7] Kang S, Lee S, Won Y, *et al.* On-line prediction of nonstationary variable-bit-rate video traffic[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2010, 58(3): 1219-1237.
- [8] 赵清艳. 遗传优化神经网络的网络流量预测[J]. 微电子学与计算机, 2013, 30(3): 132-135.
- [9] 郭通, 兰巨龙, 李玉峰, 等. 基于量子自适应粒子群优化径向基函数神经网络的网络流量预测[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(9): 2220-2226.
- [10] 李啸辰, 罗赞莺, 智英建, 等. 基于启发式算法的混沌支持向量机流量预测[J]. 计算机工程, 2011, 37(13): 163-165.
- [11] Simon D. Biogeography-based optimization[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2008, 12(6): 702-713.
- [12] Bhattacharya A, Chattopadhyay P K. Biogeography-based optimization for different economic load dispatch problems[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2010, 25(2): 1064-1077.
- [13] Rarick R, Simon D, Villaseca F E, *et al.* Biogeography-based optimization and the solution of the power flow problem[C]//Proc of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 1003-1008.
- [14] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewia A. Let a biogeography-based optimizer train your multi-layer perceptron[J]. Information Sciences, 2014, 269(8): 188-209.
- [15] Huang Guangbin, Zhu Qinyu, Siew C K. Extreme learning machine: theory and applications[J]. Neurocomputing, 2006, 70(1-3): 489-501.
- [16] Matias T, Souza F, Jo R, *et al.* Learning of a single-hidden layer feedforward neural network using an optimized extreme learning machine[J]. Neurocomputing, 2014, 129(4): 428-436.
- [17] Chen B S, Peng S C, Wang Kuchen. Traffic modeling, prediction, and congestion control for high-speed networks: a fuzzy AR approach[J]. IEEE Trans on Fuzzy Systems, 2000, 8(5): 491-508.
- [18] Atiya A F, Aly M A, Parlos A G. Sparse basis selection: new results and application to adaptive prediction of video source traffic[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 2005, 16(5): 1136-1146.
- [19] Bhattacharya A, Parlos A G, Atiya A F. Prediction of MPEG-coded video source traffic using recurrent neural networks[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2003, 51(8): 2177-2190.
- [5] Kallasi F, Rizzini D L. Efficient loop closure based on FALKO LIDAR features for online robot localization and mapping[C]//Proc of IEEE/RJS International Conference on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2016.
- [6] Konolige K, Grisetti G, Kümmerle R, *et al.* Efficient sparse pose adjustment for 2D mapping[C]//Proc of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2010: 22-29.
- [7] Hess W, Kohler D, Rapp H, *et al.* Real-time loop closure in 2D LIDAR SLAM[C]//Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2016: 1271-1278.
- [8] Kümmerle R, Grisetti G, Strasdat H, *et al.* G2O: a general framework for graph optimization[C]//Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2011: 3607-3613.
- [9] 王晓华, 杨幸芳. 基于混合信息滤波的粒子滤波 SLAM 算法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(7): 1988-1990, 1994.
- [10] Kohlbrecher S, Stryk O V, Meyer J, *et al.* A flexible and scalable SLAM system with full 3D motion estimation[C]//Proc of IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2011: 155-160.
- [11] Grisetti G, Stachniss C, Burgard W. Improved techniques for grid mapping with Rao-Blackwellized particle filters[J]. IEEE Trans on Robotics, 2007, 23(1): 34-46.
- [12] 张毅, 程铁凤, 罗元, 等. 鲁棒的机器人粒子滤波即时定位与地图构建的实现[J]. 计算机应用研究, 2015, 32(8): 2339-2342.

(上接第 1727 页)