

高效并行递归高斯 SIFT 算法的实现

罗 勇¹, 叶正源¹, 陈远知²

(1. 中国传媒大学信息工程学院, 北京 100024; 2. 中国传媒大学广播电视数字化工程中心, 北京 100024)

摘 要:针对传统尺度不变特征变换 scale invariant feature transform(SIFT)算法中计算复杂度高、实时性差的问题,提出一种基于多核处理器的数据级并行递归高斯-尺度不变特征变换(recursive Gaussian filter-scale invariant feature transform, RGF-SIFT)算法。利用四阶递归高斯滤波逼近尺度不变特征变换算法中的线性高斯滤波,通过 EDMA 数据传输技术,将图像数据分割为多块,分配到多个 DSP 核并行处理。实验结果表明:并行递归高斯-尺度不变特征变换算法的特征点重复率比 SIFT 算法的高;在图像特征点个数小于或等于 500 的情况下,多核并行递归高斯-尺度不变特征变换算法的平均加速比为 17.97 倍。

关键词:高斯滤波;尺度不变特征变换;多核处理器;并行技术

中图分类号:TP31

文献标志码:A

文章编号:2095-2783(2015)20-2382-04

Efficient parallel recursive Gaussian SIFT algorithm

LUO Yong¹, YE Zhengyuan¹, CHEN Yuanzhi²

(1. Information Engineering School, Communication University of China, Beijing 100024, China;

2. Engineering Center of Digital Audio and Video, Communication University of China, Beijing 100024, China)

Abstract: A parallel RGF-SIFT algorithm is proposed to solve the problem of SIFT algorithm on high computational complexity and poor real-time, exploiting multi-core processor. Fourth-order recursive Gaussian filter is applied to approach linear Gaussian filtering of SIFT algorithm. Then image data are cut multi-block to allocate to multi-core for parallel processing through EDMA data transmission technology. The experimental results show parallel RGF-SIFT algorithm presents higher repetition rate. In the case of feature points less than or equal to five hundred, execution time of parallel RGF-SIFT algorithm accelerated ratio is 17.97 on average.

Keywords: Gaussian filters; SIFT; multi-core processor; parallel technology

目前,图像特征提取和匹配技术被广泛应用于目标制导、人脸识别、图像检索、目标识别、三维重建、辅助医学诊断等领域。在众多图像特征提取算法中,局部不变特征算法具有尺度不变性,即使改变旋转角度、图像亮度、拍摄视角、局部遮挡,仍然能够取得较好的稳定性,但要求图像特征提取算法具备实时性。

近年来,局部不变特征算法中被研究和讨论最多的是文献[1]提出的尺度不变特征变换(scale invariant feature transform, SIFT)算法,这是因为其对图像的尺度变化、旋转、亮度及仿射变换具有良好的适应性。国内外学者对该算法进行了大量改进和优化。文献[2]提出的 PCA(principal components analysis)算法把 SIFT 关键点的邻域描述向量的维数由 128 降至 20,提高了特征点的匹配速度。文献[3]提出利用 GLOH(gradient location-Orientation histogram)描述子,使用对数极坐标分级结构替代 Lowe 的四象限,能取得较好的匹配性能。文献[4]提出了 SURF(speeded up robust features)算法,与 SIFT 算法的主要区别在于, SURF 算法采用 Hes-

sian 矩阵来提取极值点和用方波滤波近似高斯核,该算法比 SIFT 算法快 3 倍左右。文献[5]首次将中心对称的 LBP(local binary patterns)特征方法引入对 SIFT 关键点的描述,该方法计算简单、维数低,提高了算法的运算速度。文献[6]提出在多核 DSP 系统中利用 OpenMP 并行计算技术实现 SIFT 算法优化。文献[7]也是通过并行算法在 GPU 上实现了对 SIFT 算法的优化,但所提高的速度非常有限。文献[8]提出在 GPU 平台通过 OpenMP 并行技术实现提出 SIFT 算法的并行化,但 OpenMP 并行运算依赖于目标平台的内存性能和算法程序的指令结构,而在 GPU 平台上进行算法移植需要算法程序比较离散,且输入、输出数据量比较小,因此其可控制性受到限制。文献[9]提出利用七轮并行计算方案来构建 DOG 金字塔,映射到 FPGA 实现硬件加速,但 FPGA 只实现了 SIFT 算法的部分功能。文献[10]实现了利用硬件加速器来提高 SIFT 算法的执行速度,该硬件加速器由两个部分交叉组成,一个执行关键点识别,另一个产生特征点描述符;该文献开发的段缓存方案,不仅能以数据流的方式为计算模块提

收稿日期:2015-05-22

基金项目:高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20130018110001)

第一作者:罗勇(1986—),男,博士研究生,主要研究方向为图像处理

通信作者:陈远知,教授,主要研究方向为无线电测控系统信号与信息处理,chenyuanzhi@cuc.edu.cn

供数据,还能降低 50% 的内存开销,但该段缓存方案选择大范围分割 SIFT 算法可能导致算法的不稳定性。

从以上介绍可知,上述文献忽略了金字塔中线性高斯卷积的计算复杂度。本文将递归高斯融入到 SIFT 算法中,利用多核 DSP 实现递归高斯-尺度不变特征变换(recursive Gaussian filters-scale invariant feature transform, RGF-SIFT)。实验表明,并行 RGF-SIFT 算法节省了 40% 的图像卷积运算量,相对于单核 DSP,多核并行 RGF-SIFT 算法处理速度可得到极大提升。

1 RGF-SIFT 算法

SIFT 算法分为构建尺度空间、关键点检测、指定方向和局部特征描述 4 个模块。本文首先从 SIFT 算法中的构建尺度空间入手,通过大量实验和理论分析,发现其所占时间为 SIFT 总运算量的 72%~86%,因此提出了一种基于递归高斯的尺度空间,并研究和实验了新的构建图像金字塔卷积滤波方案,从性能与速度两方面综合考虑,确定递归高斯卷积为符合本文需求的最优卷积滤波形式。然后通过研究多核 DSP 结构和 SIFT 算法的特点,设计了一种算法并行技术方案,保证算法与硬件具有最高的匹配度,实现并行方案时,深度配置硬件资源和分割图像数据,以保证释放最大运算操作能力。最后就算法控制参数对性能与速度的影响进行深入研究和反复实验,给出了性能与速度联合最优的各控制参数值。

文献[11]已证明高斯卷积核是实现尺度变换的唯一变换核,并且是唯一的线性核。高斯模糊是一种图像滤波器,其使用正态高斯分布计算模糊模板,并用该模板与图像做卷积运算,达到模糊图像的目的。SIFT 算法中的高斯滤波是利用滑窗实现的。SIFT 二维高斯模糊函数为

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x-m/2)^2 + (y-n/2)^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

式中: σ 为正态分布的标准差, σ 的值越大,图像越平滑; m, n 为高斯模板维数,模板大小为 $m \times n$; (x, y) 为模板元素。卷积矩阵与原始图像做卷积,每个像素都是相邻像素的加权平均值。SIFT 算法中使用了分离高斯模糊,如图 1 所示。

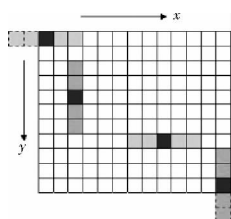


图 1 分离高斯卷积

二维高斯模板矩阵卷积易造成边缘图像缺失, σ

值越大,缺失像素越多;高斯尺度越大,图像像素越多,矩阵卷积运算量将越大。通过分析可知,分离高斯模糊计算量随滤波模板宽度呈线性增长,而不是呈平方增长,二维分离高斯计算量为 $O(n \times M \times N) + O(m \times M \times N)$,而二维不可分矩阵卷积运算量为 $O(m \times n \times M \times N)$,其中, M, N 为二维图像维数。

但文献[12]指出, FIR 高斯滤波计算量的大小依然与尺度 σ 有一定的线性关系,并通过实验得出计算每个像素需要 $4\sigma+1$ 个乘法和 8σ 个加法,即尺度 σ 越大,计算量越大。因此,为了实现高斯滤波器的普遍应用,对其性能优化提出了很高的要求。文献[13]提出了高斯滤波器的递归实现,称为递归高斯滤波(recursive Gaussian filters, RGF)算法。文献[14]则证明了用 RGF 算法比直接用二维高斯模板卷积,以及分解成两个一维高斯卷积和频域高斯滤波的实现速度更快。

深入研究还发现, IIR 滤波器在冲击响应方面能很准确地逼近 FIR 滤波器,使用 IIR 替代 SIFT 算法卷积滤波运算中的 FIR,所检测特征点的可重复率基本一致,而运算量却明显地减少。在预先理论分析的基础上,采集多样化图像样本进行大量的特征点检测对比实验,分别使用 FIR、IIR 等滤波器检测图像特征点,计算各种特征点检测性能指标,如可重复率、差异性、特征点数量、准确性和检测效率等。通过对大量实验测量获得的 SIFT 特征点检测性能关系图/表进行综合分析,本文最终选择了文献[13]设计的递归高斯滤波器来构建高斯尺度空间。

2 多核 DSP 并行 RGF-SIFT 算法

本文选择 TI 公司的 TMS320C6678 DSP 多核芯片,该芯片的时钟频率能够达到 1 GHz^[15],集成了多核共享内存控制器、多核导航器、网络协处理器和外部资源接口,其 TI Key-Stone 多核架构,使其信号处理,以及数字与图像采集和处理性能大大改善。其他学者的研究也说明利用 DSP 多核开发环境是值得尝试和挑战的一种技术手段^[16-18]。TI C6678 芯片共有 8 个核,每个核都有自己的储存空间。考虑到算法分割复杂性,以及剩余多核有其他运行任务,本文选择核 0 和核 1 来并行运行 RGF-SIFT 算法。

多核 DSP 平台主要有任务级并行和数据级并行两种方法。依据上文分析可知,其算法主要耗时模块是构建高斯金字塔和特征点描述子,算法的每一步骤前后联系紧密,任务分割十分困难。所以,本文采取图像数据级并行方法,核间只需要传递图像数据,数据通信依靠 EDMA 传输技术,有利于提高加速比。

算法实现具体步骤如下:

1) 设置算法参数,利用递归高斯卷积对图像进

行滤波,做卷积前 IPC 中断介入,将图像数据分割成 2 块分别到核 0 和核 1 进行计算,并同时分别构建递归高斯差分尺度空间;

2) 分别在核 0 和核 1 中的差分金字塔中寻找局部极大值;

3) 在核 0 和核 1 中分别删除边缘影响和灰度变化小的特征点,并同时计算特征点方向;

4) 统计两个核中的特征点数量,合并为一组特征点向量,取其前 500 个特征点为所需要的特征点,并同时在核 0 中计算特征点描述子。

2.1 数据级并行方法

数据级并行 RGF-SIFT 算法的基本方法为,先将图像数据分块分别放到单核中计算,计算结果再返回到共享内存。图像分割意味着存在边缘效应,为了减少影响,在按行读入图像数据时,让核 0 和核 1 多读取 3 行宽度的图像。实现过程如下:

1) 读取 2 幅图像到设定的储存空间,核 0 以图像的首地址作为源地址,通过 EDMA 传输一半图像数据,核 1 以图像的下半部分的首地址作为源地址,通过 EDMA 传输另一半图像数据;

2) 构建递归高斯金字塔,水平平滑时按行传输,垂直平滑时按列传输;

3) 按行传输 DOG 高斯极值点检测等步骤;

4) 每个核对读入的图像块数据进行特征点检测,核 0 和核 1 检测到的特征点存放到指定的储存空间,之后分配特征点方向和建立特征点描述子。

数据分割如图 2 所示。

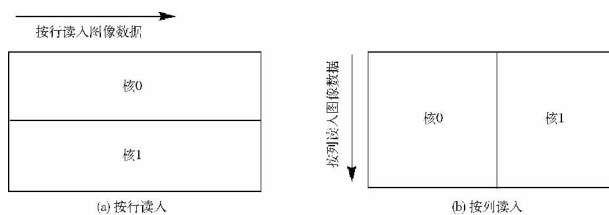


图 2 基于图像数据分割的并行特征检测

递归高斯金字塔实时处理流程如下:

1) 核 0 通过核间通信中断触发核 1,同时 EDMA 通过通道 1,将存储在 DDR 中的图像数据的一半搬移到固定地址段的 buffer,该一半数据在核 0 上按行进行递归高斯运算;

2) 核 1 通过 EDMA 通道 4,将另一半数据搬移到固定地址段的 buffer,该另一数据则在核 1 上也按行进行递归高斯运算;

3) 将图像分成 2 块,按垂直方向传输,并进行递归高斯运算;

4) 通过 EDMA 通道 3 和 5,将 2 个核上处理完的数据搬移到共享内存上分配的 buffer。

接下来按行(水平方向)传输数据,并将图像数据分割为 2 块,分别在不同的核上实现 DOG 高斯极值点检测和消除错误极值点等步骤。

2.2 特征点检测

SIFT 算法中,尺度空间包括高斯尺度空间和高斯差分尺度空间,特征点检测则在高斯差分尺度空间中进行。因此,按行读取每组高斯差分尺度空间的每一层图像进行特征点检测。极值点是由 DOG 尺度空间上相邻的 3 层图像来决定的,通过比较上下两层及中间层上下左右像素点值提取的极值点,再通过泰勒展开求取精确极值点的位置。若极值点坐标相对于初始位置的距离超过 0.5 个像素,则该极值点不稳定,应删除;若大于 0.03 个像素,说明该极值点和近邻像素点的区分度并不大,也应删除。

DOG 尺度空间局部极值检测如图 3 所示。

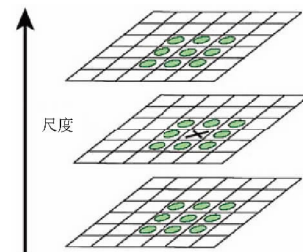


图 3 DOG 尺度空间局部极值检测

根据之前的研究可发现,SIFT 算法提取的特征点数量非常大,基本在数千到 2 万左右,若使用 SIFT 算法对每一个特征点求取其特征点描述子,计算量为特征点数量乘以 128,可想而知,实时性较差。因此本文在核 0 和核 1 上设置的特征点检测数量均为 500 个,集合起来若大于 500 个,则提取前 500 个为图像特征点集。本文算法选取的特征点在图像上的位置如图 4 给所示。



图 4 Leuven 图像序列中不同光照变换条件下 RGF-SIFT 特征点

并行计算特征点时,核 0 通过 IpcIssueInterrupt (1)来启动核 1,对图 2 中标记为核 1 的图像块进行特征点检测。将每组 DOG 金字塔空间的每一层图像分割为 2 部分,分别在核 0 和核 1 上完成特征点检测、定位,以及删除错误特征点,最后将 2 个核上求出的特征点合并,特征点个数小于 500。

3 实验与结果

3.1 实验阈值设置

本文利用 Deriche 的递归高斯滤波器来实现对 SIFT 算法的优化。为了验证并行 RGF-SIFT 算法的有效性,实验选择国际通用的 Mikolajczyk 标准数

据作为测试图像。高斯运算的初始 σ 值选择为 1.6, SIFT 算法其他参数参考文献[1]。实验及验证环境为 TI CCS Version: 5.2.1.00018, C6000 编译器 7.4.1; 仿真器为 Blackhawk XDS560v2-USB Mezzanine Emulator。

3.2 性能评价指标

采用重复率比和加速比作为并行 RGF-SIFT 算法性能的评价指标。

1) 重复率指的是匹配正确的特征点对数与两幅图像中检测的特征点数平均值的比值,用以衡量算法的匹配能力。重复率比值越接近 1,算法的性能越接近。

2) 加速比指的是同一算法在单核和多核上运行时消耗的时间比率,用以衡量并行算法的加速性能。

3.3 并行 RGF-SIFT 算法性能评估

本文利用旋转、光照变化和视角变换 3 种图像形变对设计的 RGF-SIFT 的算法进行测试,根据重复率比值来评估算法性能。

标准数据集的性能评估结果如图 5 所示, SIFT 算法和 RGF-SIFT 算法的旋转、光照变化和视角变换的匹配对比结果如表 1 所示。

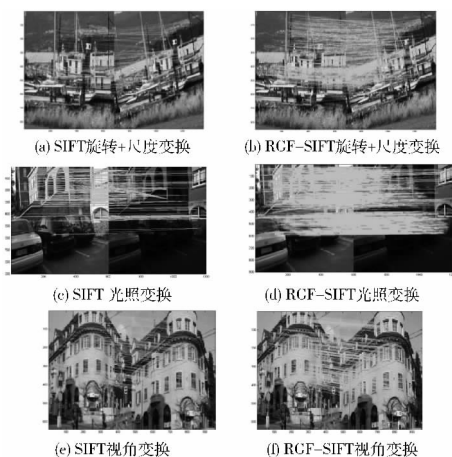


图 5 标准数据集的性能评估结果

表 1 不同图像形变样本的匹配结果

图像类型	重复率比/%	加速比/倍
旋转+尺度	56.5	19.13
光照变化	62.7	19.01
视角变换	93.4	15.77

通过实验可得出以下几点结论:

1) 相同图像形变情况下, RGF-SIFT 算法比 SIFT 算法能检测到更多的特征点;

2) RGF-SIFT 算法比 SIFT 算法的匹配重复率更好, 平均重复率比为 70.87%;

3) 在构建高斯金字塔时, RGF-SIFT 算法的运算量比 SIFT 算法节省了 40%;

4) 并行 RGF-SIFT 算法的速度比 SIFT 算法要快很多, 平均加速比为 17.97 倍。

本文通过在 C6678 的硬件平台上进行 320×256 像素大小的图像测试, 发现原 SIFT 算法在单核上构建线性高斯金字塔的第一个 octave (320×256) 需要 136 ms 左右, 极值点检测需要 18 ms, 计算每个特征点的方向和每个特征点的 128 维描述向量分别需要 0.3 ms 和 1.5 ms 左右; 而在 2 个核上运行 RGF-SIFT 算法则平均需要 50.25 ms 左右。根据加速比的定义, 单核 SIFT 算法与多核 RGF-SIFT 算法的时间比值即为加速比, 并行 RGF-SIFT 算法的平均加速比为 17.97 倍。并且, 根据重复率比定义, 单核 SIFT 算法与并行 RGF-SIFT 算法的特征点数平均值的比值即为重复率比, 可知并行 RGF-SIFT 算法的平均重复率比为 70.87%。

根据实验结果可知, SIFT 算法与 RGF-SIFT 算法匹配性能接近, 其中视角变换效果最好。从图 5 中可以看出, RGF-SIFT 算法满足图像匹配要求。

4 结 论

本文提出了面向多核处理器的数据级并行递归高斯-尺度不变特征变换算法。首先利用递归高斯滤波比线性高斯滤波在运算量上有优势的特点, 选择递归高斯滤波器来替换 SIFT 中的线性高斯滤波器。实验证明, 该方法在构建高斯金字塔时, 可节省 40% 左右的计算量。其次根据 C6678 的多核结构, 以及 DSP 特有的 EDMA 数据传输方式, 将图像数据按行传输分割为多块在各个核上并行处理, 合理分配共享内存, 以及利用核间通信 IPC 实现多核同步。实验证明, 本文提出的改进方法能够使 SIFT 算法的特征点检测速度得到很大改善, 对于一帧 VGA 图像, 在特征点数小于或等于 500 的情况下, 加速比为 17.97 倍。下一步工作将针对多核 DSP 并行技术的复杂度进行优化, 利用 OpenMP 并行技术实现 RGF-SIFT 算法, 并对 SIFT 描述子维数及匹配精确度进行进一步优化。

[参考文献] (References)

- [1] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant key-points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [2] KE Yan, SUKTHANKAR R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors [C] // Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC, USA, 2004, 2: 506-513.
- [3] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. A performance evaluation of local descriptors [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [4] BAY H, ESS A, Tuytelaars T. SURF: speeded-up robust features [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 3(110): 346-359.

(下转第 2394 页)

- [6] LUI K W K, SO H C, Ma W K. Maximum a posteriori approach to time-of-arrival-based localization in non-line-of-sight environment [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2010, 59(3): 1517-1523.
- [7] CHEN Pengchao. A non-line-of-sight error mitigation algorithm in location estimation [J]. *IEEE Wireless Communications and Networking Conference*. IEEE, 1999: 316-320.
- [8] NGUYEN T V, JEONG Y, SHIN H, et al. Least square cooperative localization [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2015, 64(4): 1318-1330.
- [9] CHAN F K W, SO H C. Accurate distributed range-based positioning algorithm for wireless sensor networks [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(10): 4100-4105.
- [10] LARSSON E G, DANEV D. Accuracy comparison of LS and squared-range LS for source localization [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(2): 916-923.
- [11] MARANO S, GIFFORD W M, WYMEERSCH H, et al. NLOS identification and mitigation for localization based on UWB experimental data [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2010, 28(7): 1026-1035.
- [12] WYMEERSCH H, MARANÓ S, GIFFORD W M, et al. A machine learning approach to ranging error mitigation for UWB localization [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2012, 60(6): 1719-1728.
- [13] DECARLI N, GUERRA A, CONTI A, et al. Non-regenerative relaying for network localization [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2014, 13(1): 174-185.
- [14] DARDARI D. Threshold-based time-of-arrival estimators in UWB dense multipath channels [J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2008, 56(8): 1366-1378.
- (上接第2385页)
- [5] HERKKILÄ M, PIETIKAINEN M, SCHMID C. Description of interest regions with local binary patterns [J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(3): 425-436.
- [6] HE J Z, CHEN W G, CHEN G R, et al. OpenMDSP: extending OpenMP to program multi-core DSPs [J]. *Journal of Computer Science and Technology*, 2014, 29(2): 316-331.
- [7] KIM J S, HWANGBO M, KANADE T. Parallel algorithms to a parallel hardware: designing vision algorithms for a GPU [C] // *IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops*. Kyoto, IEEE, 2009: 862-869.
- [8] APON A, WARN S, EMENEKER W, et al. Accelerating SIFT on parallel architectures [J]. *Cluster*, 2009: 577-580.
- [9] QIU Jingbang, HUANG Tianci, IKENAGA T. A 7-Round Parallel Hardware-Saving Accelerator for Gaussian and DoG Pyramid Construction Part of SIFT [M]. *Computer Vision-ACCV 2009*. Springer Berlin Heidelberg, 2010: 75-84.
- [10] HUANG F C, HUANG S Y, KER J W, et al. High-performance SIFT hardware accelerator for real-time image feature extraction [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2012, 22(3): 340-351.
- [11] LINDBERGER T. Scale-space for discrete signals [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, 12(3): 234-254.
- [12] HALE D. Recursive gaussian filters [R]. USA: Center for Wave Phenomena, CWP-546, 2006.
- [13] DERICHE R. Recursively implementing the Gaussian and its derivatives [R]. The French Republic: INRIA Sophia-Antipolis, No. 1893, 1993.
- [14] van VLIET L J, YOUNG I T, Verbeek P W. Recursive Gaussian derivative filters [C] // *Fourteenth International Conference on Proceedings of Pattern Recognition*. Australia, IEEE, 1998: 509-514.
- [15] Texas Instruments. TMS320C6678 multicore fixed and floating-point digital signal processor [Z]. Dallas, Texas: Texas Instruments, 2012.
- [16] 申昊, 孙永奇. 基于 CUDA 的 PCA-SIFT 算法研究 [J]. *新型工业化*, 2012, 2(12): 24-32. SHEN Hao, SUN Yongqi. Study of PCA-SIFT algorithm based on CUDA [J]. *The Journal of New Industrialization*, 2012, 2(12): 24-32. (in Chinese)
- [17] 崔龙, 林家儒. 空时频域均衡算法在多核 DSP 上的优化实现 [EB/OL] [2013-04-18]. 中国科技论文在线, <http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/201304-374> CUI Long, LIN Jiaru. Optimized implementation of frequency-domain equalization with space-time block-coded on multicore DSP [EB/OL] [2013-04-18]. Sciencepaper Online, <http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/201304-374>. (in Chinese)
- [18] 钱丰, 林家儒. TI c66x 系列 DSP 多核 BOOT 的研究 [EB/OL]. [2012-08-03]. 中国科技论文在线. <http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/201208-27>. QIAN Feng, Lin Jiaru. Multicore boot research on TI c66x DSP [EB/OL]. [2012-08-03]. Sciencepaper Online, <http://www.paper.edu.cn/releasepaper/content/201208-27>. (in Chinese)