

一种新的边缘检测计算模型和算法¹⁾

张 天 序

(华中理工大学图象识别与人工智能研究所 武汉 430074)

摘要

该文分析了普通线性移不变边缘检测算子与人的视觉系统感知光强度变化时性能的不一致性,并根据视知觉原理提出了新的边缘检测模型和算法,由此所获得的边缘检测器不再仅是局部性的而且是兼备全局性的自适应特征提取系统。对一组含有小目标的自然场景图象的实验结果证实,与局部性算子相比,该方法具有优良的从低反差图象中提取边缘特征的性能。

关键词: 边缘检测, 图象分割, 视知觉, 目标识别, 机器视觉。

1 引言

初级视觉计算理论和算法中的一个基本问题是边缘检测^[1], 中级和高级视觉计算的成败依赖于边缘检测算子的性能。例如, 在目标识别、景象分析中, 边缘特征携带了目标和景物最重要的视觉信息。边缘检测算子可分为线性和非线性两类^[2], 其中大多数是局部性算子。除了检测精度和多尺度边缘检测等重要课题外, 不少研究者已注意到检测的鲁棒性和适应性问题^[3-6]。例如, 使用普通的一阶微分型算子在景象照明变化时不能获得前后一致的目标边缘, 该类算子能提取在良好照明区域中的目标边界, 却不能提取处在阴影区域中同样目标的边界。为了解决这个问题, Johnson 从成象物理过程的观点提出了一种基于反差的非线性边缘检测算子, 取得了良好效果^[6]。然而当我们把该算子用于一些低反差自然场景图象时, 其性能与常规线性算子类似并无明显改善。我们观察到矛盾的结果, 即产生过多的视觉实际感知不到的虚假边缘, 同时又丢失具有明显视觉效果的微弱边缘, 与人的视觉有很大差别。最广泛使用的边缘检测算子是线性移不变的局部性算子, 故与人类视觉的非线性和空间适应性不符, 这正是其性能不佳的原因。为了较好地解决这些问题, 本文将视觉系统在感知光强度变化时的非线性和适应性等视知觉原理引入边缘检测的研究^[7-10], 探讨了图象分割^[11]与边缘检测的联系, 目的在于得到一种具有鲁棒性的边缘检测器, 以满足某些复杂环境中的应用需要。

2 计算模型

2.1 绝对边缘强度

令 $f(x, y)$ 表示可见光谱段的灰度图象, $h(x, y)$ 表示线性移不变边缘增强算子的点

1) 国家自然科学基金资助项目。

本文于 1992 年 7 月 28 日收到

扩展函数，则边缘增强图象 $e_f(x, y)$ 为 f 与 h 的卷积

$$\begin{aligned} e_f(x, y) &= f(x, y) \otimes h(x, y) \\ &= \iint_{-\infty}^{\infty} f(x', y') h(x - x', y - y') dx' dy' \\ &= \iint_{Q} f(x', y') h(x - x', y - y') dx' dy', \end{aligned} \quad (1)$$

式中 Q 为算子的实际作用范围，与图象尺度相比通常很小，本质上是检测局域内灰度的变化。最普通实用对噪声不敏感的边缘增强算子实际上是检测局部区域内的平均灰度变化。令某局域 Q 为以中心在 (x, y) ，边长为 $4a$ 的方形窗口，窗口中心坐标系相对于图象坐标系的夹角为 θ ，其纵轴将 Q 在 (x, y) 处划分为非重叠的两个邻域 Q_1 和 Q_2 ，它们的中心分别为 $(x - a \cos \theta, y - a \sin \theta)$ 和 $(x + a \cos \theta, y + a \sin \theta)$ ，其平均灰度值分别表示为 $\bar{f}(x - a \cos \theta, y - a \sin \theta)$ 和 $\bar{f}(x + a \cos \theta, y + a \sin \theta)$ ， Q_1 和 Q_2 平均值之差的绝对值为

$$e_f(x, y) = |\bar{f}(x - a \cos \theta, y - a \sin \theta) - \bar{f}(x + a \cos \theta, y + a \sin \theta)|, \quad (2)$$

如果 Q_1 和 Q_2 正好位于待提取的那条边缘线的两侧， e_f 值应很大，它代表点 (x, y) 处的绝对边缘强度， θ 代表边缘方向。图 1 所示为满足式(2)检测 $\theta = 90^\circ$ 和 $\theta = 0^\circ$ 方向边缘的离散化卷积核的例子^[10]。可以对边缘增强图象 $e_f(x, y)$ 取门限细化获取二值边缘特征图 $e_b(x, y)$ 。

$\begin{array}{ccccc} -1 & -1 & 0 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 0 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 0 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 0 & 1 & 1 \\ -1 & -1 & 0 & 1 & 1 \end{array}$	$\begin{array}{ccccc} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{array}$
(a)	(b)

图 1 (a) $\theta = 90^\circ$ 和 (b) $\theta = 0^\circ$ 的卷积核

2.2 相对边缘强度

式(2)反映的是 Q 内平均灰度突变的绝对大小值，然而视觉生理心理学中一个重要的实验结果是，绝对亮度差 ΔB 在不同背景亮度 B 中并不导致视觉系统可感知的同等变化，其判别能力随 B 的增加而减小^[7]。若以恰可感知的亮度差 ΔB_* 表征这种判别能力，则 ΔB_* 随 B 的增加而增大。除暗适应区外， ΔB_* 与背景亮度 B 的关系还存在 DeVries-Rose 区和 Weber 区

$$\Delta B_* = \begin{cases} \alpha_1 B^{1/2}, & \text{DeVries-Rose 区,} \\ \alpha_2 B, & \text{Weber 区,} \end{cases} \quad (3)$$

式中， α_1, α_2 为恰当的系数。既然边缘检测本质上是检测灰度变化，就应该受上述规律约束，即视觉系统实际感知到的某点边缘性质的强弱程度应与该点为中心的某局域的背景平均亮度有关。考虑到在复杂景象中目标与背景定义可以互换，使用局域平均亮度更方便合理，仍以 B 代表。重新定义边缘强度。

定义 1. 相对边缘强度为

$$e'_f(x, y) = \frac{e_f(x, y)}{\varphi(B(x, y))}, \quad (4)$$

$$\begin{aligned} B(x, y) &= f(x, y) \otimes g(x, y) \\ &= \iint_{\Omega} f(x', y') g(x - x', y - y') dx' dy'. \end{aligned} \quad (5)$$

式中, g 是某加权平均算子的点扩展函数, B 定义在点 (x, y) 的恰当邻域 Ω 上, φ 是 B 的单调增函数, e'_f 随 B 的增加而减小符合视觉非线性原理。式(3)可表示为坐标 (x, y) 的函数

$$\Delta B_t(x, y) = \begin{cases} a_1 \sqrt{B(x, y)}, & \text{DeVries-Rose 区}, \\ a_2 B(x, y), & \text{Weber 区}. \end{cases} \quad (6)$$

2.3 边缘感知的全局性质

B 是坐标的函数, 可以推断, 视觉系统检测图象中较亮区内边缘的能力应弱于较暗区, 而暗区内绝对灰度变化通常较小, 可以达到较平衡地检测亮、暗区内有意义的变化信息。注意到观察实际景物图象时通常会感知到两类区域, 即较暗区和较亮区。该事实表明某种图象分割运算是存在于人的视觉系统中的, 而图象分割是具有全局性质的视觉运算。边缘检测与图象分割的密切关系是众所周知的, 已有的工作通常以边缘检测辅助图象分割。为了更深刻地认识这一关系, 本文提出视觉系统的边缘感知同时具有局部和全局运算特点的思想, 图象分割可以隐含的方式控制边缘的感知过程, 使边缘检测兼备全局与局部的空间适应性。相对边缘强度 e'_f 受局域平均亮度 B 的控制, 故式(4), (5)体现了边缘增强的局部适应性。如果认为人眼感知复杂图象中的亮度变化特征是具有全局适应性的动态过程, 那么其感知亮度变化的范围应包括 DeVries-Rose 区和 Weber 区。设通过图象分割获得了较暗区 C_1 和较亮区 C_2 , 根据式(3), (6)和实际计算的需要, 可规定式(4)中 φ 由 C_1, C_2 控制取如下形式:

$$\varphi(B(x, y)) = \begin{cases} a_1 \{B(x, y) + b_0\}^{1/2} + b_1, & (x, y) \in C_1, \\ a_2 \{B(x, y) + b_0\} + b_2, & (x, y) \in C_2. \end{cases} \quad (7)$$

这里, 把暗区与亮区边缘的检测分别与 DeVries-Rose 区和 Weber 区建立概念上的对应。调节参数 b_0 可移动检测器的工作点以补偿环境照明的局部与整体变化, 改变参数 a_1, a_2, b_1, b_2 可调节 B 对 e'_f 影响的强弱。Johnson 的方法没有式(7)所规定的控制过程, 在检测过程中仅取 $\varphi(B(x, y)) = B(x, y) + b$ 一种形式。无论在暗区 C_1 或亮区 C_2 , $\varphi(B)$ 都是 B 的单调增函数, 随 B 的增大而削弱相对边缘强度, 但由于函数形式的差异, 对亮区的削弱影响要大于暗区, 体现了全局的空间适应性。问题可形式化为如下非线性位移可变边缘增强算子:

$$e'_f(x, y) = \iint_{\Omega} f(x', y') h'(x', y', x, y) dx' dy', \quad (8)$$

$$h'(x', y', x, y) = k \frac{h(x - x', y - y')}{\varphi(f \otimes g)}, \quad (9)$$

$$\varphi(f \otimes g) = \varphi(B(x, y)) = \begin{cases} \varphi_1(B(x, y)), & (x, y) \in C_1, \\ \varphi_2(B(x, y)), & (x, y) \in C_2. \end{cases} \quad (10)$$

该算子的点扩展函数 h' 与点 (x, y) 处于 C_1 区或 C_2 区有关, k 为标度因子。

2.4 模型的变熵性质

如图 2(a) 所示, 常规局部性边缘增强算子和本文的非线性位移可变边缘增强算子作用于原始图象 f 分别构成两个信源, 令 $X = e_f, Y = e'_f$ 为一维随机变量, 则两个信源的熵分别为

$$H(X) = - \sum_{x=0}^{255} p(x) \log_2 p(x), \quad (11)$$

$$H(Y) = - \sum_{y=0}^{255} p(y) \log_2 p(y), \quad (12)$$

式中, $p(\cdot)$ 为随机变量的概率函数。直观地讲, 若 $p(\cdot)$ 的分布集中则信源的信息量少, 反之 $p(\cdot)$ 分布较宽则信源的信息量较丰富。对于低反差图象, 由于象素灰度分布及灰度变化范围均较窄, 经局部性算子作用后产生边缘增强输出 e_f 的统计直方图相当集中, 故作为信源其平均信息量是低的, 给后续取门限细化的边缘特征提取过程造成严重困难。因为无法选择恰当门限而导致重要边缘特征的丢失或大量虚假边缘的产生或两者兼而有之。Johnson 的算子缺乏全局控制的机理也很难解决该问题。本文的边缘检测器增加了亮/暗区判决过程, 在暗区和亮区使用不同的权函数 $1/\varphi(B)$, 把具有相近的绝对边缘强度但处于不同区域和位置的象素根据相对边缘强度区分开, 拓宽了实际感知的边缘强度的动态范围, 故作为信源其信息量较前者丰富, 给后续边缘特征提取的决策过程创造了有利条件。本文的检测器相当于改变了原信源的熵, 特别当用于低反差图象时通常是一个增熵的信息处理过程。因为综合了图象分割提取的某些全局变化信息、局部灰度突变信息以及体现在非线性性质上的对客观世界的感知假设。

2.5 自适应门限细化

在人的视觉中有三种原理是显而易见的, 首先视网膜中心凹处具有极高的分辨率, 用于详查局部区域的细节; 其二是周边视觉较广的视场以低的分辨率感知世界, 提供了一个控制功能, 指导中央凹观察感兴趣的目标和跟踪; 最后存在一个高度知觉性的控制眼动^[8,9]。在本文的边缘检测方法中, 图象分割在某种程度上体现了周边视觉对局部边缘检测的约束和控制, 局域边缘增强类似于中心凹对局部区域的细节探查, 尚缺乏第三个原理的特点。普通的边缘细化门限选择对图象中任一位置的象素是固定方式, 从全图这一大尺度范围而言无疑是适当的。而实际环境中的机器视觉应用, 如目标识别, 系统更关心的是能否尽量完整地抽取感兴趣目标的边缘特征。目标的空间范围与全图相比很小, 属于较小尺度的特征提取问题。故常规门限细化法常导致感兴趣目标某些微弱边缘的丢失, 对目标提取和识别造成困难。要使系统兼备小尺度工作方式, 须增加某种知觉性控制功能引导系统到感兴趣目标区并改变工作方式。目标的初始识别是一种简单的知觉控制, 可将其引入边缘检测模型中。这里, 初始识别是依据如下假设: 目标占全图的很小部分; 目标或目标的某些表面暗于或亮于其局部背景。利用图象分割阶段所获的区域特征信息, 判别并框定可能的目标区, 在相应窗口内降低边缘细化门限或调整边缘增强权函数 $1/\varphi(B)$, 有利于保留可能的目标弱边缘特征。而在其它区域则采用相对固定的门限细化方式。

综上所述,边缘检测模型示于图 2(b), 输入二维图象信号经系统映射为二值边缘特征图 e_b , 系统由算子 T 形式化描述为

$$e_b = Tf. \quad (13)$$

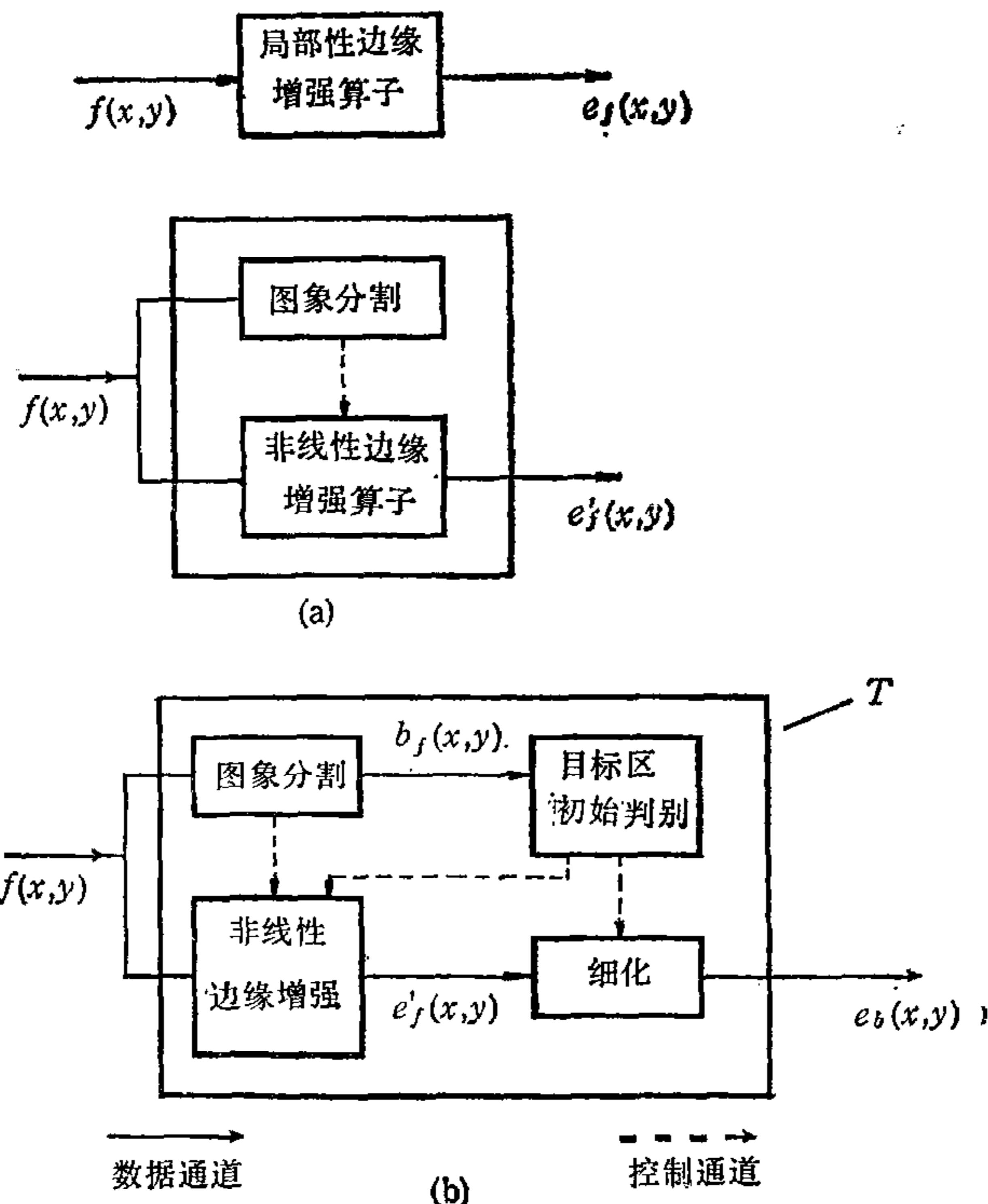


图 2 模型框图

3 算法与实验

由上述边缘检测模型有如下算法:

- I. 使用基于视觉非线性的判别准则将原始图象分割为两类区域 $C_1, C_2^{[11]}$, 得二值区域图 b_f ;
- II. 对原始图象使用 Nevatia 算子得绝对边缘强度 $e_f(x, y)$ 和边缘方向 $\theta(x, y)^{[10]}$, 该算子包括六个 5×5 的卷积核 $\{h_i, i = 0, 1, 2, 3, 4, 5\}$, 分别提取从 $\theta = 0^\circ$ 到 $\theta = 150^\circ$ 六个方向的边缘;
- III. 根据式(4)至(10)得相对边缘强度 $e'_f(x, y)$, 其中 $g(\cdot)$ 为 5×5 的 Gaussian 加权核^[12];
- IV. 对二值图 $b_f(x, y)$ 使用轮廓跟踪和标记操作提取各区域 (C_1 和 C_2 是多个区域块的集合) 及相应区域属性, 根据面积属性初步判明可能的目标区, 围绕区域形心选择恰当大小窗口;
- V. 根据 $e'_f(x, y)$ 和 $\theta(x, y)$ 作双门限细化, 获得二值边缘特征图 $e_b(x, y)$. 考虑到 $e'_f(x, y)$ 中可能存在目标的微弱边缘, 故当满足下列条件时应予保留: 1) 若微弱边缘|处

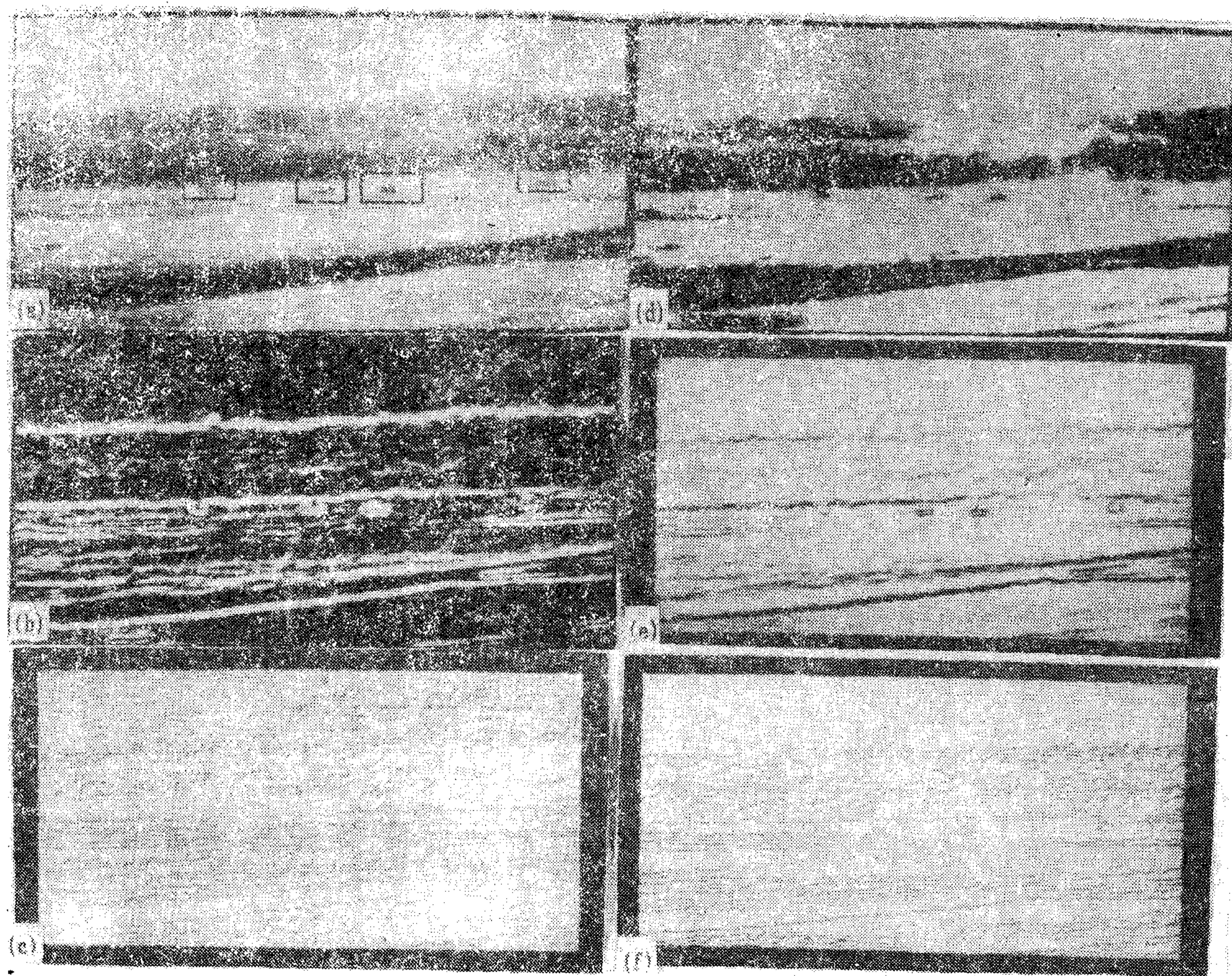


图3 对比实验1

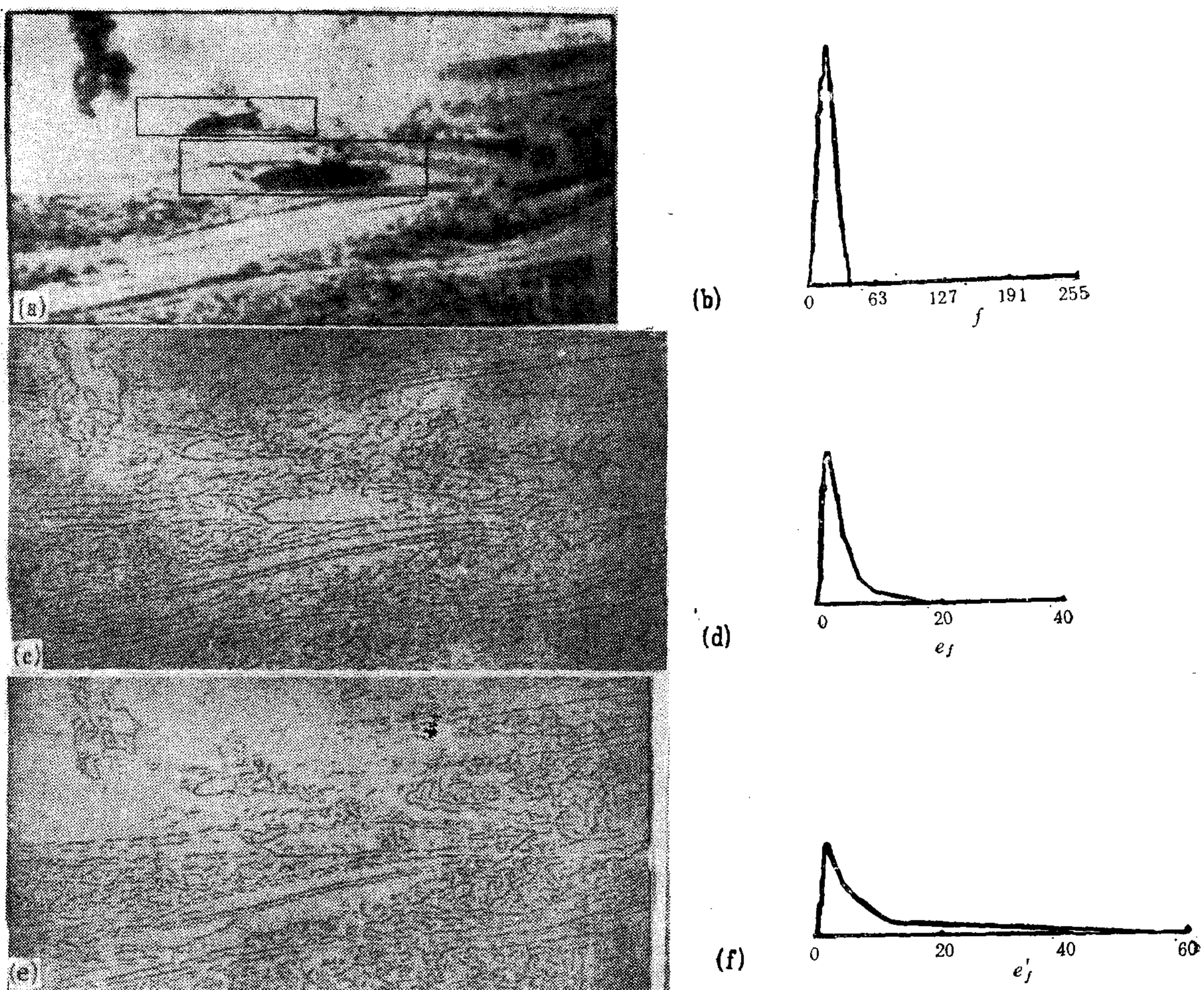


图 4 对比实验 2

于目标窗口中;或者 2) 若具有弱边缘强度的象素与强边缘象素具有连通性或它们的前辈与强边缘象素连通;设置双门限 $t_1 > t_2$, 若 $e'_f(x, y) > t_1$, 则点 (x, y) 被认为是边缘点, 否则若 $e'_f(x, y) > t_2$ 且满足上述第二项条件, 可判定 (x, y) 处亦存在边缘特征; 满足第一项条件可降低门限值或改变权函数 $1/\varphi(B)$ 获得修改的 e'_f , 再取门限细化.

图 3(a)、(g) 是一幅原始图象及其灰度直方图, 图 3(b)、(c) 分别为 Johnson 方法所得边缘增强图及细化后的二值边缘图. 不难发现在相应原图的较亮区中出现了许多人眼实际觉察不到的虚假边缘, 而原图植被区(较暗)中能觉察的许多变化在边缘图中都丢掉了. 使用本文方法所得分割二值图、边缘增强图及细化后的边缘特征图分别示于图 3(d)、(e) 和 (f). 植被区的纹理边缘特征已得到充分检测, 亮区的虚假边缘大都消失, 而小目标的边缘特征在亮区中显得相当突出. 图 3(h) 和 (i) 分别为 Johnson 方法与本文方法所得边缘强度直方图, 根据式(11)和式(12)计算的信源熵分别为 2.4 比特和 3.7 比特.

图 4(a)、(b) 是另一幅图象及其直方图, 图 4(c)、(e) 分别为 Nevatia 算子与本文算子的边缘特征图, 前者显得很“脏”, 而后者与人的观察很接近. 图 4(d)、(f) 分别为这

两种方法所得边缘强度直方图，计算所得信源熵分别为 2.6 比特和 4.25 比特。

较之常规方法，本文算法的计算量有所增加，如增加了边缘检测的控制部分，但算法中图象分割、目标区初始判别和绝对边缘增强等有较成熟的算法，可以子程序调用方式或并行执行，故该算法的实现并不复杂，若使用并行计算技术，算法将具有实时应用潜力。

4 结论

本文把视知觉概念和原理结合于边缘检测模型和算法的研究，提出了兼备局部和全局适应性的非线性位移可变边缘检测器。理论分析和实验结果揭示了图象分割与边缘检测之间新的联系。新的边缘检测器在低反差图象上的性能优于 Johnson 方法等局部性算子，相当接近人的视觉效果，说明模型和算法是合理和正确的。该项研究很容易与其它典型局部性算子相结合形成适应性算子，以改善机器视觉系统在复杂环境中提取边缘特征的性能。生物视觉感知边缘特征的机理相当复杂，本文的工作为该问题计算模拟研究的深入及在机器视觉中的应用提供了必要的基础，具有广泛的应用价值。

参 考 文 献

- [1] Marr D. Vision W H. Freeman and Company, San Francisco, (1982).
- [2] Pratt W K. Digital Image Processing, John Wiley & Sons, Inc., (1978).
- [3] Canny J. A Computational Approach to Edge Detection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 1986, **PAMI-8**: 679—698.
- [4] Huertas A and Medioni G. Detection of Intensity Changes with Subpixel Accuracy Using Laplacian-Gaussian Masks, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 1986, **PAMI-8**: 651—664.
- [5] Koenderink J J. The Structure of Images, *Biol. Cybern.*, 1984, **50**: 363—370.
- [6] Johnson R P. Contrast Based Edge Detection, *Pattern Recognition*, 1990, **23**: 311—318.
- [7] Buchsbaum G. An Analytical Derivation of Visual Nonlinearity. *IEEE Trans. Biomed. Engin.*, 1980, **BME-27**: 237—242.
- [8] Norman R A. et al., Photoreceptor Contributions to Contrast Sensitivity: Applications in Radiological Diagnosis. *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, 1983, **SMC-13**: 944—953.
- [9] Lowe D G. Perceptual Organization and Visual Recognition. Kulwer Academic Press, (1985).
- [10] Nevatia R. Machine Perception, Prentice Hall, (1982).
- [11] 张天序, 彭嘉雄. 基于视觉非线性的图象分割新方法. *计算机学报*, 1993, **16(4)**: 248—256.
- [12] Rosenfeld A. Multiresolution Image Processing and Analysis. Springer-Verlag, (1984).

A NOVEL COMPUTATIONAL MODEL AND ALGORITHM FOR EDGE DETECTION

ZHANG TIANXU

(Institute of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University of Science and Technology)

ABSTRACT

The difference in the perception of light intensity variation between the human visual system (HVS) and commonly used linear and shift-invariant operators for edge detection is analyzed. Based on the principle of visual perception, a new model and an algorithm for detecting edges are proposed. And the edge detector obtained is both a locally and globally adaptive system for feature extraction. The results of experiments on a set of images of outdoor scenes containing tiny objects show that, compared with local operators, the operator proposed exhibits excellent capability of extracting edge features from images with low contrast.

Key words: edge detection; image segmentation; visual perception; object recognition; machine vision.



张天序 1947年生于重庆,1970年毕业于中国科技大学无线电系,1983年获哈尔滨工业大学计算机科学硕士学位,1989年获浙江大学生物医学工程博士学位。现为华中理工大学图象识别与人工智能研究所教授、所长,从事计算视觉、智能控制和医学成像等科研教学工作。