

文章编号: 1001-0920(2009)09-1340-05

基于 DBNs 理论的多传感器信息融合方法

穆荣军, 韩鹏鑫, 崔乃刚

(哈尔滨工业大学 航天工程系, 哈尔滨 150001)

摘要: 为了提高多传感器信息融合系统的动态优化和容错能力, 应用动态贝叶斯网络理论对传统联邦滤波器进行改造, 得到了一种可以实现高动态环境条件下多传感器信息主动-动态优化配置的信息融合方法. 仿真结果表明, 这种信息融合方法具有较强的动态适应和容错能力.

关键词: 动态贝叶斯网络; 主动-动态信息融合; 动态优化; 容错

中图分类号: V249.32 **文献标识码:** A

Multi-sensor information fusion method based on dynamic Bayesian net works

MU Rong-jun, HAN Peng-xin, CUI Nai-gang

(Department of Astronautics Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China. Correspondent: MU Rong-jun, E-mail: murjun@163.com)

Abstract: In order to improve the fault-tolerant and dynamic optimization capability of the information fusion method for multisensor system, the theory of dynamic Bayesian networks is used to rebuild the conventional federated Kalman filter. And a kind of active and dynamic information fusion and optimization method for multisensor systems under high dynamic situation is proposed. The simulation results show the high dynamic flexibility and fault-tolerant ability of the proposed method.

Key words: Dynamic bayesian networks; Active and dynamic information fusion; Dynamic optimization; Fault-tolerant

1 引言

为适应高超声速飞行器、可重复使用航天运载器、远程快速打击武器等新型航空航天器高精度、高可靠导航定位以及协同作战、空天一体化快速响应等作战模式对高动态和高可靠信息处理能力的应用需求, 信息处理算法应该具有较强的动态适应性和容错能力, 并且在导航信息融合过程中实现多传感器信息的实时优化配置, 增强系统的综合性能. 国内外相关学者在组合导航信息融合、故障诊断、野值剔除、系统重构等方面开展了相关研究, 提出了强跟踪滤波、自适应滤波、多重渐消滤波等导航信息处理体系及相关改进算法, 这些算法在低速、低机动常规载体的导航应用中取得了令人满意的效果. 但到目前为止, 高速、高动态、强机动、强干扰应用背景下有效的高精度、高可靠组合导航技术仍是一项空白, 相关

科研机构均在努力探索能够满足该应用需求的导航技术和方法. 由于动态贝叶斯网络(DBNs)能够在动态环境下自主进行信息的优化配置, 在提高信息融合方法对高动态环境的适应能力和智能化水平方面具有明显的优势^[1]. 基于 DBNs 框架的传感器优化选择理论和方法已成为当前多传感器信息融合领域研究的重点.

本文结合 DBNs 理论和联邦滤波器的基本原理, 提出了一种能够实现高动态环境下多传感器信息主动-动态优化配置的信息融合算法. 该算法基于导航传感器信息的品质及滤波器的性能, 对导航信息进行实时优化配置和融合, 无须人为设置容错算法和相关约束条件, 具有全自主性和高动态适应性. 仿真结果表明, 该方法具有较强的动态适应性和容错能力, 能够满足高速、高动态应用对象高精度和高

收稿日期: 2008-11-28; 修回日期: 2009-05-06.

基金项目: 国家 863 计划项目(2007AA0108).

作者简介: 穆荣军(1969—), 男, 辽宁大连人, 副教授, 博士, 从事飞行器组合导航、信息融合理论的研究; 崔乃刚(1965—), 男, 沈阳人, 教授, 博士生导师, 从事飞行器动力学与控制、滤波理论及应用等研究.

可靠性的导航需求。

2 基于 DBNs 理论的主动-动态信息融合

2.1 动态信息融合过程

为了实现在动态环境下的信息融合,融合算法不但要具有对不同传感器信息进行融合处理的能力,还要做到在有限的可用时间内为给定的目标动态地选择出最有价值的传感器信息,实现动态信息融合。

动态信息融合的过程是一个概率推理过程,可以用一个动态概率网络来描述。链式流程结构是概率网络中进行数据处理的一种有效方法^[1],而 DBNs 正是这样一种典型的链式流程结构模型,因此可以作为处理动态信息融合问题的有效工具。图 1 给出了信息融合中典型的 DBNs 示意图^[2,3]。

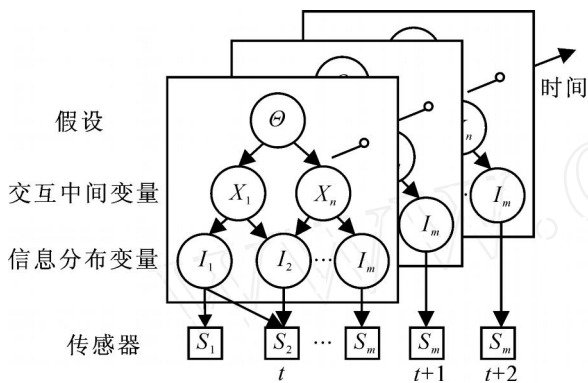


图 1 DBNs 时间流程图

在上述 DBNs 中,传感器作为随机变量,合并到贝叶斯网络结构中形成一个连贯的信息融合结构。为表示传感器的不确定性,在动态的贝叶斯网络结构中加入一层信息分布变量来连接传感器和中间变量,用于获取信息的传感器是唯一的可观测变量。

主动-动态信息融合的目的是选择性地选取那些同融合结果关系最密切的传感器信息,同时使用传感器获取信息的代价最小。可以通过只选取同结果协同关系最强的传感器信息集合来描述当前目标,以实现整体效能^[1]。

主动-动态信息融合是多源传感器的动态自组织优化配置与融合的问题,其数学描述为^[4]:假设有 m 个可用传感器 $S_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 测量环境信息;令 θ 表示一系列概率假设 $\theta_k (k = 1, 2, \dots, K)$, $S_t = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$ 表示 t 时刻所选取的传感器集合,其中 $n \in \{1, 2, \dots, m\}$;传感器 S_i 在 t 时刻的测量数据可以表示为 $O_t(S_i)$,而第 i 个传感器的测量结果 $O_t(S_i)$ 隶属于一个已知的由 $e_1^i, e_2^i, \dots, e_l^i$ 构成的有限状态集合; $O_t = \{o_t(S_1), \dots, o_t(S_n)\}$ 表示当前时刻 t 的可用信息。基于 O_t 选取 $t + 1$ 时刻的传感器组合,则每一时刻的主动-动态信息融合过程可分为 4

个阶段:

- 1) 传感器选择. 在接收到 O_t 后,基于系统状态为下一时刻 ($t + 1$ 时刻) 选择最优的传感器集合 S_{t+1} 。
- 2) 观察. 得到观测结果 $O_{t+1}(S_i), i = 1, 2, \dots, n$,以获得新的传感器信息 O_{t+1} 。
- 3) 状态评估. 运用 DBNs 推理算法计算出后验概率 $P(\theta_{t+1} / O_{t+1})$ 。
- 4) 做出决策. 如果当前传感器选取方案的可信度足够高,则进行融合计算;否则,结束过程,并重新选取传感器开始作进一步观测和评估。

基于 DBNs 的主动-动态信息融合过程如图 2 所示。图 2 中的信息融合模型是一个贝叶斯网络,包含 θ, X, I 和 S 。 S 为选择出的优化传感器组合,黑色箭头表示因果关系,白色箭头表示传感器主动控制。

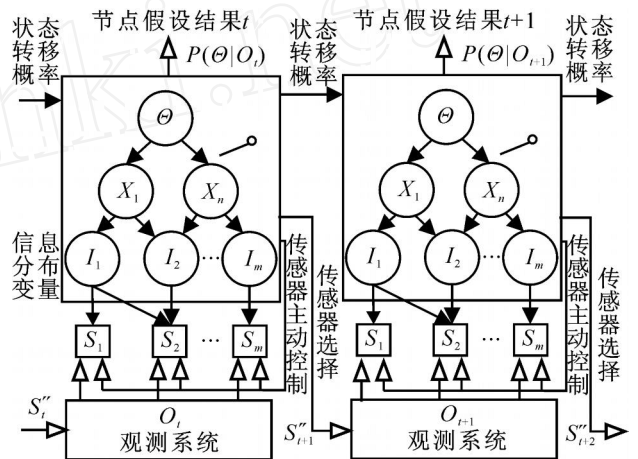


图 2 主动-动态信息融合过程

基于 DBNs 的主动-动态信息融合方法,能够在合理的时间内运用有限的资源主动地选择一些优化的传感器来得到最有用的信息,增加了传感器动态选择的能力,可用于多种场合。

2.2 信息动态优化配置原理及其实现

图 2 所示的主动-动态信息融合模型中,通过传感器优化选择算法来构建传感器选择控制器,实现多传感器信息的动态自组织优化配置。

从信息论的观点来看,随机变量的熵反映了随机变量的不确定程度,熵越大,表明该随机变量的不确定性程度越大。根据最大信息熵原理,在给定的约束条件下,信息熵取得极大值时,对应的概率分布出现的概率占绝对优势^[5]。

假设条件 θ 和传感器组合 S 之间的交互信息 $I(\theta; S)$ 是得到 S 的测量值前后 θ 的两个概率分布之间的相对熵(熵之差)的数学期望^[1,3],即

$$I(\theta; S) = H(\theta) - H(\theta / S) \quad (1)$$

其中: $H(\theta)$ 为假设条件的熵, $H(\theta / S)$ 为得到 S 的

测量信息后假设条件的熵。 $I(\cdot; S)$ 量化了 S 的测量信息所具有的降低不确定性的能力。可见,熵、交互信息和相对熵分别从不同程度上反映了随机变量间的协同关系。

根据 DBNs 理论,在每一时刻, S 和 \cdot 之间的最大交互信息同最小概率误差是等价的^[6]。交互信息达到最大值时,假设条件的概率误差达到假设中的极小值,而最小概率误差是广泛采用的评估决策效能的标准方法。因此可以选择交互信息量达到最大为标准,选择最优传感器组合,即

$$I(\cdot; S) = H(\cdot) - H(\cdot / S) = \max. \quad (2)$$

每一时刻,按照式(2)选择出的优化传感器组合具有最大地降低假设条件不确定性的能力^[6]。可见,降低计算传感器组合间假设条件间交互信息的复杂程度,同时选取能够最大程度地降低假设不确定性的传感器组合,是实现传感器动态自组织优化配置的关键。

对于交互信息的计算,虽然一些学者根据传感器协同理论,结合 DBNs 相关原理针对特定问题提出了一些近似计算方法^[4,6],但当系统中待选择配置的传感器较多时,进行传感器优化配置的运算过程非常复杂,计算量相当庞大,难以适应高动态的应用环境。因此,有必要借助已有的理论和方法,对上述传感器动态自组织优化配置理论的具体工程应用算法进行研究和探讨。

目前,联邦滤波器已广泛地应用于实际工程领域,用来处理多传感器信息融合问题。根据对联邦滤波器的特点与理论分析可知,信息分配因子在联邦滤波中起着重要作用,影响着滤波的精度和计算量,决定了滤波器的性能^[7]。利用联邦滤波进行信息融合的过程中,局部估计结果的信息分配因子反映了局部估计的质量以及估计结果的可用性和有效性,体现了局部滤波器的输入信息同主要参考系统间的协同程度。因此,可以将信息融合过程中的信息分配因子作为衡量局部滤波结果同估计对象(状态向量)间的协同程度的衡量指标。同时,信息分配因子反映了局部滤波器对状态向量估计的后验概率误差,体现了局部输入信息对降低融合估计结果的不确定性的能力。从而,信息分配因子反映了局部滤波器的输入信息所具有的降低估计对象不确定性程度的能力。

可见,联邦滤波器中的信息分配因子,同 DBNs 理论中的交互信息有着同样的功能,均反映了局部滤波器的输入信息所具有的降低估计对象不确定性的能力,即与估计对象间的协同关系,有

$$\Leftrightarrow I(\cdot; S). \quad (3)$$

从而,可以用信息分配因子取代交互信息,作为局部滤波器输入信息同主要参考系统间协同关系的衡量指标。这样可以避免较为复杂的交互信息计算过程,减轻系统计算负担,增强信息融合系统的实时性和动态适应性。

基于以上分析,在不考虑传感器运行成本的条件下,可以从 n 个可用传感器中选取 k 个传感器构成优化的传感器组合。假设 S 是当前选用的传感器组合, S_i 是余下的传感器中的任意一个,以交互信息量 $I(\cdot; S)$ 最大为准则,得到优化传感器组合 S 的步骤如下:

Step1: 在局部滤波的基础上,分别求取 n 个局部滤波结果的信息分配因子 i_1, i_2, \dots, i_n , 并选取满足 $i_r = \max(i_1, i_2, \dots, i_n)$ 的局部滤波器对应的传感器 S_r 作为选取出的最有信息价值的传感器,在初始时刻, S 中仅包含主要参考系统的传感器;

Step2: 调整传感器间的协同关系,将 S_r 扩充进 S ,使 $S = (S, S_r)$ 构成新的当前选用的传感器组合;

Step3: 以 Step2 中得到的 S 的输出 $O_r(S)$ 为已知信息,将 $O_r(S)$ 同余下传感器对应的局部滤波结果进行第 2 层融合,选取满足 $i_s = \max(i_1, i_2, \dots, i_{n-1})$ 的局部滤波器对应的传感器 S_s 对基本传感器组合 S 进行扩展, $S = (S, S_s)$, S_s 即是本次选取中新增的最有价值的传感器;

Step4: 重复 Step3,每次增加一个新的 S_s ,直到 S 中传感器数目达到允许的最大值 m 。

2.3 信息融合算法

第 2.2 节在 DBNs 理论框架下,对传统联邦滤波器进行改造,并以联邦滤波器中的信息分配因子作为准则构建传感器主动动态选择控制器,实现对多传感器的动态自组织优化配置。

联邦滤波有多种应用模式,为了降低运算负担、充分利用多传感器的有效信息、增强融合算法的动态适应性和容错能力,采用无反馈输出校正^[8,9] - 部分信息融合模式。该模式对状态向量中的不同分量分别求取信息分配因子,并进行全局融合,不同分量全局融合的结果对应状态向量全局最优融合结果中的相应分量。

在进行融合时采用如下的部分信息融合算法:设有 N 个局部滤波器对状态 $X = [u \ v \ w]^T$ 进行估计,第 i 个局部滤波器的估计输出为

$$X_i = [u_i \ v_i \ w_i]^T. \quad (4)$$

对应的估计误差方差阵可记为

$$P_i = \text{diag}([P_{u_i} \ P_{v_i} \ P_{w_i}]), \quad (5)$$

其中 $P_{u_i}, P_{v_i}, P_{w_i}$ 分别表示第 i 个局部滤波器对分

量 u, v, w 估计的误差方差矩阵. 则各分量的信息分配因子为

$$u_i = \frac{1}{\text{tr } P_{u_i}} \left(\prod_{i=1}^N \frac{1}{\text{tr } P_{u_i}} \right)^{-1},$$

$$v_i = \frac{1}{\text{tr } P_{v_i}} \left(\prod_{i=1}^N \frac{1}{\text{tr } P_{v_i}} \right)^{-1},$$

$$w_i = \frac{1}{\text{tr } P_{w_i}} \left(\prod_{i=1}^N \frac{1}{\text{tr } P_{w_i}} \right)^{-1}. \quad (6)$$

各分量的最优融合为

$$X_{gu} = \sum_{i=1}^N u_i u_i,$$

$$X_{gv} = \sum_{i=1}^N v_i v_i,$$

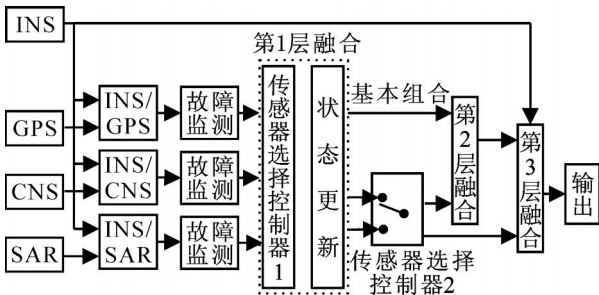
$$X_{gw} = \sum_{i=1}^N w_i w_i. \quad (7)$$

从而可得本次融合过程中状态向量的最优融合为

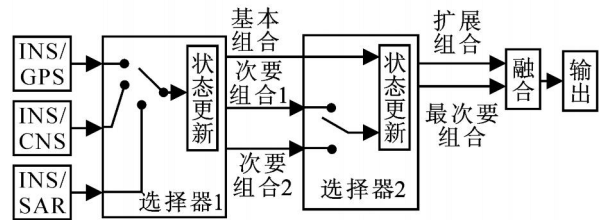
$$X_g = [X_{gu} \quad X_{gv} \quad X_{gw}]^T. \quad (8)$$

3 信息融合模型和算法的容错性分析

下面以在某亚轨道飞行器导航系统中的应用为例,对上述信息融合模型和算法的容错性进行分析.该飞行器导航系统模型及与之相对应的传感器选择控制过程如图 3 所示.



(a) 导航系统结构



(b) 传感器选择控制

图 3 导航系统模型示意图

传感器主动动态选取过程如下：

Step1: 在局部滤波的基础上,从 INS/GPS, INS/SAR,INS/CNS 中,选取信息分配因子最大的组合作为基本的传感器组合,在所有辅助传感器中,该组合的辅助传感器具有最强的降低惯导输出不确定性(误差)的能力;

Step2: 选定的基本组合的输出同余下局部滤波结果进行第 2 层融合,选取信息分配因子最大的局部组合对应的辅助传感器对基本传感器组合进行扩展;

Step3: 将扩展后传感器组合的融合输出作为新的已知信息,同余下的另外一个局部滤波结果进行融合,得到全局输出.

当某一局部传感器发生故障,其输出信息完全或部分失效时,通过部分信息融合的联邦滤波算法,结合传感器主动动态选择控制器,可以将失效的信息剔除出去,而整个全局融合结果不会受到较大影响.如果在特定环境下,所有辅助传感器均出现故障或者失效,则在传感器选择控制过程中,将直接选取主要参考系统(惯导系统)的信息作为导航结果.通过上述处理方法,能够有效地对故障信息进行隔离;同时,主要参考系统的信息也可以促进出现故障的辅助传感器进行故障恢复.在整个过程中,系统重构所引起的跳变比较缓和,各层传感器选择引起的系统重构幅度很小.

可见,上述信息融合算法通过基于信息分配因子的传感器主动选择控制器,实现对多传感器信息的动态自主选择.能够通过实时判别传感器信息的有效性和可用性,及时有效地对传感器故障进行检测、隔离,做到信息融合系统的平滑重构,自主完成系统的 FDIR(故障检测、隔离和重构)功能.无需人为设置容错算法和相关约束条件^[10],实现多传感器信息的动态自组织优化配置.

4 仿真算例

以上述亚轨道飞行器的导航系统为例,对文中提出的信息融合方法进行验证.该飞行器飞行总时间为 571.5 s,最大飞行高度为 112.05 km,整个飞行轨迹如图 4 所示.

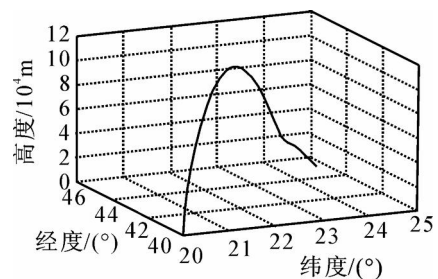


图 4 亚轨道飞行器三维飞行轨迹

仿真采用的导航设备中,陀螺常值漂移 $0.5 \text{ } \mu\text{r/hr}$,随机漂移为 $0.01 \text{ } \mu\text{r/hr}$,加速度计常值误差为 10^{-3} g ,随机噪声为 10^{-4} g ,数据更新周期为 0.01 s ;GPS 水平定位误差为 10 m ,垂直定位误差为 15 m ,测速误差为 1.5 m/s ,数据更新周期为 0.01 s ;

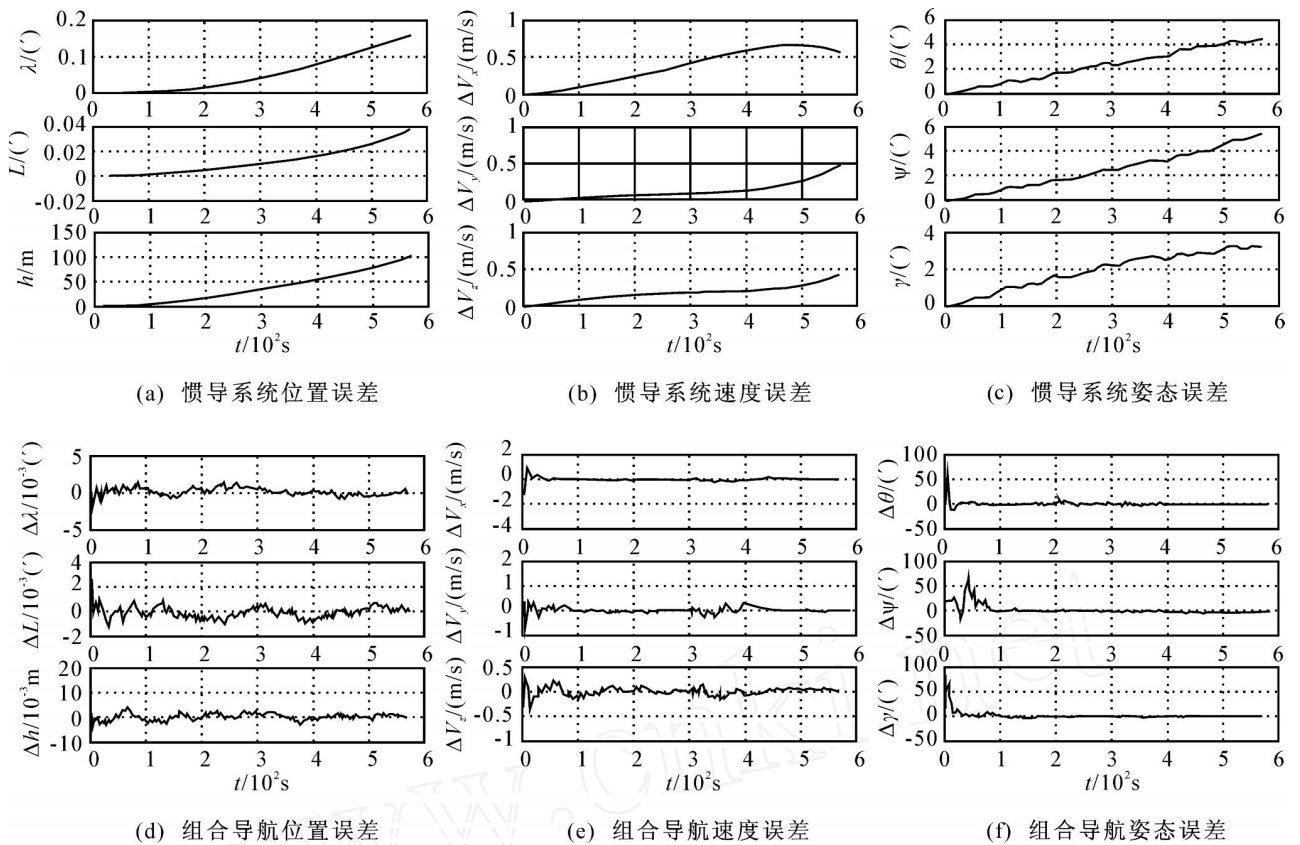


图5 亚轨道飞行器导航结果曲线

SAR 水平定位误差为 20 m,定向误差 0.2°,数据更新周期为 0.1 s;星敏感器安装误差为 10°,测量误差为 5°,数据更新周期为 0.01 s;滤波周期为 0.1 s.

仿真中设定星敏感器在 200 ~ 250 s 出现故障,测量信息出现幅值为 1 rad 的野值;GPS 接收机在 300 ~ 400 s 出现故障,经、纬度测量值出现幅值为 0.05 的野值,高度信息出现幅值为 150 m 的野值,测速引入 20 m/s 的野值;SAR 在 300 ~ 400 s 出现故障,经、纬度测量值出现幅值为 0.1 的野值,航向角信息出现幅值为 0.5°的野值.图 5 给出了考虑再入段传感器故障和黑障区影响下的全轨迹导航结果曲线.

将上述仿真结果进行局部放大后可以看出,在给定的仿真条件下,主动-动态信息融合方法能够有效地对因传感器故障而引入的野值进行隔离,并使系统的导航精度有了较大幅度的提高:位置精度达到 5 m 以内,测速精度达到 0.1 m/s 以内,姿态误差达到 5°以内.

5 结 论

基于 DBNs 理论,对传统联邦滤波器进行改造,提出了一种多传感器信息主动-动态融合方法.该方法运算简单,能够对多传感器信息进行动态自组织优化配置,有效地增强了系统的动态适应性和容错

能力.以该方法在亚轨道飞行器导航系统中的应用为例进行了仿真验证,仿真结果表明,该方法具有较高的自主性、较强的动态适应性和容错性.

参考文献(References)

- [1] Zhang Y M, Ji Q. Active and dynamic information fusion for multisensor systems with dynamic Bayesian networks [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 2006, 36(2): 467-472.
- [2] Murphy K P. Dynamic Bayesian networks: Representation, inference and learning[D]. California: University of California, 2002.
- [3] 张连文,郭海鹏.贝叶斯网引论[M].北京:科学出版社,2006.
(Zhang L W, Guo H P. Introduction to Bayesian networks[M]. Beijing: Science Press, 2006.)
- [4] Zhang Y M. Active and dynamic information fusion with Bayesian networks[D]. Nevada: University of Nevada, 2004.
- [5] Shannon C E. A mathematical theory of communication [J]. Bell System Technical J, 1948, 27(10): 379-423; 623-656.
- [6] Kullback. Information theory and statistics[M]. New York: Wiley, 1959.

(下转第 1350 页)

5 结 论

本文基于双环型红外光源单摄像机系统,提出了一种视线方向检测方法.在眼部特征检测阶段,采用由粗及精的策略,先确定瞳孔潜在区域,再进行眼部特征的精细分割,有效抑制了由于头部随机运动和光源变化给亮暗瞳差分方案带来的不利影响.在视线参数到视线落点非线性映射模型建立阶段,将GRNN神经网络和非线性多项式模型相结合,避免了统计模型容易产生较大误差的问题,实现了单摄像机系统头动情况下较高精度的视线方向检测.实验结果及其在交互式图形界面系统中的应用验证了本文方法的有效性.

参考文献(References)

- [1] Technologies L C. Eyegaze systems[EB/OL]. <http://www.eyegaze.com>,2009-01-20.
- [2] Eyetech digital systems [EB/OL]. <http://www.eyetechds.com>, 2008-12-10.
- [3] Tobii Technology, Danderyd, Sweden[EB/OL]. <http://www.tobii.se>. 2008-12-10.
- [4] Applied science laboratories[Online]. <http://www.as-l.com>, 2008-12-10.
- [5] Ebisawa Y, Satoh S. Effectiveness of pupil area detection technique using two light sources and image difference method[C]. Proc of the 15th Annual Int Conf of the IEEE Engineer in Medicine and Biology Society. San Diego, 1993: 1268-1269.
- [6] Ebisawa Y. Improved video-based eye-gaze detection method[J]. IEEE Trans on Instrument, 1998, 47(2): 948-955.
- [7] Morimoto C H, Koons D, Amir A, et al. Pupil detection and tracking using multiple light sources[J]. Image Vision Computer, 2000, 18(4): 331-336.
- [8] Morimoto C, Flickner M. Real-time multiple face detection using active illumination[C]. Proc 4th IEEE Int Conf on Automatic Face and Gesture Recognition. Grenoble, 2000: 8-13.
- [9] Haro A, Flickner M, Essa I. Detecting and tracking eyes by using their physiological properties, dynamics and appearance [C]. Proc IEEE CVPR 2000. South Carolina, 2000: 1063-1069.
- [10] Ji Q, Yang X. Real time visual cues extraction for monitoring driver vigilance[C]. Proc Int Workshop on Computer Vision Systems. Vancouver, 2001: 107-124.
- [11] Zhu Z W, Fujimura K, Qiang J. Real-time eye detection and tracking under various light conditions [C]. Proc of ACM SIGCHI Symposium on Eye Tracking Research and Applications. New Orleans, 2002.
- [12] Zhu Z W, Qiang J. Robust real-time eye detection and tracking under variable lighting conditions and various face orientations [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2005, 38(1): 124-154.
- [13] Qing J. Real-time eye, gaze and face pose tracking for monitoring driver vigilance [J]. Real-Time Imaging, 2002, 8(5): 1077-2014.
- [14] Zhu Z, Ji Q. Eye and gaze tracking for interactive graphic display[J]. Machine Vision Application, 2004, 15(3): 139-148.
- [15] Kim S C. Non-intrusive eye gaze tracking under natural head movements[C]. Proc of the 26th Annual Int Conf of the IEEE. San Francisco, 2004: 2272-2273.
- [16] Qing J, Zhu Z W. Real-time nonintrusive monitoring and prediction of driver fatigue [J]. IEEE Trans on Vehicular, 2004, 53(4): 1060-1061.
- [17] Shih S W, Liu J. A novel approach to 3D gaze tracking using stereo cameras[J]. IEEE Trans of Systems, Man and Cybernetics, 2004, 34(1): 234-245.
- [18] Christian Hoffmann, Thao Dang, Christoph Stiller. Vehicle detection fusing 2D visual features[C]. IEEE Intelligent Vehicles Symposium University of Parma. Parma, 2004, 7: 14-17.

(上接第 1344 页)

- [7] 付梦印. Kalman 滤波理论及其在导航系统中的应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2003.
(Fu M Y. Kalman filtering theory and Its application on navigation system[M]. Beijing: Science Press, 2003.)
- [8] Jamshaid A, Fang J C. SINS/ ANS/ GPS integration using federated Kalman filter based on optimized information-sharing Coefficients [C]. AIAA. New York: NASA, 2005: 6028-6039.
- [9] 孙连霞, 穆荣军, 崔乃刚. 多传感器信息融合联邦滤波一般模型的理论及仿真研究[J]. 航空兵器, 2006, 4(8): 7-10.
(Sun L X, Mu R J, Cui N G. Theoretical and simulation study on general model of federated filtering with multi-sensor information fusion [J]. Aero Weaponry, 2006, 4(8): 7-10.)
- [10] 穆荣军, 崔乃刚. 多传感器分层多级变结构组合导航信息融合方法[J]. 上海航天, 2007, 1(1): 6-11.
(Mu R J, Cui N G. Hierarchical multistage and rescale information fusion method for multisensor integrated navigation[J]. Aerospace Shanghai, 2007, 1(1): 6-11.)