

多核环境下的图像分割并行算法研究

刘张桥^{1a}, 王成良^{1b}, 焦晓军^{1a,2}

(1. 重庆大学 a. 计算机学院; b. 软件学院, 重庆 400044; 2. 重庆科技学院电气与信息工程学院, 重庆 401331)

摘 要: 对多核环境下的图像分割并行算法进行研究, 在基于正交小波分解的多分辨率图像锥中引入模糊 C-均值(FCM)算法, 采用 OpenMP 语言设计 P-FCM 多核并行模型, 并给出该模型的算法实现步骤。在对初始图像数据预处理时, 采用矩形块数据分割法进行图像分块, 将分块后的子图像数据作为并行运算时的输入数据由主线程分给不同的处理器。实验结果表明, 在处理较大图像时, 该算法效率较高。

关键词: 图像分割; 多核处理器; OpenMP 语言; 模糊 C-均值算法

Research of Parallel Algorithm for Image Segmentation Under Multi-core Environment

LIU Zhang-qiao^{1a}, WANG Cheng-liang^{1b}, JIAO Xiao-jun^{1a,2}

(1a. College of Computer Science; 1b. School of Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China;

2. School of Electrical & Information Engineering, Chongqing University of Science & Technology, Chongqing 401331, China)

【Abstract】 This paper studies the parallel algorithm for image segmentation under multi-core environment. It combines the multiresolution image pyramid based on the orthogonal wavelet decomposition with the Fuzzy C-means(FCM) clustering algorithm, and achieves the multi-processor and multi-threaded parallel model of P-FCM with the parallel language of OpenMP. It gives the algorithm implementation of the model. For the original image data preprocessing, the parallel method of rectangular block is used to divide the original image data into sub-rectangular data blocks, which will be used as the input data and assigned to different processor by the mater thread for the parallel computing. Experimental results show that, in dealing with the large size images, this algorithm has high efficiency.

【Key words】 image segmentation; multi-core processor; OpenMP; Fuzzy C-means(FCM) algorithm

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2011.15.063

1 概述

图像分割是模式识别与计算机视觉领域方面的一个重要研究方向, 分割的速度及质量直接影响目标跟踪的快速性及准确性^[1]。随着图像采集技术的发展, 人们可获得分辨率越来越高的图像。例如气象卫星的遥感图像, 它们含有丰富的信息, 用传统的方法分割此类大图像, 计算量大、效率低、实时性差, 影响工作效率。如何提高图像分割效率成为图像处理领域的一个难题。因此, 本文将基于正交波分解的多分辨率图像锥与模糊 C-均值(Fuzzy C-means, FCM)算法相结合, 设计一种 P-FCM 并行模型并给出算法实现。

2 背景介绍

用多分辨率图像锥来分割图像是近年来一个研究热点, 传统的串行多分辨率图像锥有: Gaussian 金字塔, Laplacian 金字塔和小波金字塔^[2]。Gaussian 金字塔使用简单的低通滤波器和抽取技术在多个尺度下提供同样图像的表达式; Laplacian 金字塔提供了在不同尺度下一系列图像的表达式。Gaussian 金字塔和 Laplacian 金字塔表达通常会丢失信息, 原始图像不能精确地重构。而基于正交小波分解的多分辨率图像锥提供了图像在不同分辨率下的表达式, 实现了图像按照不同尺度和位移的分解, 同时保持图像的基本信息^[3-4]。但它仍没很好地解决分割时易因噪声过多造成区域分割数量多于图像中实际物体的问题。文献[5]构造基于快速模糊 FCM 算法的多目标分割 CV 模型, 它提高特定大小图片的分割准确度, 但抗噪性差。在多分辨率图像锥中引入 FCM 算法, 用聚类中心验证函数能找到一个最优的分割数量, 但两者相结合的方法只适用

特定大小图像的处理, 当处理大图像时, 效率低下, 不能满足实时性要求。

随着多核技术的快速发展, 多核处理器, 特别是多核图像处理器, 为图像处理的并行计算提供了硬件平台。并行程序的编程模式主要有基于消息传递的并行程序设计(如 MPI/PVM)和基于共享主存的并行程序设计(OpenMP)。文献[6]提出用 MPI 并行化 FCM 的图像分割方法, 在一定程度上提高了图像分割效率, 降低了计算的复杂度, 但 MPI 的并行算法对数据依赖性很强、消息传递的开销大。文献[7]用 OpenMP 并行化的图像分割算法优于用 MPI 并行化图像分割的算法, 特别是在处理大图像时。因此, 基于共享内存及分布式共享内存的多处理器多线程编程并行编程语言 OpenMP 更能充分发挥多核处理器的性能^[8-9]。

3 多分辨率图像锥算法的并行分析

多分辨率分析技术为图像处理和分析提供了一种实用而有效的数据结构和工具, 它的作用是产生多分辨率图像锥, 即多幅不同分辨率图像组成的层次式数据结构, 也称塔式结构。

3.1 多分辨率图像锥算法

文献[10]提出一个策略, 首先在低分辨率分析一个图像, 然后在紧接着的高一级分辨率上进行更详细的分析。而基于正交小波分解的多分辨率像锥是由一个低通滤波器和 3 个带

基金项目: 重庆市科技攻关计划基金资助项目(CSTC, 2009AC2060)

作者简介: 刘张桥(1983—), 男, 硕士, 主研方向: 数字图像处理, 多核并行计算; 王成良, 教授; 焦晓军, 工程师、硕士

收稿日期: 2011-02-18 **E-mail:** liuzhangqiao2003@yahoo.com.cn

通滤波器彼此之间正交产生。在图像锥的低层是原始图像,从低到高,各层次的图像的分辨率都以尺度因子 s 递减。对一幅原始尺寸大小为 $2^K \times 2^K$ 像素的图像,第 $(n-1)$ 层的图像锥的表达式为:

$$f^{n-1}(x, y) = \sum_{i=-N+1}^N \sum_{j=-M+1}^M C_{ij} \times f^n(2x+i, 2y+j)$$

其中, $f^n(x, y)$ 是第 n 层上图像在点 (x, y) 上的灰度值; C_{ij} 是滤波系数; s 是采样间隔(尺度因子),一般取 $s=2$, 长度为 $2N$ 与 $2M$ (二维空间),取 $n=3$ 表示多分辨率锥是由正交小波分解法产生的,多分辨率图像锥模型如图 1 所示。

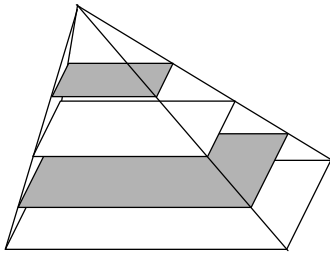


图 1 多分辨率图像锥模型

3.2 并行分析

在深入研究多分辨率图像锥的分割算法后发现它具有以下特点:

(1)第 $n-1$ 层的每个像元和第 n 层像元之间是“子”与“父”的关系,层与层之间相互独立。

(2)在做标记时,上一层的“子”点需与下一层所有的潜在的“父”点做相似度比较,常用方法是统计分析,以确立“子”与“父”的关系标记,因此,每一层的数据计算量都很大。

由此可知,多分辨率图像锥满足并行计算的要求,即计算量大、各计算部分相互独立。用 OpenMP 编程实现的多处理器多线程多分辨率图像锥模型(即 P 模型),如图 2 所示。

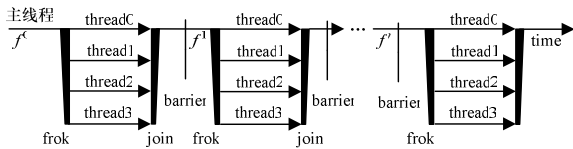


图 2 P 多核并行锥模型

在图 2 中, f^0 表示在第 0 层上输入的原始图像, tread0 到 tread3 分表示第 0 层上的相似度计算,在此,把相似度的比较分别分配给不同的处理器完成;第 0 层后的 barrier 表示主线程做一个等待处理,等所有的处理器处理完毕,即在第 0 层找到根像元的“父”标记,同时把最不相似的点做下一层像元的“子”节点;重新在下一层进行类似比较,最终,被标记的分割区域在图像锥的最底层(第 n 层)上出现。

在多核环境中,用 OpenMP 编程实现把单独一层上的相似度比较分配给不同的处理器,有利于实现降低计算复杂度,提高计算效率,满足实时性要求。

3.3 P 多核并行锥模型的算法实现

假设多分辨率图像锥有 n 层, $g(x_n)$ 表示第 n 层子 x 的灰度值, k 表示这个区域图像元素的个数; σ_{n-1} 和 μ_{n-1} 分别表示 $n-1$ 层图像元素的方差和均值。取相似度最大的 x_{\max} 做“父”标记; $\alpha \in (0, 1]$ 是分割阈值因子; β 是常数因子,其值越大,高层的阈值越小,分割的区域就越多; T_{n-1} 是一个预先定义的第 $n-1$ 层的阈值,其满足: $T_{n-1} = \frac{T_n}{\beta}$, 且 $T_{\text{bottom}} = \text{diff} \times \alpha$,

其中, diff 表示原始图像的最大灰度值和最小灰度值之差。

P-多核并行锥模型的算法实现步骤如下:

Step1 利用并行的正交小波分解法建立多分辨率图像锥,共有 n 层。

Step2 采用根部标记法,取多分辨率锥顶部像元做标记。

Step3 确立第 n 层和第 $n-1$ 层的“子”与“父”的关系标记,“子”和“父”执行相似度计算,由主线程创建 k/p 个线程,然后不同的线程调度不同的处理器核心来完成相似度的计算:

$$\text{sim}(x_n) = \frac{\sigma_{n-1}^2 - (g(x_n) - \mu_{n-1})^2}{k}$$

Step4 创建全局静态数组 $\text{Sim_array}[k]$ 用于存放相似度的图像元素,并有由主线程对 $\text{Sim_array}[k]$ 中的图像元素比较,选出最大的相似值,标记为“父”点。

Step5 计算最大不相相似度 $|g(x_n) - \mu_{n-1}| + \sigma_{n-1} > T_{n-1}$ 并把满足条件图像元素存放在全局静态数组 $\text{UNSim_array}[k]$ 中。

Step6 判断 n 的值,如果大于最大值则退出循环,否则执行 Step3。

Step7 如果等于最大值,则到达最低层,得到全部的分割区域,算法结束。

4 FCM 多核并行模型及其算法实现

经多分辨图像锥的每层分割,在得到的标记图像中,区域数量有时不等于实际存在于图像中物体的数量。因此,为合并区域和获得一个最佳数量的物体,本文引入 FCM 算法,它是一种经典的模糊聚类算法,被列为软模糊聚类算法^[11]。

4.1 FCM 算法原理

FCM 算法的思想是寻找目标函数的迭代最小化,目标函数的定义如下:

$$J(U, V) = \sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^n (u_{ij}(x_k))^m d_{ij}^2 \quad (1)$$

其中, x_k 表示数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 中的一个特征向量(也称样本), $V = \{v_0, v_1, v_2, \dots, v_{K-1}\}$ 是 K 个聚类中心; $d_{ij} = \|x_i - v_j\|$ 且表示样本点 x_i 到 v_j 之间的欧氏距离; $m \geq 1$ 模糊加权参数,且 $0 \leq u_{ij} \leq 1$ 同时 $\sum_{i=1}^n u_{ij} = 1$ 。在刚开始处理图像时, V 被初始化为某一个原型值,在分割的过程中得到不断的更新。

为了使式(1)的目标函数值 $J(U, V)$ 达到最小,聚类中心 v_i 和隶属度矩阵 U 可用式(2)表示:

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m}, \quad i=1, 2, \dots, k \quad (2)$$

当 $d_{ij} \neq 0$ 时,有:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^K \left(\frac{\|x_j - v_i\|}{\|x_j - v_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}}, \quad j=1, 2, \dots, n \quad (3)$$

当 $d_{ij} = 0$ 时, $u_{ij} = 1$ 、 $u_{ik} = 0$ 、 $k \neq j$ 、 $i=1, 2, \dots, n$ 。

4.2 FCM 算法并行分析

从以上的 FCM 算法原理中不难发现,在处理比较大的图像,特别是多维多分辨率的图像,例如卫星的遥感图像,式(2)和式(3)的计算量很大,且需很大的内存空间^[12]。因此,效率低下,不能满足实时性要求,需要并行化处理,更好地利用多核性能。

从式(2)和式(3)可发现,无论是聚类中心的 V 还是隶属度矩阵 U , 它们的各个部分的计算都是相互独立, 计算的结果也不存在隶属关系, 互不影响, 因此, 它们满足并行化的条件, 其并行模型如图3所示。

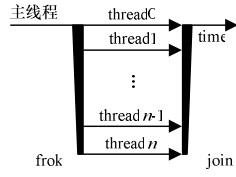


图3 FCM多核并行模型

4.3 FCM多核并行模型的算法实现

设 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是特征向量集合(注: 在多分辨率图像锥分割时, X 表示得到的分割区域集合), $C = \{c_0, c_1, \dots, c_{K-1}\}$ 表示将生成的 K 个聚类中心; m 是权重指数, 它决定聚类中心变量影响结果的程度; $V = \{v_0, v_1, \dots, v_{K-1}\}$ 是 K 个聚类中心, $M = \{u_0(x_0), \dots, u_0(x_{n-1}), \dots, u_{K-1}(x_0), \dots, u_{K-1}(x_{n-1})\}$ 表示特征向量对聚类中心的隶属度。算法的实现步骤如下:

Step1 由主线程创建 n/p (p 表处理器核心的个数)个线程, 把创建的线程映射到每个参与的处理器的核心。

Step2 主线程通过任务调度法把每个要记录的特征向量分配给每一个线程, 从而实现多核之间并行运行。

Step3 计算隶属度矩阵 $A[j, l]$:

$$A[j, l] = u_{cl}(x_l) = \frac{1}{\sum_{j=1}^k \left(\frac{\|x_l - v_i\|^2}{\|x_l - v_j\|^2} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (4)$$

满足: $0 \leq i \leq k-1$, $\frac{n}{p} \times P_{id} \leq l < \frac{n}{p} (P_{id} + 1)$ 且 $0 \leq P_{id} < p-1$ 。

Step4 创建数组 Q , 大小为 n/p 来保存每个处理器核心的特征向量。

$$Q[l] = \sum_{j=1}^{n/p} (A[j, l])^m \quad (5)$$

Step5 计算:

$$L = A^m \times \begin{bmatrix} x_{n, P_{id}/p} \\ \dots \\ x_{n, P_{id}+1} \end{bmatrix} \quad (6)$$

Step6 对 L 和 Q 做简化处理形成 L^* 和 Q^* 。

Step7 For $i=0$ to $K-1$ 处理:

$$V[i] = \frac{L^*[i]}{Q^*[i]} \quad (7)$$

Step8 如果最后得到的聚类中心点 V 和先前的 V 做差的结果大于等于 E 时, 即 $V_{\text{current}} - V_{\text{previous}} \geq E$ 时, 则返回到 Step 2 重新执行, 反之得到新的聚类中心, 则结束算法。

4.4 P-FCM模型的并行设计

在研究分析多分辨率图像锥和 FCM 后, 本文提出了在并行的多分辨率图像锥中引入并行的 FCM 算法, 即 P-FCM 的并行模型, 其流程如图4所示。其基本思想如下:

(1) 采用多分辨率图像锥分割方法把图像分割成若干个区域;

(2) 在图像锥的底层运用 FCM 算法合并所有区域, 生成模糊的对象;

(3) 用去模糊的方法获取分割结果。

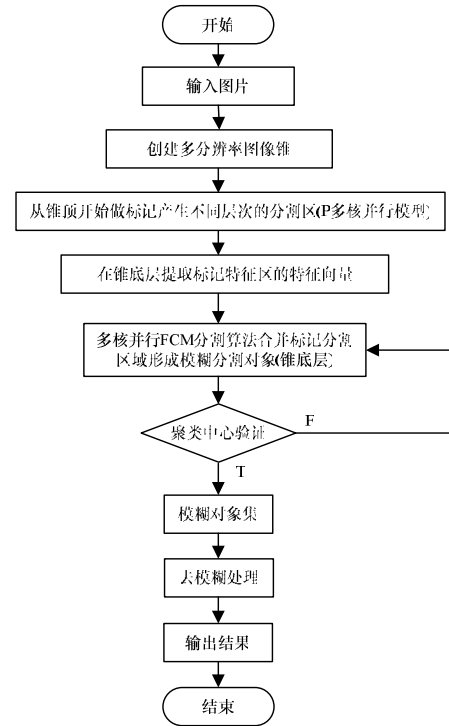


图4 P-FCM模型处理流程

5 数据分割

数据分区是并行图像分割的重要一步, 合理的分区可减少处理器间的数据通信, 有利于充分发挥多处理器多线程的处理性能, 提高算法的运行效率。一般常见的图像处理分为点处理、线处理、区域处理等。当分割一个大的图像时, 可采用水平条带、垂直条带和矩形块。

在多核环境中, 考虑到处理器的数量, 可采用不同的分割方式, 图5显示的是在处理器数量的 $P=4$ 的情况下, 对大小为 $M \times M$ 像素的图像进行并行分割的3种情况。

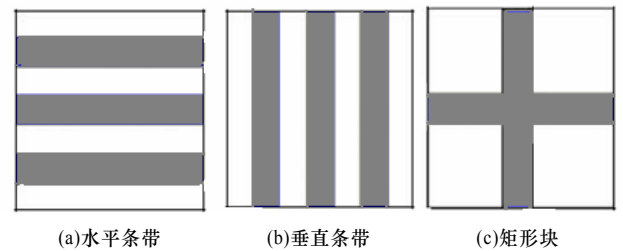


图5 并行分割的3种情况

边界域为 $(2 \times n+1) \times (2 \times n+1)$, 在 $M > 4$ 并且 $N < M$ 的情况下, 对图5中3种方式的边界数据传输量 T 进行比较分析, 由图5可知, 水平条带和垂直条带的边界数据传送量是一样的, $T_1 = M \times (P-1) \times N \times 2$, 而矩形块边界数据传送量为 $T_2 = M \times (\sqrt{P}-1) \times 2 \times 2$, 因此,

$$\frac{T_1}{T_2} = \frac{P-1}{(\sqrt{P}-1) \times 2}$$

其比值大于1, 矩形块比条带更适合并行分割。因此, 本文图像分割均采用矩形块分割法。

6 实验与分析

通过对 P-FCM 模型进行理论分析可知, 用该模型分割大图像时, 能有效降低计算复杂度, 提高图像处理效率高, 满足实时性要求等。该模型的算法通过以下实验得到验证。本实验的硬件平台参数如表1所示。

表 1 硬件平台参数

平台	CPU	主存/GB	二级缓存/KB
单核	Pentium(R)Dual-Core T4400 2.20 GHz(单线程模式)	1	1×1 024
双核	Pentium(R)Dual-Core T4400 2.20 GHz	1	1×1 024
4 核	Intel Xeon E5405 4 核 2 GHz	4	2×6 144
8 核	Intel Xeon E5405 8 核 2 GHz	8	4×6 144

实验的软件环境为：操作系统：Windows XP(sp3)，IDE：Microsoft Visual Studio 2008(SP1)，编译器：Intel C++编译器 11.0，性能分析工具：Intel VTune 性能分析器 9.1，线程查看器：intel Thread Checker 3.1。

为了更好地评估算法在处理大图像时的性能，本文选择 2 种不同大小的图像分别在不同的平台下执行该算法 10 次，然后分别统计每种图像的平均处理时间和程序的平均加速比。图像 Img1(256×256 像素)，其大小为 156 KB，和 Img2 (2 048×2 018 像素)，其大小为 13.6 MB。

在处理 Img1 时，算法的平均执行时间和加速比如表 2 所示。

表 2 Img1 的算法平均执行时间和加速比

CPU 个数	平均执行时间/s	加速比
1	99.98	1.01
2	82.62	1.21
3	60.22	1.66
4	43.09	2.32
5	40.31	2.48
6	38.45	2.60
7	36.76	2.72
8	37.72	2.65

在处理 Img2 时，算法的平均执行时间和加速比的统计如表 3 所示。

表 3 Img2 的算法平均执行时间和加速比

CPU 个数	平均执行时间/s	加速比
1	124.97	1.18
2	55.54	2.25
3	34.42	3.63
4	26.64	4.69
5	21.62	5.78
6	18.46	6.77
7	16.97	7.37
8	15.64	7.99

Img1 和 Img2 的加速比对比如图 6 所示。

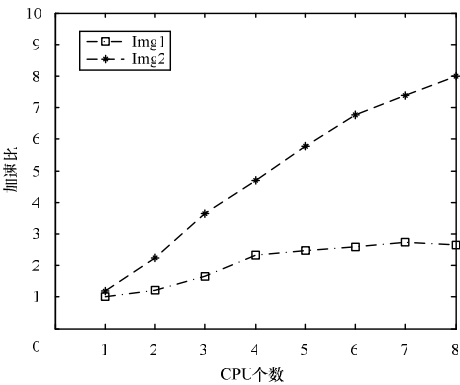


图 6 Img1 和 Img2 的加速比对比

在实验中，通过指定线程的个数来实现与 CPU 的个数匹

配，由图 6 可知，在处理 Img1 时，P-FCM 平行模型的加速比变化比较平缓，当 CPU 的个数为 7 时，它的加速比达到 2.72，但 CPU 为 8 核时加速比有所下降。因为 Img1 图像太小，而在并行化过程中，引入 OpenMP 库和线程间的通信带来的开销时延大于 Img1 的处理时延；在处理 Img2 时，加速比随核数的增加也接近线性增加，趋势要比 Img1 明显。主要因为并行化带来的开销远小于计算的复杂度。因此，当处理大图像时，本文算法效率较高。

7 结束语

本文利用基于正交小波分解的多分辨率图像锥结合 FCM 算法，提出一个在多核环境下的并行模型图像分割模型并给出算法实现。实验结果证明，该模型在处理大图像(大于 1 MB)时，随着 CPU 数量的增加，加速比呈接近线性的方式递增。因此，该模型能降低计算复杂度，满足实时性要求。将该模型推广到实际应用中是下一步的工作。

参考文献

[1] 刘 汝, 刘文予, 王 曜, 等. 基于 PFGS 的无线信道传输失真度的研究[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2004, 32(8): 63-65.

[2] Ohya A, Kak K A. Vision-based Navigation by a Mobile Robot with Obstacle Using Single-camera Vision and Ultrasonic Sensing[J]. IEEE Trans. on Robotics and Automation, 1998, 14(6): 969-978.

[3] Liu Jianqing, Yang Yee-Hong. Multiresolution Color Imge Segmentation[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(7): 689-700.

[4] Kim J B, Lee C W, Yun T, et al. Wavelet-based Vehicle Tracking for Automatic Traffic Surveillance[C]//Proc. of TENCON'01. Singapore: [s. n.], 2001.

[5] 葛 琦, 张建伟, 陈允杰, 等. 基于快速 FCM 算法的多目标分割 CV 模型[J]. 计算机工程, 2009, 35(23): 217-219.

[6] Rahimi S, Zargham M, Thakre A, et al. A Parallel Fuzzy C-mean Algorithm for Image Segmentation[C]//Proc. of NAFIPS'04. Banff, Alberta, Canada: [s. n.], 2004.

[7] Gammage C, Chaudhary V. On Optimization and Parallelization of Fuzzy Connected Segmentation for Medical Imaging[C]//Proc. of AINA'06. Vienna, Austria: [s. n.], 2006.

[8] Greg S, Richard B, Yang Xiaoyun. Multicore Image Processing with OpenMP[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2010, 27(2): 134-138.

[9] 多核系列教材编写组. 多核程序设计[M]. 北京: 清华大学出版社, 2007.

[10] Kelly M D. Edge Detection by Computer Using Planing[J]. Machine Intelligence, 1971, 6: 397-409.

[11] Yen J, Langari R. Fuzzy Logic: Intelligence, Control, and Information[M]. [S. l.]: Prentice Hall, 1999.

[12] Kwok T, Smith K, Lozano S, et al. Parallel Fuzzy C-means Clustering for Large Data Sets[C]//Proc. of the 8th International Euro-Par Conference on Parallel Processing. Paderborn, Germany: [s. n.]: 2002.

编辑 顾姣健