

自适应抗差 UKF 算法在 GPS/BD-2 组合系统中的应用*

马宪民, 陈亚茹

(西安科技大学 电气与控制工程学院, 西安 710054)

摘要: 针对非线性系统中因噪声模型不准确或测量数据中存在野值而导致无迹卡尔曼滤波(UKF)结果产生偏差甚至发散的问题,提出了一种自适应抗差无迹卡尔曼滤波(ARUKF)算法。该算法利用抗差估计原理构造抗差方差分量统计量,并由该统计量引入自适应因子来调节增益矩阵,减弱野值对滤波的影响。将ARUKF算法应用于GPS/BD-2组合导航系统中,仿真实验结果表明,当观测数据中存在野值时,ARUKF算法能够有效地控制观测异常误差的影响,定位精度得到了很大提高,并在不同系统噪声和观测噪声方差下,具有较好的鲁棒性和实时性。

关键词: ARUKF; 野值; 方差分量; GPS/BD-2

中图分类号: TP301.6

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2014)04-1123-04

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2014.04.040

Application of adaptive robust UKF algorithm in GPS/BD-2 integrated system

MA Xian-min, CHEN Ya-ru

(College of Electrical & Control Engineering, Xi'an University of Science & Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: In nonlinear system the unscented Kalman filter (UKF) results often had error or even divergence when the error model was inaccurate or the measurement data contain outliers. So this paper introduced an adaptive robust unscented Kalman filter (ARUKF) algorithm to solve this problem by using robust estimation principle to introduce robust variance component statistics. It degraded the effects of outliers to filtering through adaptive factor based on the statistics to adjust gain matrix. Applying the ARUKF algorithm to GPS/BD-2 integrated navigation system through simulating results show that ARUKF algorithm can effectively control influence of abnormal observations and improve the positioning accuracy when the measurement data contain outliers, and has good robustness and real-time under the different noise system and observation noise variances.

Key words: ARUKF; outliers; variance component; GPS/BD-2

0 引言

目前在处理非线性估值问题中应用最为广泛的方法是扩展卡尔曼滤波器(EKF)^[1,2],但这种方法在对非线性方程作线性化处理时会不可避免地引入误差,且在高度非线性情况下跟踪性能较差甚至发散。针对EKF存在的问题,提出了一种新的用于非线性、基于Unscented变换滤波思想算法,即无迹卡尔曼滤波器(UKF)^[3]。该算法不需要对非线性方程进行线性化近似,不要求导计算Jacobian矩阵。文献[4,5]通过对车载导航系统进行实验仿真,验证了UKF算法相比于EKF算法对状态估计更准确,定位精度更高,对非线性系统的适应性更强。UKF虽然克服了EKF存在的一些问题,但在实际应用中经常会受到环境等各种因素的影响,引起系统模型和噪声统计特性估计不准确;当观测序列中含有野值时,UKF算法对测量误差缺乏抵抗性,状态向量的滤波估计精度和可靠性会明显变差,甚至导致滤波解的发散。针对这个问题,很多学者对其进行了研究并作出了改进。文献[6]将强跟踪滤波法与UKF相结合,应用到SINS-GPS组合导航中,提高了组合导航系统对突变状态的实时跟踪能力和滤波过程的数值稳定性。文献[7]将M-估计的等价加权原理应用到UKF的迭代递推过程中,可以有效减弱或消除观测值中野值的影响,具有较好的鲁

棒性。文献[8]利用预测残差构造了预测残差判别统计量,并结合三段函数组成一种新的抗差因子函数来调节异常值的协方差矩阵。该算法计算过程不需要迭代,实现一步抗差,适合实时滤波估计。本文构造了一种抗差Helmert方差分量估计的自适应抗差因子,并利用自适应因子实时修正UKF算法的滤波增益矩阵。在此,将自适应抗差UKF算法应用于GPS/BD-2组合动态导航系统中,通过实测数据模拟野值进行处理,取得了良好的结果。

1 ARUKF 算法

UKF算法在进行滤波处理时,要求观测信息中不能有野值。如果观测值中存在野值,那么状态参数的估值必然会受到影响而得不到可靠的滤波结果,甚至会导致滤波发散。为了保证观测信息的可靠,本文采用抗差Helmert方差分量估计统计量来构造自适应因子,抵制观测野值的影响。

1.1 由抗差Helmert方差构造自适应因子

设一个非线性离散系统的数学模型为

$$\begin{cases} \mathbf{X}_k = \Phi_{k,k-1} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{W}_k \\ \mathbf{Z}_k = \mathbf{A}_k \mathbf{X}_k + \mathbf{V}_k \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}_k$ 为时刻 t_k 的 n 维系统状态向量; $\Phi_{k,k-1}$ 为系统状态转

收稿日期: 2013-07-17; 修回日期: 2013-08-21 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51277149)

作者简介: 马宪民(1954-),男,陕西西安人,教授,博导,主要研究方向为检测技术与自动化装置(maxm@xust.edu.cn);陈亚茹(1988-),女,河北石家庄人,硕士研究生,主要研究方向为检测技术与自动化装置。

移矩阵; Z_k 为 m 维的系统观测向量; A_k 为 $m \times n$ 量测矩阵; W_k 、 V_k 分别为状态噪声和观测噪声, 协方差分别为 Q_k 和 R_k 。

假设观测残差向量为 e_k , 状态预测向量为 $\hat{X}_k$, 那么观测误差方程及状态预测方程为

$$e_k = A_k \hat{X}_k - Z_k \quad (2)$$

$$\hat{X}_k = \Phi_{k,k-1} \hat{X}_{k-1} \quad (3)$$

式中: $\hat{X}_k$ 、 $\hat{X}_{k-1}$ 分别为 t_k 和 t_{k-1} 时刻的状态估计向量。

根据文献[9]可得状态参数向量的抗差自适应滤波解为

$$\hat{X}_k = (A_k^T \bar{P}_k A_k + a_k P_{\bar{X}_k})^{-1} (a_k P_{\bar{X}_k} \bar{X}_k + A_k^T \bar{P}_k Z_k) \quad (4)$$

其中: $P_{\bar{X}_k} = \Sigma_{\bar{X}_k}^{-1}$ 为预测状态向量 $\bar{X}_k$ 的权矩阵, $\bar{P}_k$ 为观测等价权矩阵。

假设原观测值的协方差矩阵为 R_k , 则等价权 $\bar{P}_k = \omega_k R_k^{-1}$, 采用 IGG 法权函数^[10], 使其适用于卫星组合导航系统, 则权函数为

$$\omega_k = \begin{cases} 1 & |\tilde{e}_k| \leq k_0 \\ \frac{k_0(k_1 - |\tilde{e}_k|)^2}{|\tilde{e}_k|(k_1 - k_0)^2} & k_0 \leq |\tilde{e}_k| \leq k_1 \\ 0 & k_1 \leq |\tilde{e}_k| \end{cases} \quad (5)$$

其中: k_0 和 k_1 为常数, 分别取值为 1.5 ~ 2.0 和 3.0 ~ 8.5; $\tilde{e}_k$ 为标准化残差, 且 $\tilde{e}_k = \frac{e_k}{\sigma_k}$, σ_k 为 e_k 的均方差, $\sigma_k = \frac{\sigma_0}{\sqrt{q_k}}$, q_k 为

e_k 的权倒数, 方差因子 σ_0 可根据 $\sigma_0 = \text{med} \left\{ \frac{|\sqrt{q_k} e_k|}{0.6745} \right\}$ 求得。

如果将 t_k 时刻的观测值 Z_k 和预报状态信息 $\hat{X}_k$ 作为两组观测值, 那么它们的方差分量能够反映其相应的观测精度和模型精度。但根据最小二乘原理可以知道, 观测值的残差是很容易受到野值的影响, 从而造成 Helmert 方差分量估计出现震荡的现象, 使迭代结果失真。所以文中的权函数采用等价权的方法对含有野值的数据进行降权处理。则 Z_k 和 $\hat{X}_k$ 的抗差 Helmert 方差分量估计式为

$$\hat{\sigma}_{0k}^2 = \frac{e_k^T \bar{P}_k e_k}{n-t} \quad (6)$$

$$\hat{\sigma}_{0\bar{X}_k}^2 = \frac{V_{\bar{X}_k}^T \bar{P}_{\bar{X}_k} V_{\bar{X}_k}}{n-t} \quad (7)$$

$$V_{\bar{X}_k} = \hat{X}_k - \bar{X}_k = \hat{X}_k - \Phi_{k,k-1} \hat{X}_{k-1} \quad (8)$$

其中: $\bar{P}_{\bar{X}_k} = \omega_k \Sigma_{\bar{X}_k}^{-1}$ 为预测状态向量 $\bar{X}_k$ 的等价权矩阵; n 为总的观测值个数; t 为必要观测数。

以方差分量表示的模型误差判别统计量为

$$\Delta S = \frac{\hat{\sigma}_{0\bar{X}_k}^2}{\hat{\sigma}_{0k}^2 + \hat{\sigma}_{0\bar{X}_k}^2} = \frac{V_{\bar{X}_k}^T \bar{P}_{\bar{X}_k} V_{\bar{X}_k}}{e_k^T \bar{P}_k e_k + V_{\bar{X}_k}^T \bar{P}_{\bar{X}_k} V_{\bar{X}_k}} \quad (9)$$

如果没有误差存在, 那么 $\hat{\sigma}_{0\bar{X}_k}^2 \approx \hat{\sigma}_{0k}^2$ 。当观测信息的精度比较高时, 如果状态预测信息误差比较大, 则 $V_{\bar{X}_k}^T \bar{P}_{\bar{X}_k} V_{\bar{X}_k}$ 在 $e_k^T \bar{P}_k e_k + V_{\bar{X}_k}^T \bar{P}_{\bar{X}_k} V_{\bar{X}_k}$ 占主要部分, 则统计量 ΔS 应大于 0.5, 此时应对预测信息进行降权处理; 当观测信息出现较大误差时, $V_{\bar{X}_k}^T \bar{P}_{\bar{X}_k} V_{\bar{X}_k}$ 在 $e_k^T \bar{P}_k e_k + V_{\bar{X}_k}^T \bar{P}_{\bar{X}_k} V_{\bar{X}_k}$ 占主要部分, 则统计量将小于 0.5, 此时自适应因子取 1.0, 滤波算法变成了标准 UKF 算法。

基于抗差方差分量统计量的自适应函数因子为

$$a_k = \begin{cases} 1 & \Delta S \leq c \\ e^{-(\Delta S - c)^2} & \Delta S > c \end{cases} \quad (10)$$

式中: c 为常数, 通常取值为 $c = 0.5$ 。从式(10)中可以看出, 随着 ΔS 增大, a_k 越小, 且 a_k 满足 $0 < a_k \leq 1$ 。

1.2 ARUKF 滤波步骤

UT 变换是 UKF 实现的基础, 在状态矢量附近按照一定的规则选取有限的采样点。对于状态变量 χ 的平均值为 $\bar{X}$, 方差为 P_x , 为了估计 y , 可以先构造 $(2n+1)$ 维向量 χ 为^[11]

$$\chi = [\chi_0, \chi_1, \dots, \chi_L, \chi_{L+1}, \dots, \chi_{2n}] \quad (11)$$

其中: $\chi_i (i=0, 1, \dots, 2n)$ 被称为 σ 向量, 具体过程为

$$\chi_i = \begin{cases} \bar{X} & i=0 \\ \bar{X} + \sqrt{(n+\lambda)} \{\text{chol}(P_x)\}_i^T & i=1, \dots, n \\ \bar{X} - \sqrt{(n+\lambda)} \{\text{chol}(P_x)\}_i^T & i=n+1, \dots, 2n \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\text{chol}(P_x)$ 表示 P_x 的 Cholesky 分解; $\{\text{chol}(P_x)\}_i^T$ 表示 P_x 的 Cholesky 分解的转置(即下三角阵)的第 i 列; λ 的定义为

$$\lambda = \alpha^2 (n+k) - n \quad (13)$$

式中: α 表示 σ 向量到 $\bar{X}$ 的距离, 取值一般为 $10^{-4} < \alpha \leq 1$; k 一般设置为零。

其中 σ 向量 $\chi_i (i=0, 1, \dots, 2n)$ 的权重为 $W_i^{(m)}$ 。 $W_i^{(m)}$ 可以是正数也可以是负数, 但是必须满足的条件是

$$\sum_{i=0}^{2n} W_i^{(m)} = 1 \quad (14)$$

一般情况下, $W_i^{(m)}$ 可以按式(15)取值:

$$\begin{cases} W_0^{(m)} = \frac{\lambda}{\lambda+n} \\ W_0^{(c)} = \frac{\lambda}{\lambda+n} + 1 - \alpha^2 + \beta \\ W_i^{(m)} = W_i^{(c)} = \frac{\lambda}{2(\lambda+n)} \quad i=1, 2, \dots, 2n \end{cases} \quad (15)$$

其中: β 包含着 χ 的分布信息, 对于高斯分布取 $\beta = 2$ 为最优。

$W_0^{(m)} \geq 0$ 表示 σ 远离原始值, $W_0^{(m)} \leq 0$ 表示 σ 靠近原始值。

1) 滤波初始化

$$\begin{cases} \hat{x}_0 = E[\chi_0] \\ P_0 = E[(\chi_0 - \hat{x}_0)(\chi_0 - \hat{x}_0)^T] \end{cases} \quad (16)$$

其中: $\hat{x}_0$ 为状态初始估计值, P_0 为初始状态误差协方差。

2) 根据 UT 构造扩展矩阵

$$\chi_{k-1} = [\hat{x}_{k-1}, \hat{x}_{k-1} + \sqrt{(n+\lambda)} \{\text{chol}(P_{k-1})\}_i^T, \hat{x}_{k-1} - \sqrt{(n+\lambda)} \{\text{chol}(P_{k-1})\}_i^T] \quad (17)$$

3) 时间更新

$$\begin{cases} \chi_{k|k-1} = f(\chi_{k-1}) \\ \hat{x}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} [W_i^{(m)} (\chi_{k|k-1})_i] \\ P_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} [W_i^{(c)} [(\chi_{k|k-1})_i - \hat{x}_{k|k-1}][(\chi_{k|k-1})_i - \hat{x}_{k|k-1}]^T] + Q_k \\ z_{k|k-1} = h(\chi_{k|k-1}) \\ \hat{z}_{k|k-1} = \sum_{i=0}^{2n} [W_i^{(m)} (z_{k|k-1})_i] \end{cases} \quad (18)$$

4) 测量更新方程

$$\begin{aligned} \bar{P}_{\bar{X}_k} &= \omega_k \Sigma_{\bar{X}_k}^{-1} = \omega_k P_{k|k-1}^{-1} = \\ \omega_k &= \left[\sum_{i=0}^{2n} [W_i^{(c)} [(\chi_{k|k-1})_i - \hat{x}_{k|k-1}][(\chi_{k|k-1})_i - \hat{x}_{k|k-1}]^T] + Q_k \right]^{-1} \end{aligned} \quad (19)$$

$$\begin{cases} P_{z_k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} [(z_{k|k-1})_i - \hat{z}_{k|k-1}] [(z_{k|k-1})_i - \hat{z}_{k|k-1}]^T + R_k \\ P_{x_k, y_k} = \sum_{i=0}^{2n} W_i^{(c)} [(x_{k|k-1})_i - \hat{x}_{k|k-1}] [(z_{k|k-1})_i - \hat{z}_{k|k-1}]^T \\ \bar{K}_k = \frac{1}{a_k} P_{x_k, y_k} P_{z_k}^{-1} \\ \hat{x}_k = \hat{x}_{k|k-1} + \bar{K}_k (z_k - \hat{z}_{k|k-1}) \\ P_k = P_{k|k-1} - \bar{K}_k P_{z_k} \bar{K}_k^T \end{cases} \quad (20)$$

2 GPS/BD-2 组合定位系统模型

2.1 GPS/BD-2 状态方程建立

本文是对道路上行驶的车辆作为研究对象,不考虑其高度,把行驶的车辆近似认为只是在二维平面上的运动,故只需建立其在二维平面坐标系的运动方程。为了确定其位置和速度,其状态变量为

$$X = [x_e, v_e, x_n, v_n, \Delta\epsilon_{BD-2}, \Delta\epsilon_{GPS}]^T \quad (21)$$

式中: x_e, x_n 和 v_e, v_n 分别为载体在东、北的位置和速度分量; $\Delta\epsilon_{BD-2}$ 和 $\Delta\epsilon_{GPS}$ 分别为系统与接收机的时钟误差对应的距离差。

GPS/BD-2 导航系统的状态方程为

$$\dot{X}(k) = C(k) \cdot X(k) + U(k) + W(k) \quad (22)$$

其中: $C(k)$ 、 $U(k)$ 和 $W(k)$ 分别为系统的状态转移矩阵、加速度修正矢量和系统误差白噪声矢量。

2.2 量测方程的建立

在使用北斗和 GPS 组合系统建立量测方程时,首先根据文献[12]来解决北斗和 GPS 时间系统及坐标系统转换关系问题。

假设 GPS/BD-2 组合接收机系统测得的载体伪距观测方程为^[13]

$$\rho_k^i = R_k^i + c\delta_{t_k} + \omega_k^i \quad (23)$$

其中: k 表示卫星系统的类型; i 表示此卫星系统下观测到的第 i 颗卫星; R_k^i 为载体与卫星的真实距离; $c\delta_{t_k}$ 为等效时钟误差引起的距离差; ω_k^i 为白噪声引起的伪距测量误差。

设载体卫星接收机在地固坐标系中的位置为 (x_u, y_u, z_u) , 卫星的位置为 (x_k^i, y_k^i, z_k^i) , 代入式(23)

$$\rho_k^i = \sqrt{(x_u - x_k^i)^2 + (y_u - y_k^i)^2 + (z_u - z_k^i)^2} + c\delta_{t_k} + \omega_k^i \quad (24)$$

伪距率的计算式为

$$\dot{\rho}_k^i = \frac{(x_u - x_k^i)(\dot{x}_u - \dot{x}_k^i) + (y_u - y_k^i)(\dot{y}_u - \dot{y}_k^i) + (z_u - z_k^i)(\dot{z}_u - \dot{z}_k^i)}{\sqrt{(x_u - x_k^i)^2 + (y_u - y_k^i)^2 + (z_u - z_k^i)^2}} + c\dot{\delta}_{t_k} + \omega_{\dot{\rho}}^i \quad (25)$$

其中: $(\dot{x}_k^i, \dot{y}_k^i, \dot{z}_k^i)$ 为卫星的速度坐标; $(\dot{x}_u, \dot{y}_u, \dot{z}_u)$ 为用户在地球坐标系中的速度坐标; $c\dot{\delta}_{t_k}$ 为距离变化率; $\omega_{\dot{\rho}}^i$ 为伪距率观测噪声。

本文将伪距和伪距变化率作为观测量,假设用户能够观测的北斗卫星和 GPS 卫星数目分别为 2, 则

$$Z(k) = \begin{bmatrix} \rho_k^1(k) \\ \dot{\rho}_k^1(k) \end{bmatrix} = h[X(k), t] + V(k) \quad (26)$$

3 系统仿真及分析

为了验证本文构造的自适应抗差 UKF 算法应用于 GPS/BD-2 组合定位系统的有效性,将 GPS/BD-2 组合导航模块在校车上进行跑车实验,根据实际采集到的数据产生车辆的运动

轨迹。仿真时间为 250 s,数据采样频率为 1 Hz。设载体的初始位置为东经 108.974°,北纬 34.228°,海拔 435.8 m;初始的东向速度为 1 m/s,北向速度为 1 m/s;水平位置、速度误差分别为 20 m、1 m/s;初始等效时钟误差相应的距离为 10 m,伪距测量噪声方差为 50 m²,伪距率噪声方差为 1(m/s)²。

实验采用三种方案进行对比实验:方案 1,标准 UKF 算法;方案 2,基于方差分量统计量的自适应因子的 UKF 算法^[9];方案 3,ARUKF 算法。

图 1 为校车的运动轨迹和基于上述三种算法的位置估计结果的比较。本文将位置数据转换成米,更容易直观地看到车辆行驶的距离。

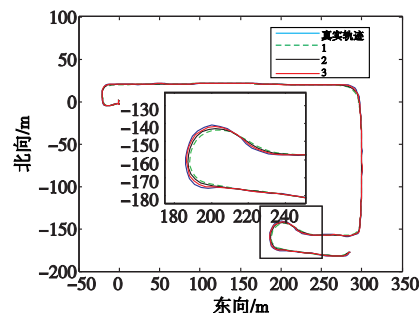


图1 三种算法下的轨迹估计值比较

为了验证 ARUKF 算法的抗粗差能力,本文在第 100 历元加入野值。

图 2、3 分别通过对比方式展示了三种算法下运动载体东向、北向位置和速度误差比较结果。

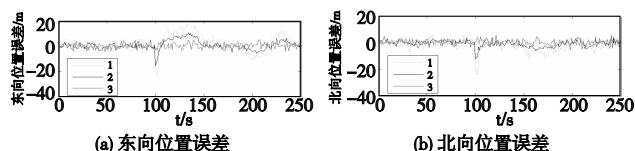


图2 东向和北向位置误差比较

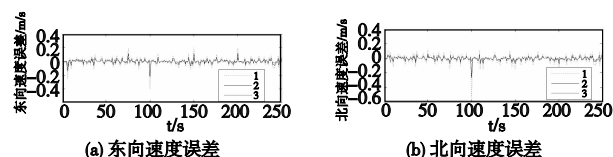


图3 东向和北向速度误差比较

从图 2、3 中可以看出:

a)标准 UKF 算法坐标的累积平移量明显大于方案 2 和 ARUKF 算法(或方案 3),抗粗差能力较差。

b)方案 2 采用的算法对野值有较好的抑制能力,滤波精度得到了很大的提高,避免了滤波器发散程度的增大,但是对于较大的野值数据,会造成 Helmert 方差分量估计出现震荡,造成后面残差变大。

c)相比于上述两种算法,本文提出的 ARUKF 算法很好地改善了这个问题,从图中可以看出 ARUKF 算法的点位移移不但小,而且平缓,有效提高了抗粗差能力。

为了验证 ARUKF 算法的鲁棒性和实时性,以东向位置为研究对象,选用不同的系统噪声方差 Q_e 和观测噪声方差 R_e ,分别采用这三种算法对系统进行状态估计和跟踪,得到的仿真结果如表 1 所示。

从表 1 中可以看出,随着系统噪声方差和观测噪声方差的不断增加,相比标准 UKF 算法,方案 2 和 ARUKF 算法的均方根误差平均值和估计时间都有所提高,其中 ARUKF 算法为最优,说明了本文提出的 ARUKF 算法受噪声的影响较小,具有较强的鲁棒性和实时性。

表1 不同噪声下的仿真结果比较

噪声方差	算法	均方根误差平均值	估计时间/s
$Q_e = 10$ $R_e = 1$	1	4.796	1.031
	2	3.679	1.026
	3	2.441	1.013
$Q_e = 20$ $R_e = 8$	1	6.340	1.068
	2	4.878	1.054
	3	2.560	1.015
$Q_e = 30$ $R_e = 15$	1	8.427	1.102
	2	6.083	1.061
	3	2.773	1.020

4 结束语

1) 标准 UKF 算法用于非线性系统滤波时具有较好的鲁棒性和收敛速度,但当测量数据中存在野值时,定位精度却降低了。基于方差分量统计量的自适应因子能够自适应地调整不同类或不等精度观测值之间的权比,使权值的分配更具合理性,进而提高了定位精度,但是却不具有抵抗粗差的能力,所以本文提出了抗差 Helmert 方差分量统计自适应因子。

2) 通过实验仿真验证了 ARUKF 算法的可行性。相比方案 1 和 2, ARUKF 算法能很好地提高定位精度,有效地剔除了测量数据中的野值,滤波动态性能得到明显提高。

参考文献:

[1] 万德钧,房建成,王庆. GPS 动态滤波的理论、方法及应用[M]. 南

京:江苏科学技术出版社,2000:73-80.

- [2] 程兰,谢刚. 一种基于扩展 Kalman 滤波的多径估计算法[J]. 太原理工大学学报,2012,43(5):575-579.
- [3] JULIER S J, UHLMANN J K. New extension of the Kalman filter to nonlinear systems[C]//Proc of the 11th International Symposium on Aerospace/Defence Sensing, Simulation and Controls. 1997:182-193.
- [4] 张红梅,邓正隆. UKF 方法在陆地车辆组合导航中的应用[J]. 中国惯性技术学报,2004,12(4):20-23.
- [5] 汪秋婷,胡修林. 基于 UKF 的新型北斗/SINS 组合系统直接法卡尔曼滤波[J]. 系统工程与电子技术,2010,32(2):376-379.
- [6] 李海勇,赵伟,熊剑,等. 强跟踪 UKF 滤波在 SINS/GPS 组合导航中的应用研究[J]. 航空电子技术,2008,39(4):5-10.
- [7] 周露平,王智灵,陈宗海. 基于 M-估计的 UKF 算法及其在运动估计中的应用[J]. 模式识别与人工智能,2010,20(6):849-854.
- [8] 万某峰,赵长胜,王飞. 预测残差判别统计量抗差因子在 UKF 算法中的应用[J]. 测绘科学技术学报,2013,30(1):33-35.
- [9] 杨元喜,任夏,许艳. 自适应抗差滤波理论及应用的主要进展[J]. 导航定位学报,2013,1(1):9-15.
- [10] 闫鑫. 基于抗差估计的 GPS/MIMU 组合导航滤波算法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2010.
- [11] 申文斌. 高精度卡尔曼滤波研究及其在导航系统中的实现[D]. 广州:华南理工大学,2011.
- [12] 唐艳,张晓琳,侯冰,等. COMPASS/GPS 双系统四星定位算法研究[J]. 遥测遥控,2012,33(4):13-19.
- [13] 张延鹏,张赢硕,王尔申,等. BD-2/GPS 组合系统的设计与定位算法[J]. 电子工程设计,2011,19(23):74-77.

(上接第 1089 页)约 43%。由此可知,Hadoop 在处理海量、数据处理密集型数据时,具有很强的优势。

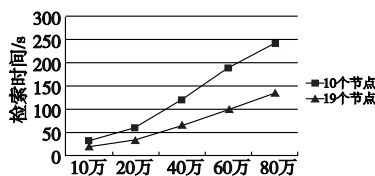


图5 不同DataNode数时检索时间对比

5 结束语

本文在分析小文件存储对 HDFS 和 Map/Reduce 性能影响的基础上,结合关系性数据库实现了服饰图像及其特征数据的 Hadoop 存储。同时,给出了在 Map/Reduce 框架下实现图像分布式检索的具体改进算法描述和实现方案。经实际验证,该方法能有效地解决 Hadoop 处理小文件时 NameNode 内存瓶颈问题,同时具有较好的检索性能和扩展性,能够支撑上层基于特征数据的服饰图像内容检索需求。未来的工作将根据服饰图像检索需求进一步优化多特征点匹配算法及完善系统功能。

参考文献:

- [1] RUI Yong, HUANG T S, CHANG S F. Image retrieval: current techniques, promising directions and open issues[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 1999, 10(3):39-62.
- [2] 周明全,耿国华,韦娜. 基于内容图像检索技术[M]. 北京:清华大学出版社,2007.
- [3] 孟繁杰,郭宝龙. CBIR 关键技术研究[J]. 计算机应用研究,2004,21(7):21-24,27.
- [4] 郑湃,崔立真,王海洋,等. 云计算环境下面向数据密集型应用的数据布局策略与方法[J]. 计算机学报,2010,33(5):1472-1480.

- [5] HDFS[EB/OL]. [2009-07-10]. <http://wiki.apache.org/hadoop/ProjectDescription>.
- [6] Map/Reduce[EB/OL]. [2009-07-10]. <http://wiki.apache.org/hadoop-HadoopMapReduce>.
- [7] DEAN J, GHEMAWAT S. MapReduce: simplified data processing on large clusters[J]. Communications of the ACM, 2008, 51(1):107-113.
- [8] LIU Xu-hui, HAN Ji-zhong, ZHONG Yun-qin, et al. Implementing WebGIS on Hadoop: a case study of improving small file I/O performance on HDFS[C]//Proc of IEEE International Conference on Cluster Computing and Workshops. Piscataway: IEEE Press, 2009:1-8.
- [9] 唐立军,段立娟,高文. 基于内容的图像检索系统[J]. 计算机应用研究,2001,18(7):41-45.
- [10] 田卉,覃团发,梁琳. 综合颜色、纹理、形状和相关反馈的图像检索[J]. 计算机应用研究,2007,24(11):292-294,314.
- [11] 金楠,任秀丽. 图像检索中颜色特征的提取与匹配[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2000,12(6):459-462.
- [12] MA W Y, MANJUNATH B S. Texture features and learning similarity[C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1996:425-430.
- [13] DUNN D, HIGGINS W E. Optimal Gabor filters for texture segmentation[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1995, 4(7):227-237.
- [14] MANJUNATH B S, MA W Y. Texture features for browsing and retrieval of image data[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(8):837-842.
- [15] 黄勇,王崇骏,王亮,等. 基于形状不变矩的图像检索算法研究[J]. 计算机应用研究,2004,21(7):256-260.
- [16] ETHAN R, VINCENT R, KURT K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]//Proc of International Conference on Computer Vision. 2011:2564-2571.
- [17] 任结,周余,于耀,等. 基于 ORB 自然特征的 AR 实时系统实现[J]. 计算机应用研究,2012,29(9):3594-3596.