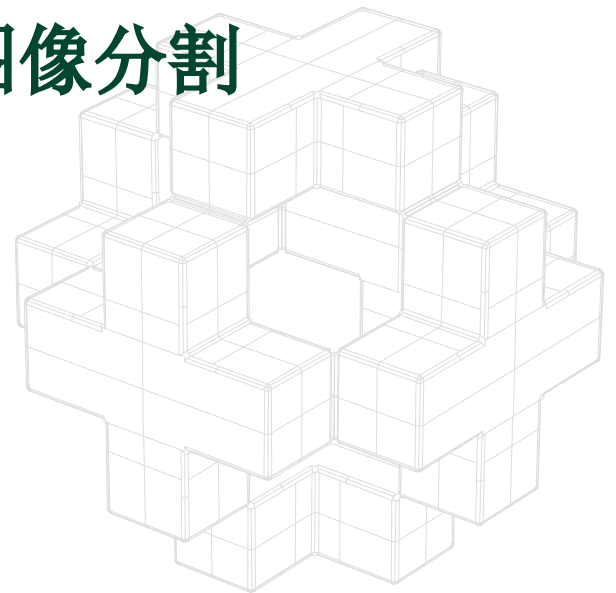




图像处理关键技术—图像分割

主讲人：赵骥

2018年5月12日

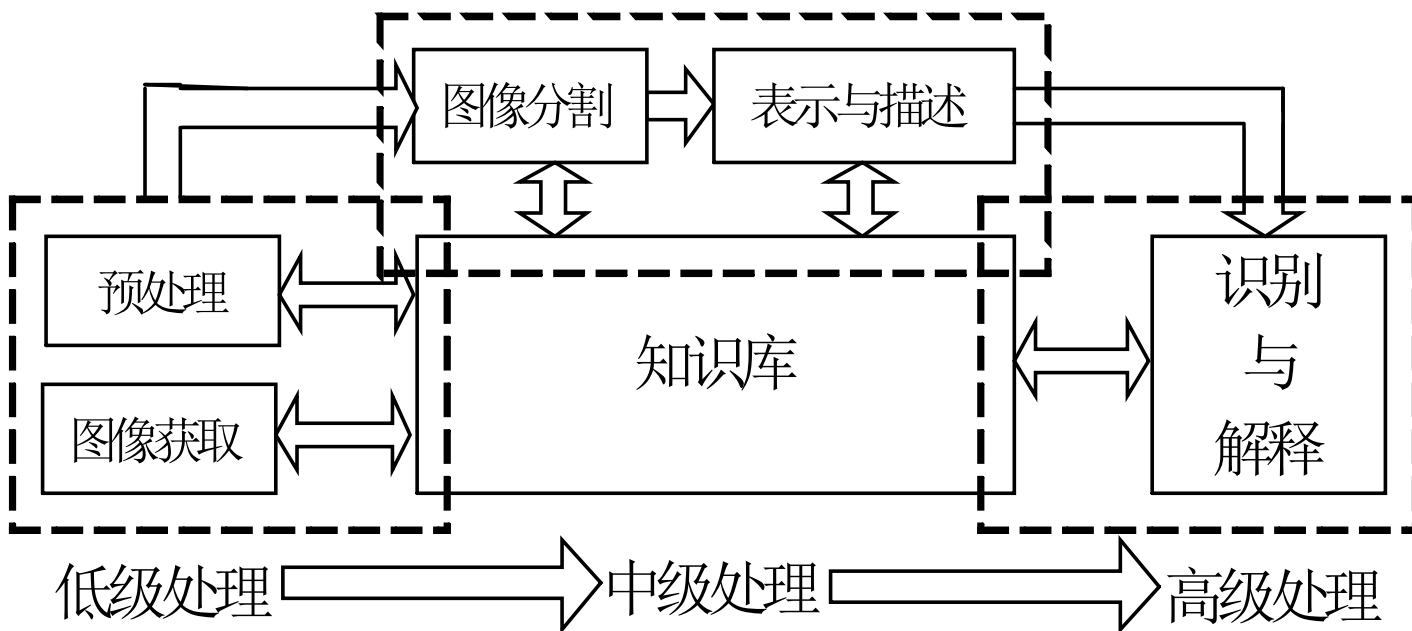


❖ 数字图像处理技术研究的内容

- (1) 图像变换
- (2) 图像压缩
- (3) 图像增强和复原
- (4) 图像分割
- (5) 图像描述
- (6) 图像识别

图像分割的概念

- ❖ 在实际的应用中，人们往往只对图像中的部分或局部的内容感兴趣，感兴趣区域一般被定义为前景目标，其他为背景目标，为了识别和理解目标，需要将感兴趣区域从背景中分离出来。图像分割就是把图像分成若干个具有独特性质的特定区域的技术和过程。



- ❖ (1) 基于阈值的分割方法
- ❖ (2) 基于区域生长和分裂合并的分割方法
- ❖ (3) 基于边缘的分割方法
- ❖ (4) 基于特定理论的分割方法
 - 基于聚类分析的分割方法
 - 基于模糊集理论的分割方法
 - 基于神经网络的分割方法
 - 基于变形模型的分割方法
 - 基于图论的分割方法
- ❖ (5) 基于图像特性的分割方法
 - 纹理图像分割方法
 - 基于运动的分割方法
 - 彩色图像分割方法
- ❖ (6) 其他的分割方法



❖ **图像分割质量评价：** 图像分割中常用的客观评价指标有面积交迭度、误分率、平均最小距离、豪斯多夫距离等，其中平均最小距离、豪斯多夫距离比较的是两个图像的相似距离，面积交迭度、误分率比较的是两个图像的相似度。

(1) 平均最小距离 (Average minimum euclidean distance, AMED) 和豪斯多夫距离 (Hausdorff distance, HD) 都是基于最小欧氏距离的。AMED描述两条边界曲线之间的平均差异，HD则描述最大差异，它们的值越小，表示分割质量越好。

- ❖ (2) 面积交迭度 (Area overlap measure, AOM)
，AOM的取值范围是[0, 1]，当算法分割的结果与手工分割结果完全一致时，AOM =1；计算值越接近1，表示分割结果质量越好。

$$AOM(A, B) = \frac{\text{Area } S_A \cap S_B}{\text{Area } S_A \cup S_B}$$

- ❖ (3) 误分率 (Misclassified error, ME) 的定义为：

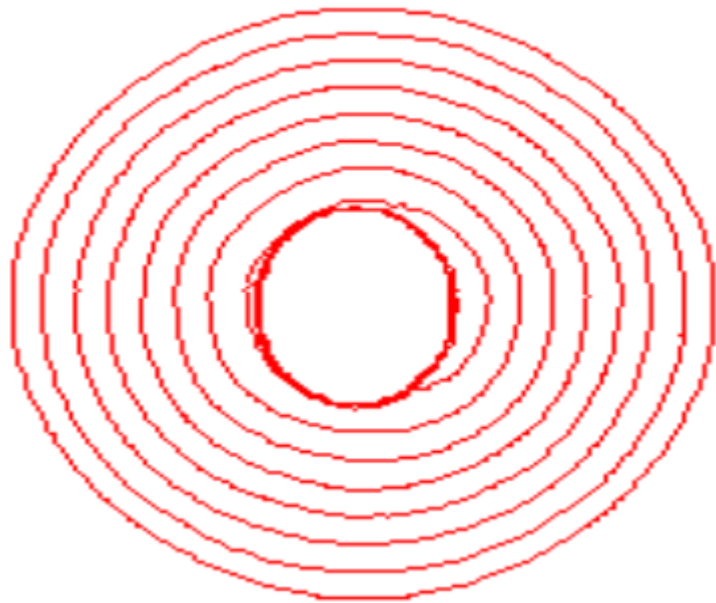
ME = 误分像素数 / 目标像素数， S_A 为实际分割的区域， S_B 为正确分割的目标区域，则ME可写为：

$$ME = \frac{\text{Area } S_A \cup S_B - \text{Area } S_A \cap S_B}{\text{Area } S_B}$$

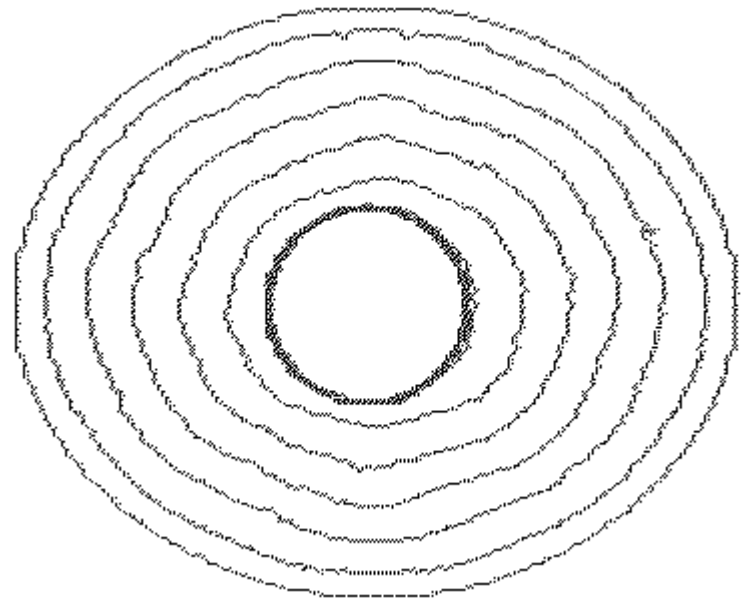
❖ 水平集方法

在1988年，Osher 和Sethian最先提出了水平集的概念，它主要被用于解决遵循热力学方程下的火苗的外形变化过程。水平集方法的主要思想是将移动变形的曲线(面)作为零水平集嵌入到更高一维的函数中，由封闭超曲面的演化方程可以得到函数的演化方程，而嵌入的封闭曲线(面)总是保持为函数在零水平截面上的点集，最终只要获得演化函数在零水平截面上点集的位置，即可得到移动变形曲线(面)的演化结果。

主要工作



(e) (a) 扩散率约束的曲线演化轨迹



(f) (b) 扩散率约束的曲线演化轨迹

迹

❖ 测地活动轮廓 (GAC) 模型

Caselles V、Kimmel R和Sapiro G于1997年提出了不含自由参数的测地活动轮廓 (Geodesic active contour, GAC) 模型。GAC模型的泛函表示如下

$$E(C) = \int_C g(C) ds + c \int_{\text{inside} C} g(x, y) dx dy$$

$$\frac{u}{t} = \text{div} \left(g \frac{u}{|u|} \right) + c g$$

- ❖ 改进后的曲线演化方程是：

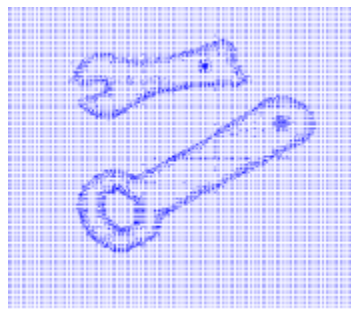
$$\frac{u}{t} = \operatorname{div} L(\cdot) u + \operatorname{div} g \frac{u}{|u|} - cg$$

- ❖ 通过引入扩散率归一化函数(参数 **$b=2$**), 在曲线演化过程中, 非线性热方程的正向和逆向扩散率是稳定的, 并且分别趋近于+1和-1, 使SDF的梯度模值始终被稳定准确的拉向1, 保持符号距离函数的特性, 提高了分割算法的准确性和效率。

主要工作



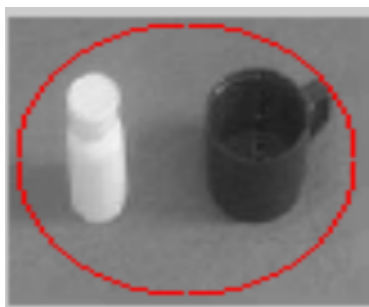
(a) 初始轮廓
(d) 分割结果



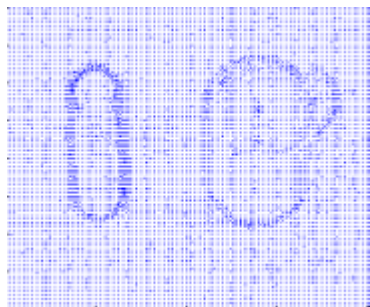
(b) 梯度场



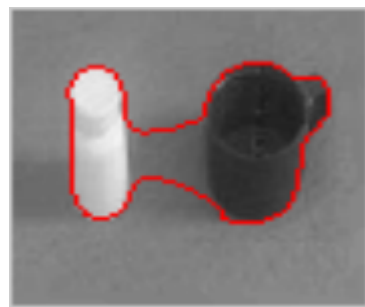
(c) 散度算子



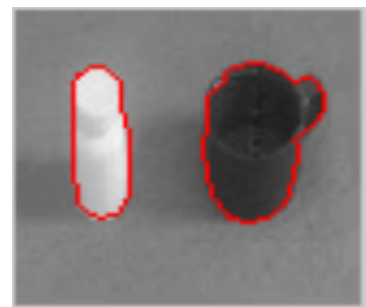
(a) 初始轮廓
(d) 210次迭代



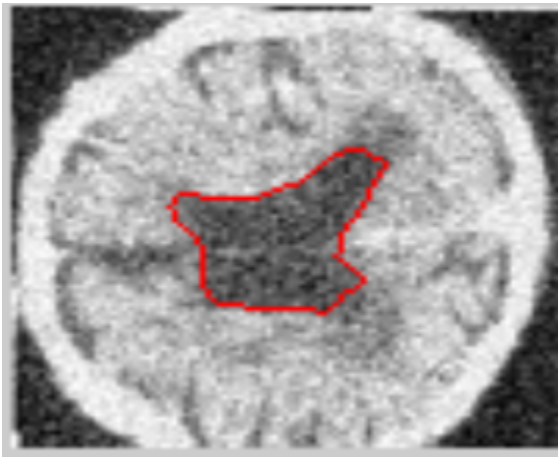
(b) 梯度场



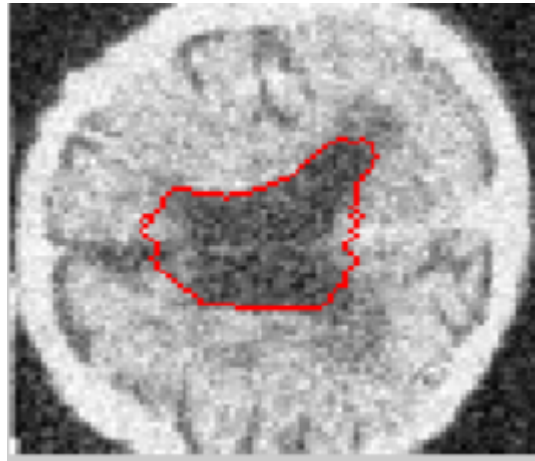
(c) 150次迭代



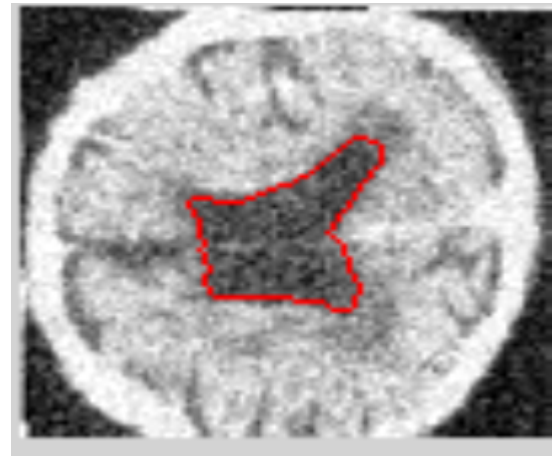
主要工作



传统GAC模型
方法



Li Chun-ming方法



改进

主要工作

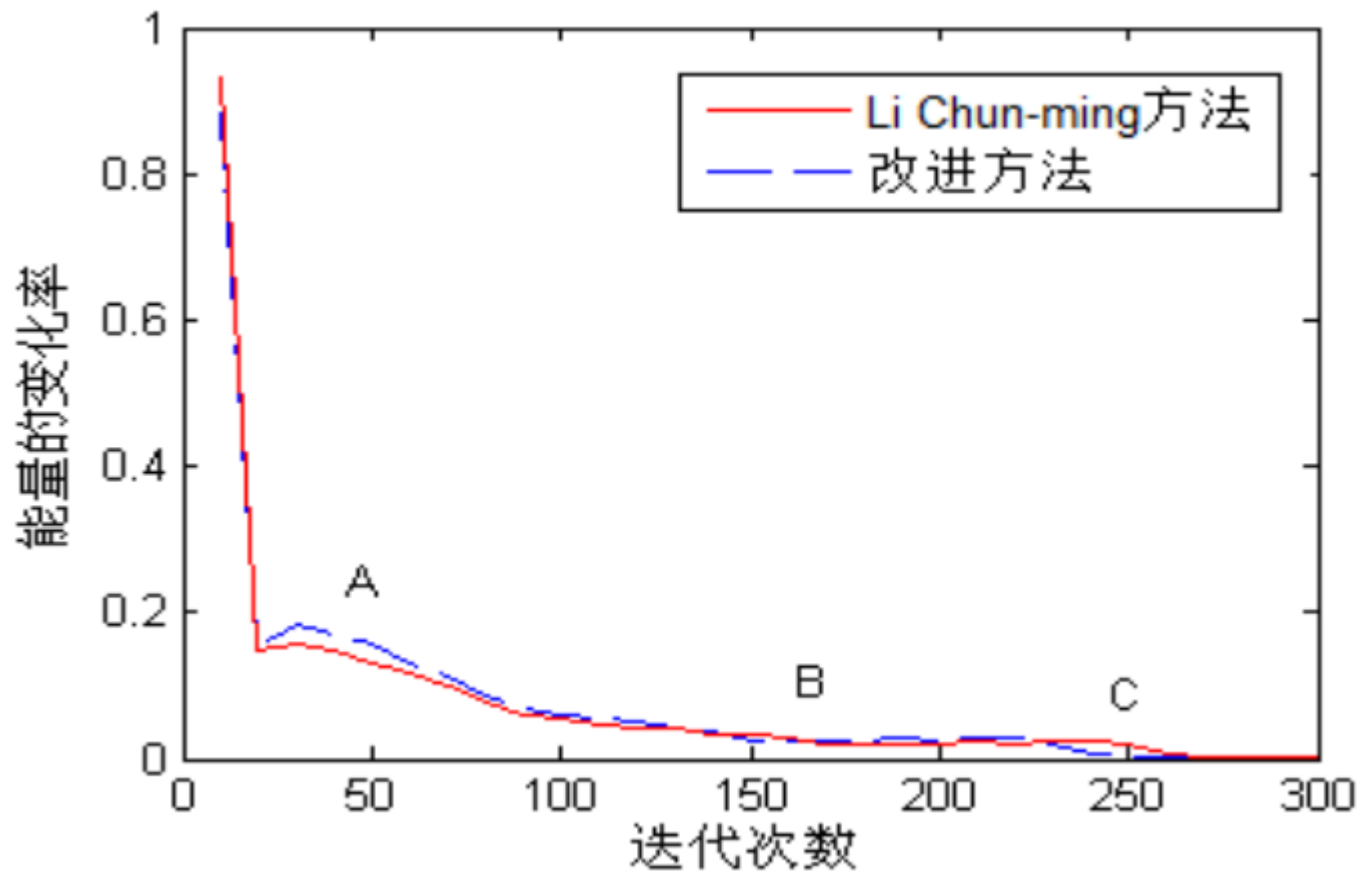
不同方法分割效率的比较

Efficiency comparison between the different methods

参数		μ	λ	c	τ	迭代次数(次)	分割时间 (s)
迎风方案	图 3	-	-	3.0	0.01	1700	26.53
Li 方法	图 4	0.04	5.0	3.0	5.0	650	-
		0.0001	1.0	0.5	8.0	380	9.28
本章方法	图 3	0.0001	1.0	0.4	5.0	240	7.54
	图 4	0.0001	1.0	0.5	8.0	210	4.49
	图 5	0.001	2.0	-0.4	10.0	130	4.13

注：本表中的实验数据是在 CPU:AMD3600+, RAM:2G 的硬件环境，WindowsXP 操作系统下 Matlab R2009a 运行所得

改进方法和Li Chunming方法比较



❖ 基于矢量场旋转不变的离散化水平集数值实现方法

- 水平集方法的实质就是求解一个随时间变化的偏微分方程，方程的求解过程就是曲线的演化过程；
- 数值计算之前要对演化方程进行离散化，运算速度快、分割精度高的离散化数值实现方法一直是算法追求的目标。
- 在基于水平集方法的曲线演化迭代方程中，数值实现过程会用到梯度和散度算子，其中散度算子是矢量场中的重要运算。

❖ 梯度算子

- ❖ 梯度的数值有时也被称为梯度模值，梯度的计算如式：

$$|\nabla u| = \sqrt{\left(\frac{\partial u}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial u}{\partial y}\right)^2}$$

$$\frac{M}{2}(M - Z)$$

- ❖ 它仅涉及四个邻点，因而只能在旋转角度的意义上保持其旋转不变性，为了使梯度模值具有更好的旋转不变性，本章采用

$$\left. \frac{\partial u}{\partial x} \right|_{ij} = \frac{u_{i,j-1} - u_{i,j+1}}{2} - \frac{1}{2} \frac{u_{i-1,j-1} - u_{i-1,j+1}}{2} - \frac{u_{i+1,j-1} - u_{i+1,j+1}}{2}$$

$$\left. \frac{\partial u}{\partial y} \right|_{ij} = \frac{u_{i-1,j} - u_{i+1,j}}{2} - \frac{1}{2} \frac{u_{i-1,j-1} - u_{i-1,j+1}}{2} - \frac{u_{i+1,j-1} - u_{i+1,j+1}}{2}$$

主要工作

- ❖ 但必须选取恰当权值，才能使梯度模值具有更好的旋转不变性。

/		/

	/	
	/	

—		—
/		/
—		—

—	/	—
—	/	—

❖ 散度算子

❖ 根据数学定义，散度也是旋转不变的，将它表示为

$$\operatorname{div} g \nabla u = \frac{\partial}{\partial x} g \frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial}{\partial y} g \frac{\partial u}{\partial y}$$

❖ 由于以上离散化格式只含有“主方向”的4个邻点，即完全忽略了对角线方向的4个邻点对散度在中心点的值的贡献。因此改进散度算子的离散化格式，即取“主方向”的4个邻点的贡献与对角线方向4个邻点的贡献的加权平均。利用“半点”离散化方法，可直接写出

主要工作

$$\operatorname{div} g \nabla u_{ij} = \frac{1}{2} \left(g_{i-1/2,j} u_{i-1,j} + g_{i+1/2,j} u_{i+1,j} + g_{i,j-1/2} u_{i,j-1} + g_{i,j+1/2} u_{i,j+1} \right) - \left(g_{i-1/2,j} + g_{i+1/2,j} + g_{i,j-1/2} + g_{i,j+1/2} \right) u_{ij}$$

- ❖ 不过由于目前所讨论的散度算子中含有变量 g ，在有限差分近似中，它在8个“半点”位置上的取值可以是任意变化的，因此企图通过选定一个参数，使在旋转角为 $\frac{\pi}{4}$ 的条件下，散度值保持不变，是不可能的。但可以合理地选定参数。

❖ C-V模型

- ❖ 在C-V模型中，一个闭合曲线 C 将图像域划分为图像的内部和外部两个部分，使得闭合曲线 C 的内部和外部恰好能反映出对象与背景之间平均灰度值的差别。闭合曲线 C 就可以看成是对象的轮廓，其能量泛函如式

$$E(c_1, c_2, C) = \int_C \alpha ds + \int_{\Omega_1} (I - c_1)^2 dx dy + \int_{\Omega_2} (I - c_2)^2 dx dy$$

主要工作



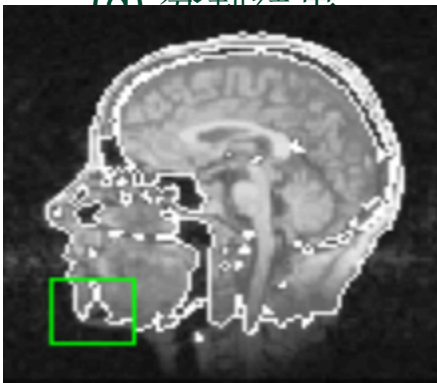
(a) 原始图像



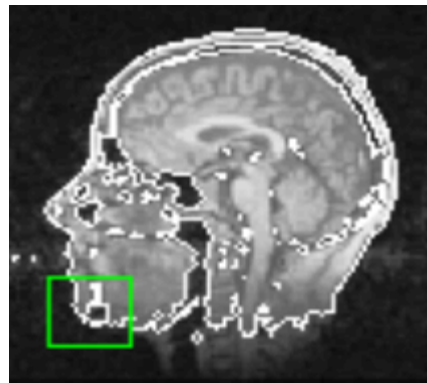
(b) 散度算子



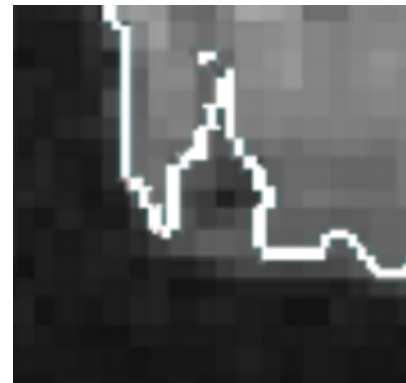
(c) 初始轮廓



(e) C-V模型分割结果的局部放大



(f) 改进方法分割结果

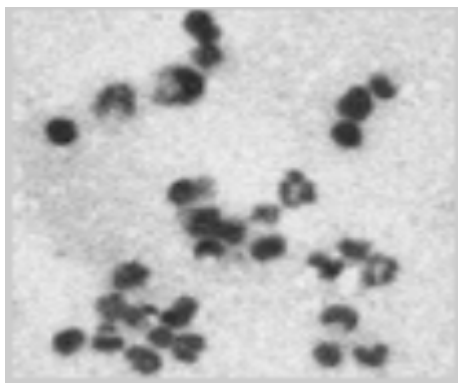


(g) (e)的局部放大

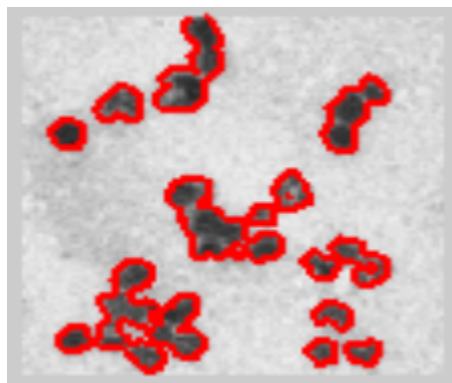


(h) (f)

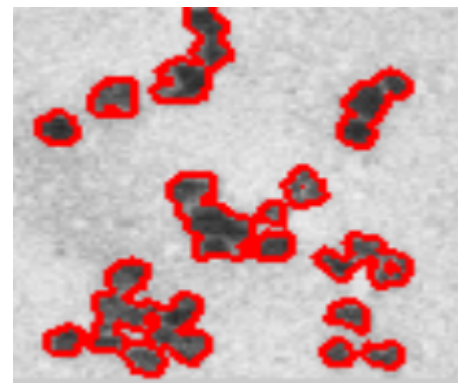
主要工作



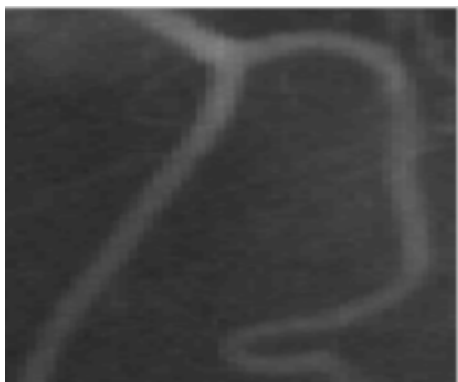
(a) 细胞图像
本章方法分割结果



(b) Li 方法的分割结果



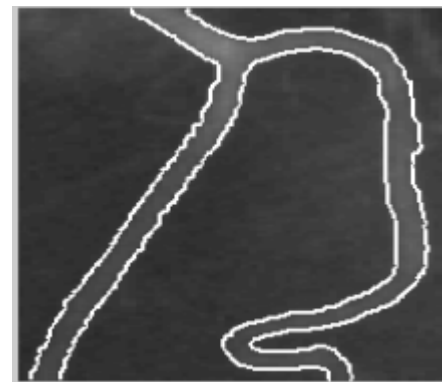
(c) 本



(d) 血管图像
本章方法分割结果



(e) Li方法分割结果



(f)

主要工作

不同分割方法效率的比较

Comparison between the different methods

测试对象 分割方法	迭代次数(次)		分割时间(s)	
	图 4.7(a)	图 4.8(a)	图 4.7(a)	图 4.8(a)
传统 C-V 模型	≥ 4200	≥ 2000	25.7158	11.6133
Li Chunming 方法	≥ 2300	≥ 1200	30.7809	13.5536
本文改进方法	≥ 1300	≥ 800	17.0351	8.2874

注：本表中的实验数据是在 CPU:AMD3600+,RAM:2G 的硬件环境，WindowXP 操作系统下 Matlab R2009a 运行所得。

主要工作



传统C-V方法
本章方法

Li Chunming 方法

❖ 融合边缘和区域信息的IAC模型

$$E(c_1, c_2, C) = \int_C g_{vector} ds = \int_1^n \frac{1}{n} \int_1^i (I^i - c^i)^2 dx dy$$

$$= \int_1^n \frac{1}{n} \int_2^i (I^i - c^i)^2 dx dy$$

■ 采用变分水平集方法

$$E(c_1, c_2, u) = \int_C (u) g_{vector} |u| = \int_1^n \frac{1}{n} \int_1^i (I^i - c^i)^2 H(u) dx dy$$

$$= \int_1^n \frac{1}{n} \int_2^i (I^i - c^i)^2 [1 - H(u)] dx dy$$

主要工作



(a) 原始图像

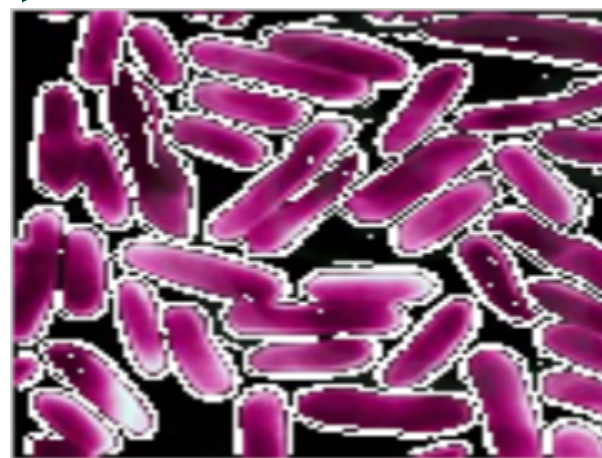


(b) C-V模型分

割结果



(c) GAC模型分割结果



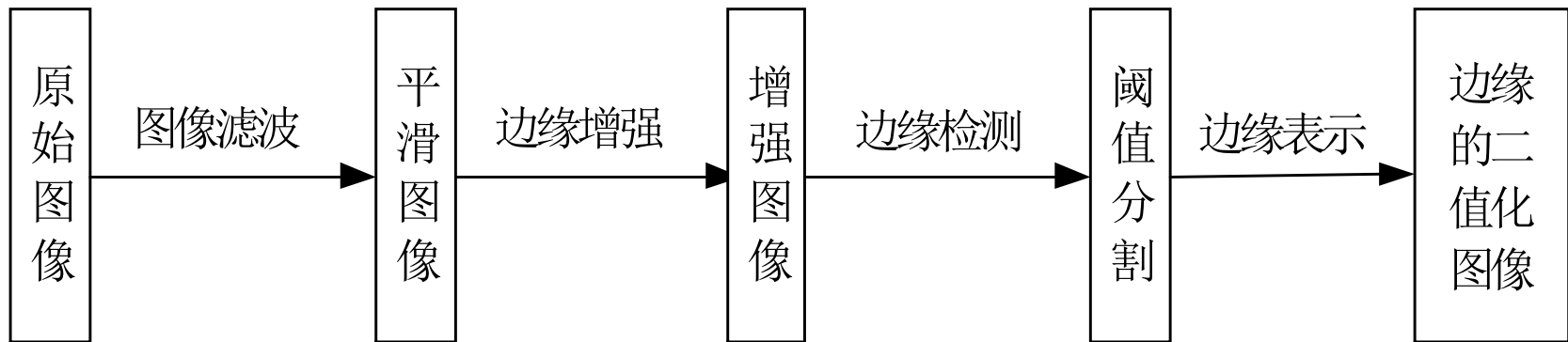
(d) 改进方法分

割结果

❖ 基于小波分析的水平集图像分割

- 本文研究了小波变换的多分辨率分析理论。利用不同尺度下可以提取目标边缘不同细节的特性，将小波模极大值方法应用于图像分割。
- 与传统的边缘检测算子进行比较，小波分析方法可以准确的提取出图像的边界区域，对噪声有很好的鲁棒性。通过小波分析和GAC模型的结合，提出了一种基于小波分析和GAC模型的图像分割方法。

主要工作



边缘检测算法的基本步骤

图像 $f(x, y)$

小波变换函数为

$$W_{2^j}^1 f(x, y) = \frac{1}{2^j} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \psi\left(\frac{x-x_0}{2^j}\right) dx$$
$$W_{2^j}^2 f(x, y) = \frac{1}{2^j} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \psi\left(\frac{y-y_0}{2^j}\right) dy$$

主要工作

- ❖ 如果选择小波函数为平滑函数的一阶导数，则由小波变换的绝对值的极大值点（即模极大值点）可以检测到信号的突变点（奇异点）。二维小波变换的模极大值点对应于图像的突变点，边缘点是图像的一类突变点，因而，可以通过检测小波变换的模极大值点来确定图像的边缘。
- ❖ 由于小波变换位于各个尺度上，每个尺度上的小波变换都提供了一定的边缘信息，故称之为多尺度边缘。图像梯度的模值和幅角分别为

$$M_{2^j} f(x, y) = \sqrt{\left| W_{2^j}^1 f(x, y) \right|^2 + \left| W_{2^j}^2 f(x, y) \right|^2}$$

$$A_{2^j} f(x, y) = \operatorname{tg}^{-1} \frac{\left| W_{2^j}^2 f(x, y) \right|}{\left| W_{2^j}^1 f(x, y) \right|}$$

主要工作



(a) 原图像
(d) Prewitt算子



(b) Canny算子



(c) Log算子



(e) Robert算子
(h) 小波方法



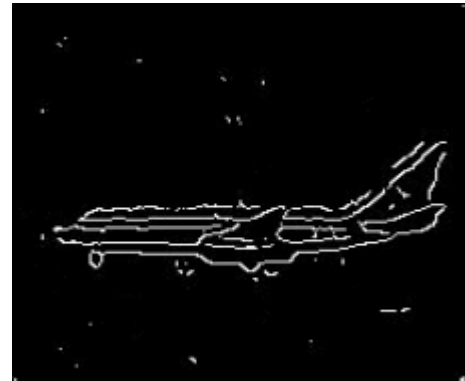
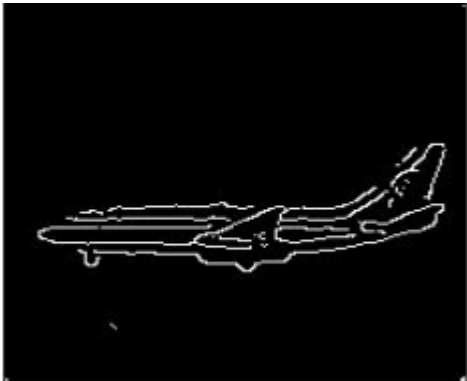
(f) Sobel算子



(g) Laplacian算子

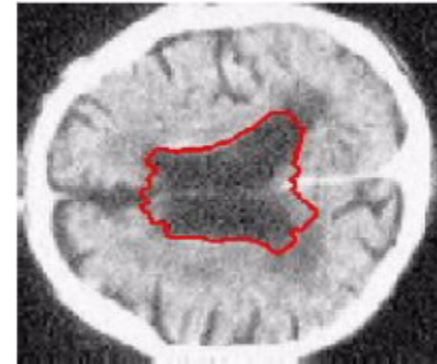
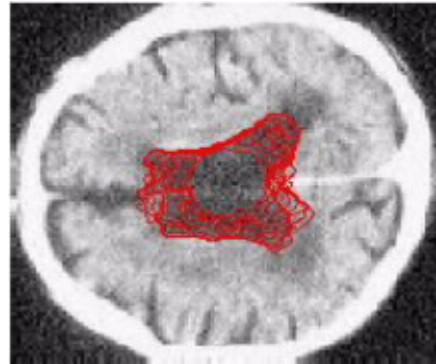
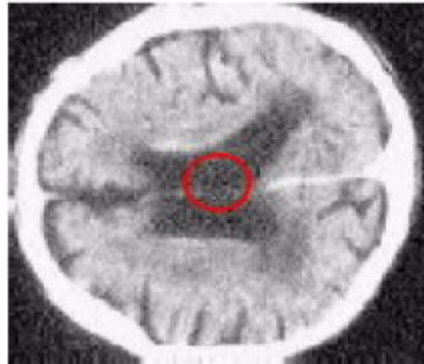


主要工作

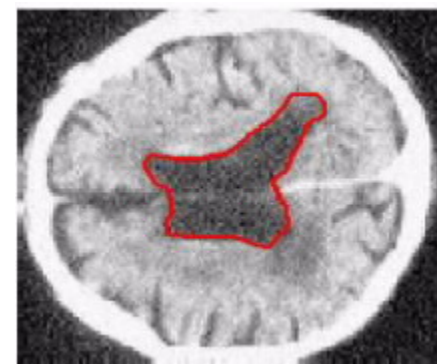
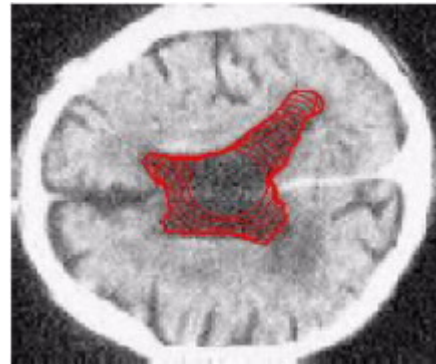
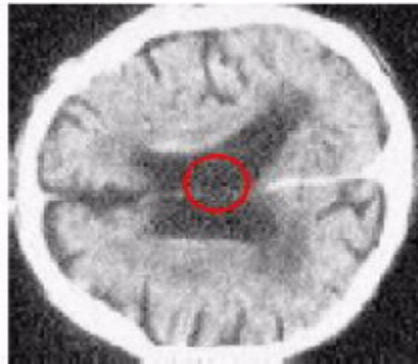


小波方法

主要工作

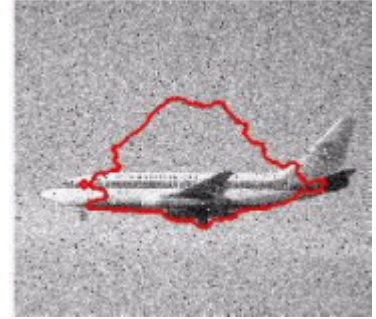
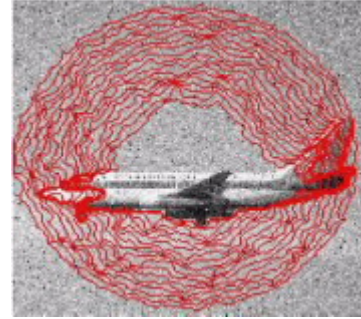


GAC模型的分割过程和结果

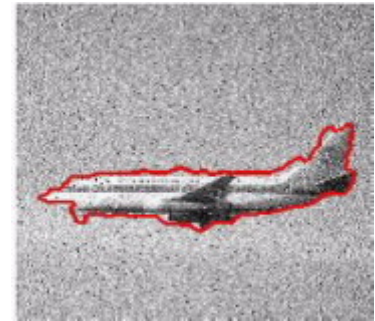
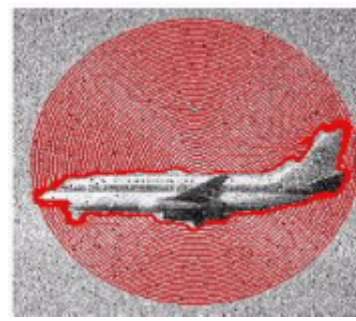


小波方法分割过程和结果

主要工作



GAC模型的分割过程和结果



小波方法分割过程和结果

❖ 基于先验形状的水平集生物特征分割技术

- 在计算机科学技术应用领域，通过分析和测量人体的生理或行为特征实现正确识别用户身份的生物特征识别技术已经成为研究的热点。
- 与传统的身份识别方法相比，生物特征识别技术具有安全可靠、不易遗忘、防伪性能好、不易被盗、随身“携带”和随时随地可用等优点。
- 生物识别技术可广泛用于政府、军队、银行、社会福利保障、电子商务、安全防务。
- 目前用于身份识别的生物特征主要包括指纹、虹膜、人脸、语音、掌纹、手形、视网膜、耳形、签名、步态等，生物特征识别准确的基础和关键是被识别目标的分割定位。

主要工作

❖ 基于先验形状信息的变分水平集分割模型
增加基于先验形状的能量泛函表达式：

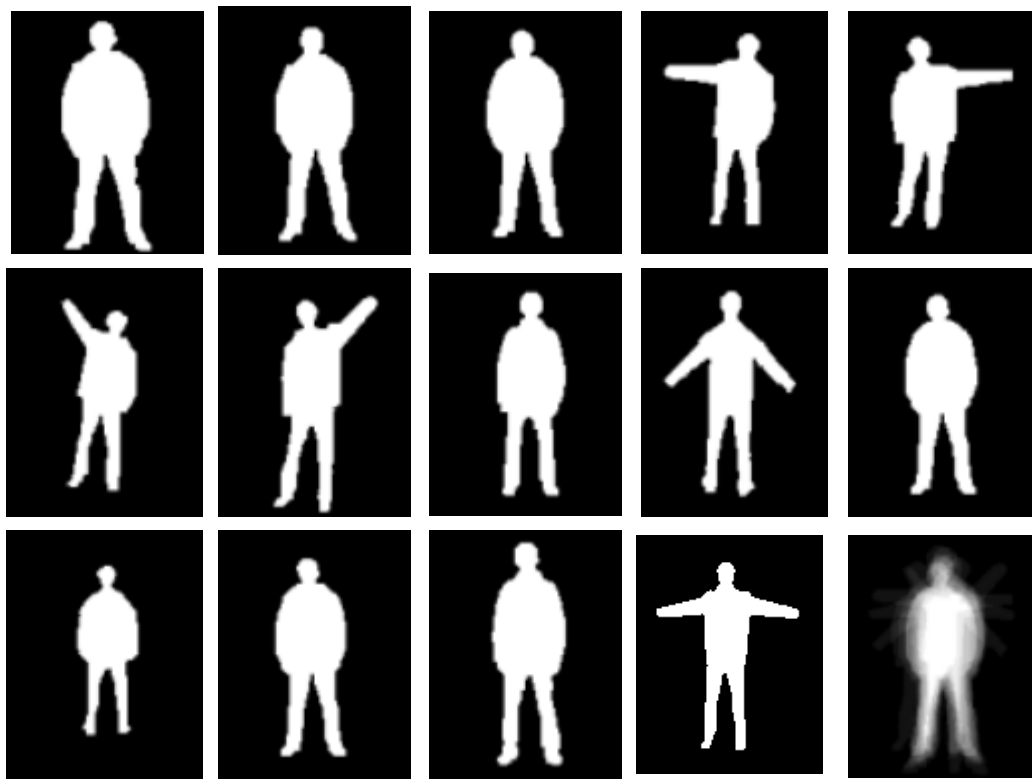
$$E(u) = E + E_e + E_R + E_S$$

可定义如下能量泛函：

$$E(u) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} |u - 1|^2 dx dy + \int_{\Omega} g |u| dx dy + \int_{\Omega} H(u) dx dy + \int_{\Omega} H(u - k) |X - u_G|^2 dx dy$$

主要工作

- ❖ 本文从100幅具有代表性的人体图像中分割出人体的形状，组成了先验形状的初始训练集，为了说明训练集的建立过程，选取包含训练集中14幅图片的一个训练子集，将子集中14幅人体的样本进行二值化处理，结果如图



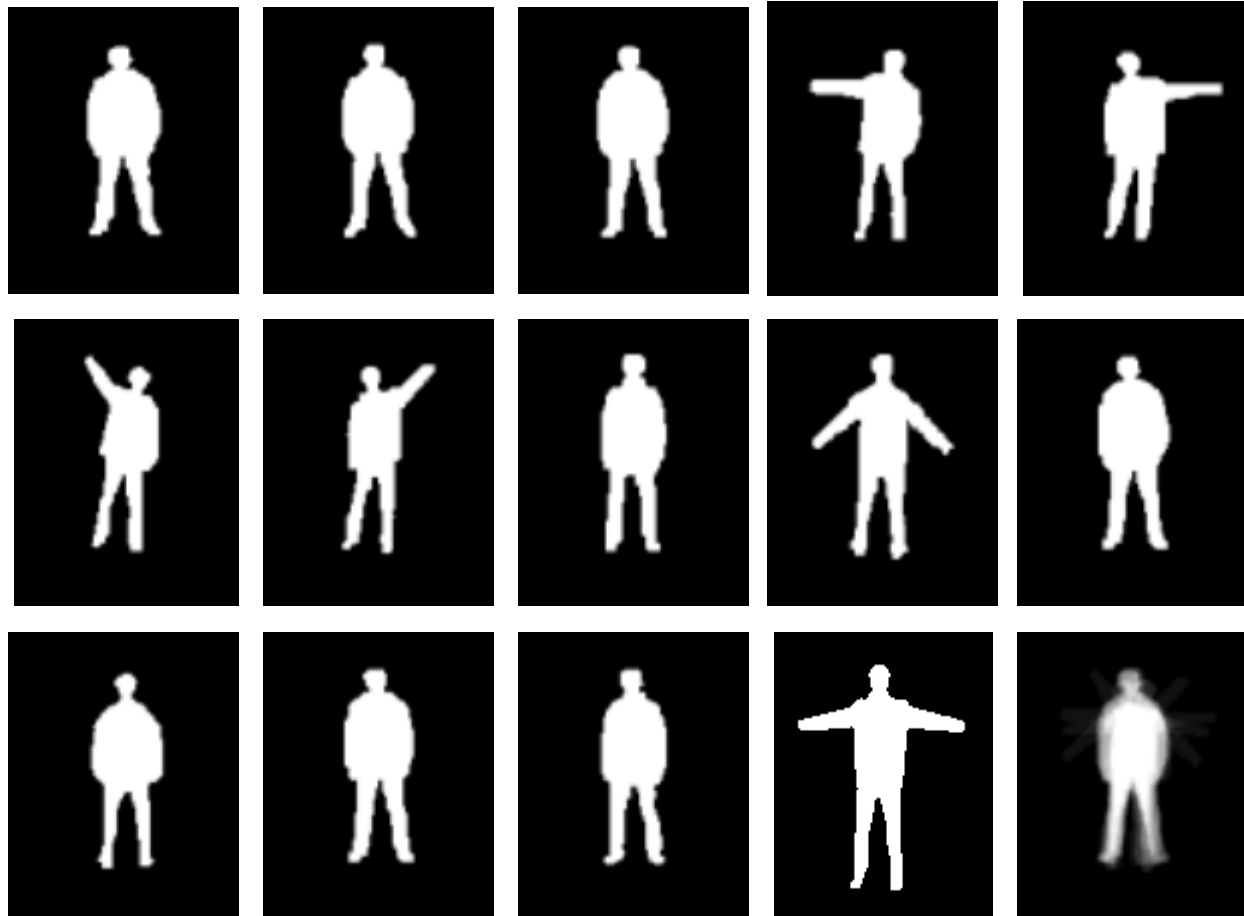
主要工作

- ❖ 二值图像的配准操作分为三部分：平移、缩放和旋转。



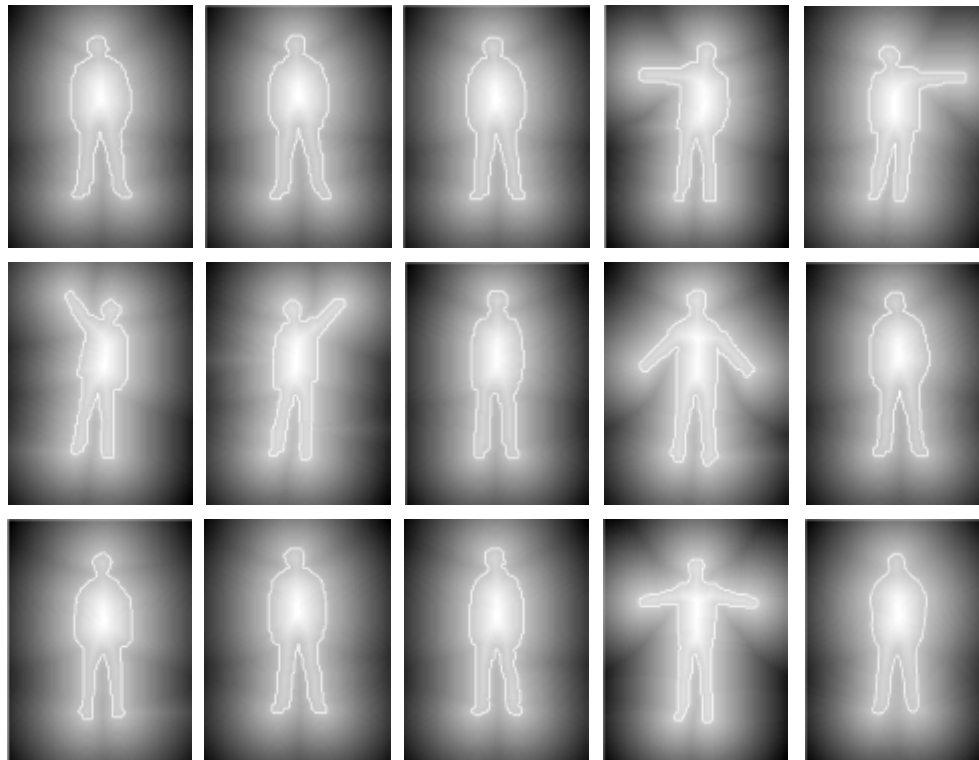
人体轮廓平移图像

主要工作



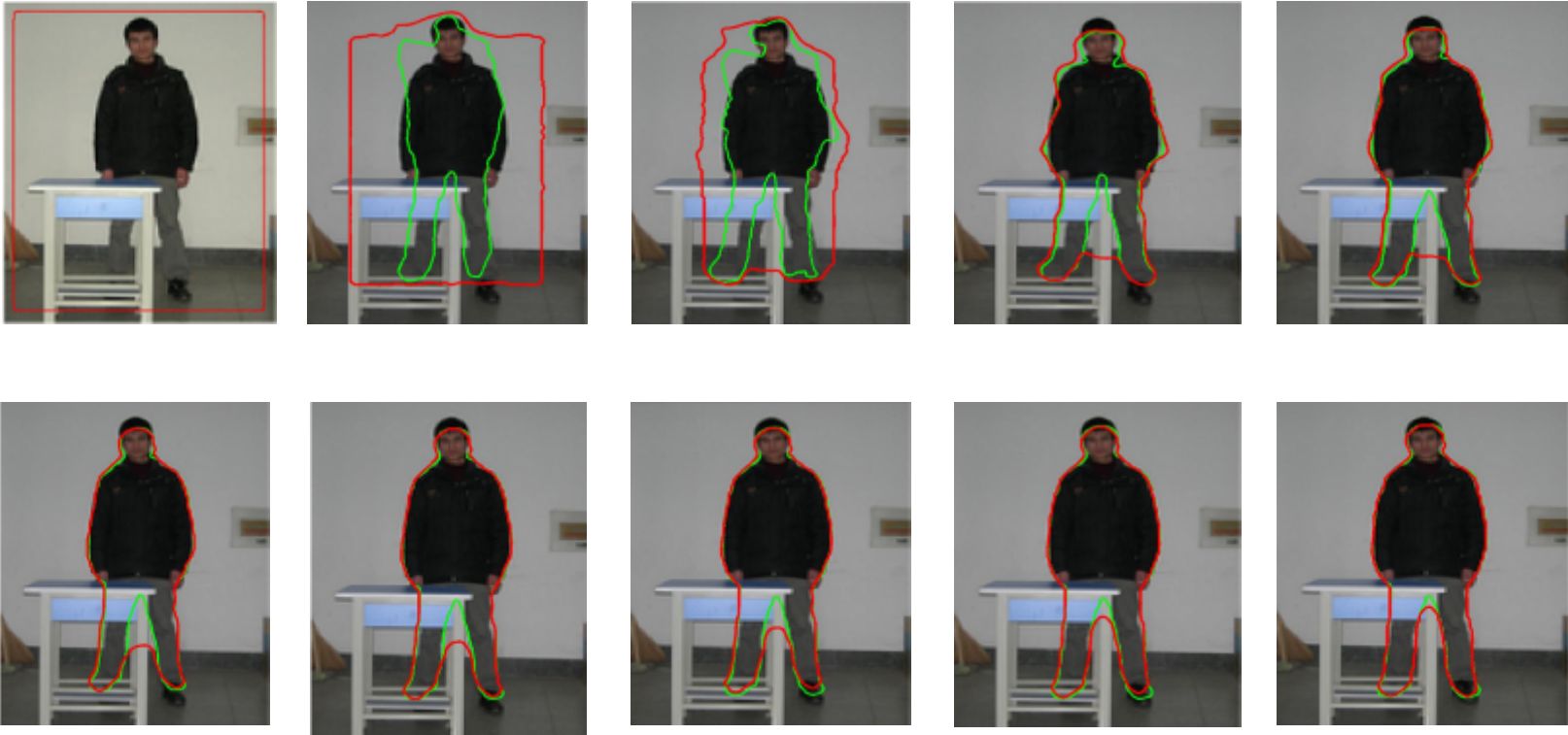
人体轮廓平移、缩放图像

- ❖ 最终样本训练集中各目标的轮廓线的符号距离函数的零水平集表达，即训练样本的轮廓线。



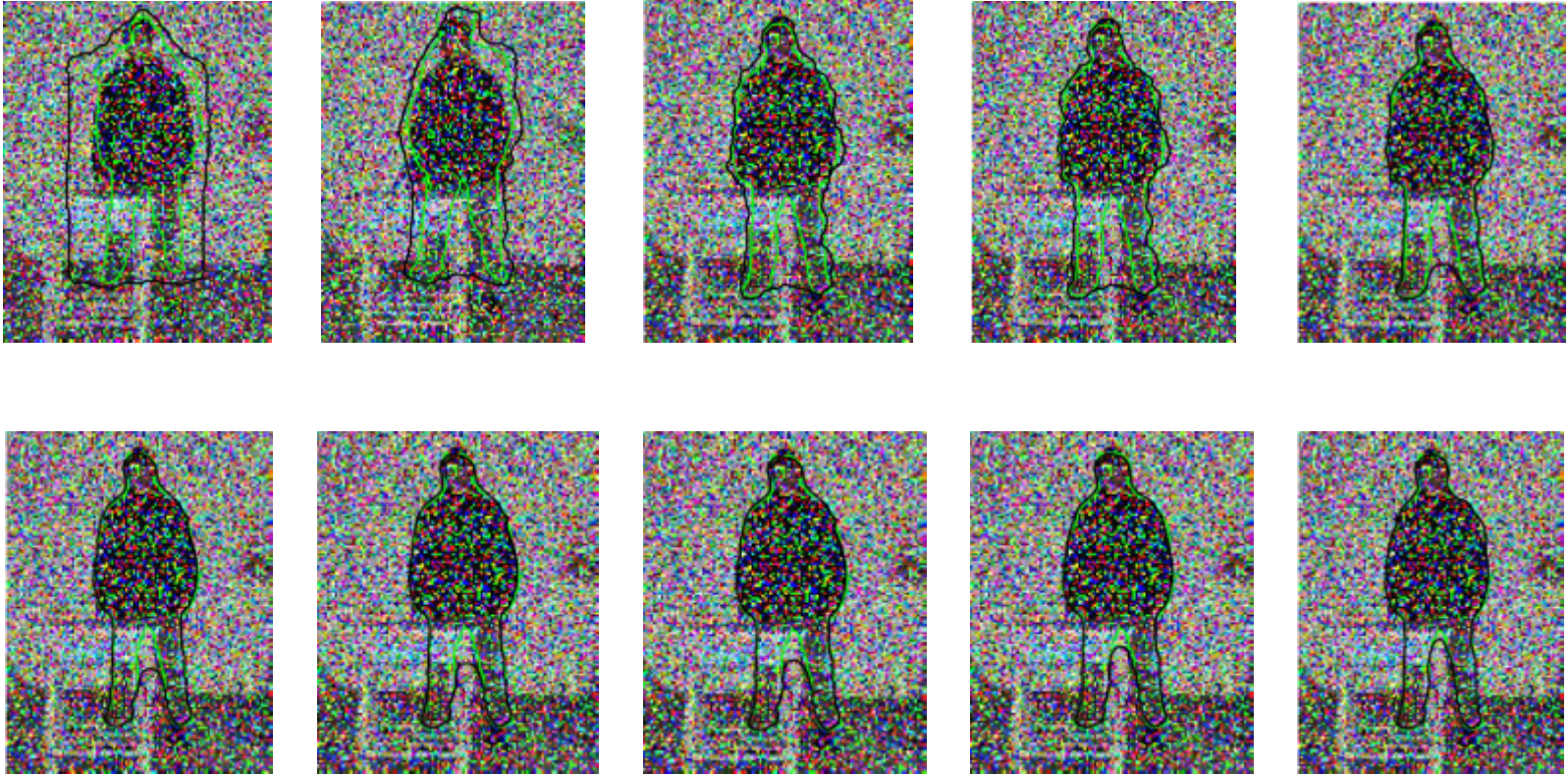
人体轮廓的水平集表达

主要工作



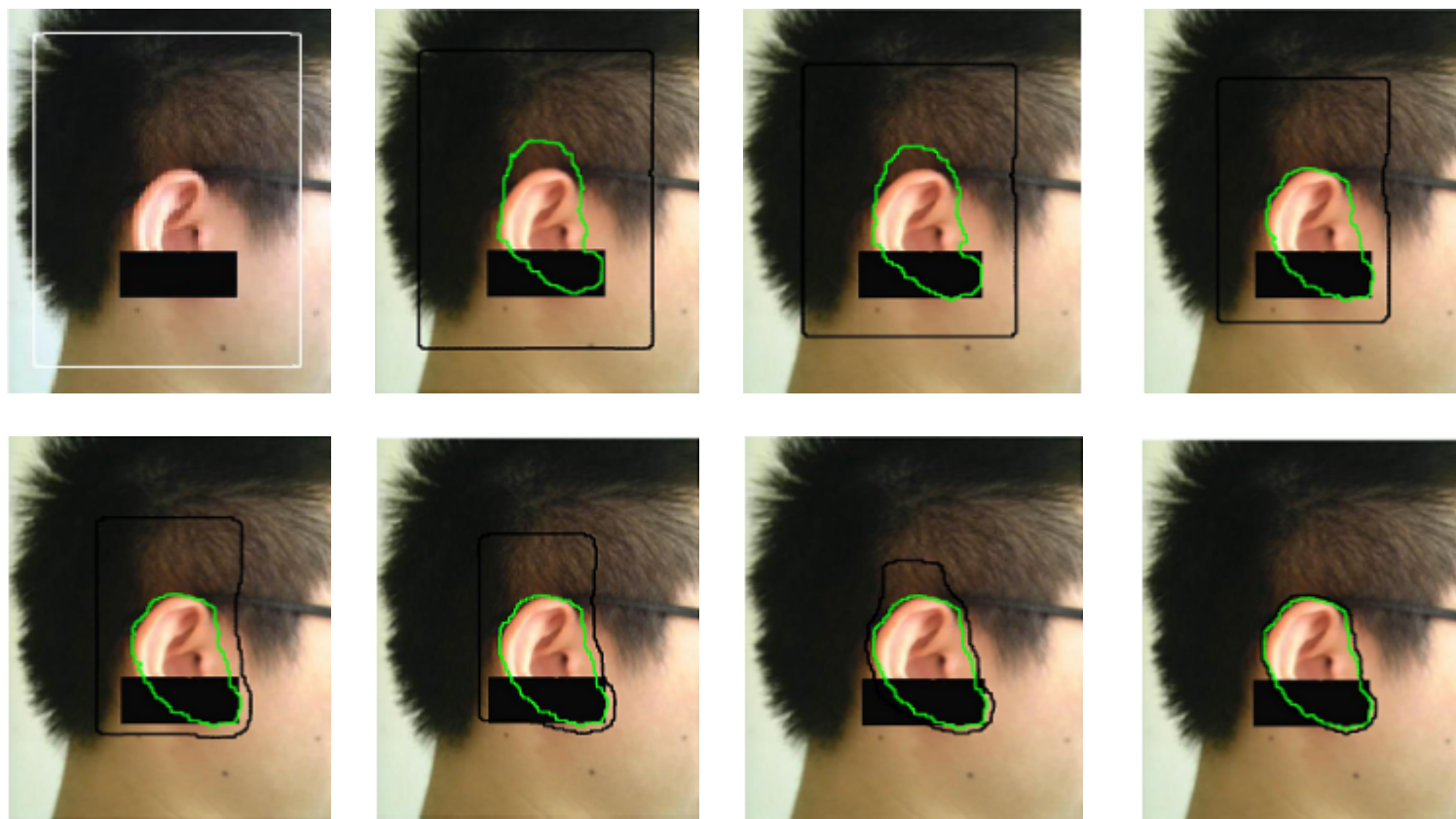
基于先验形状的有遮挡人体图像分割的过程和结果

主要工作



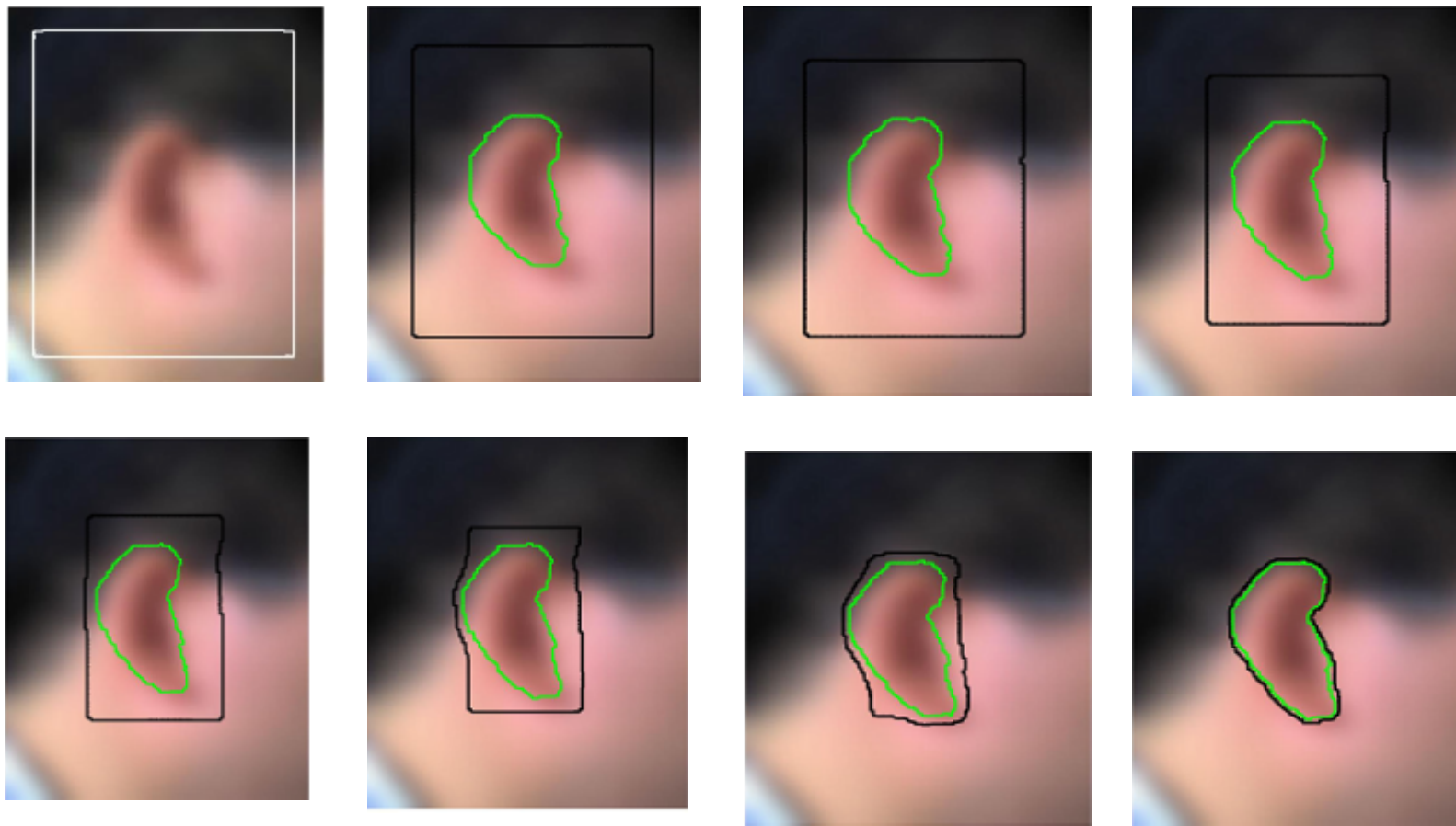
基于先验形状的有遮挡、有噪声的人体轮廓分割的过程和结果

主要工作



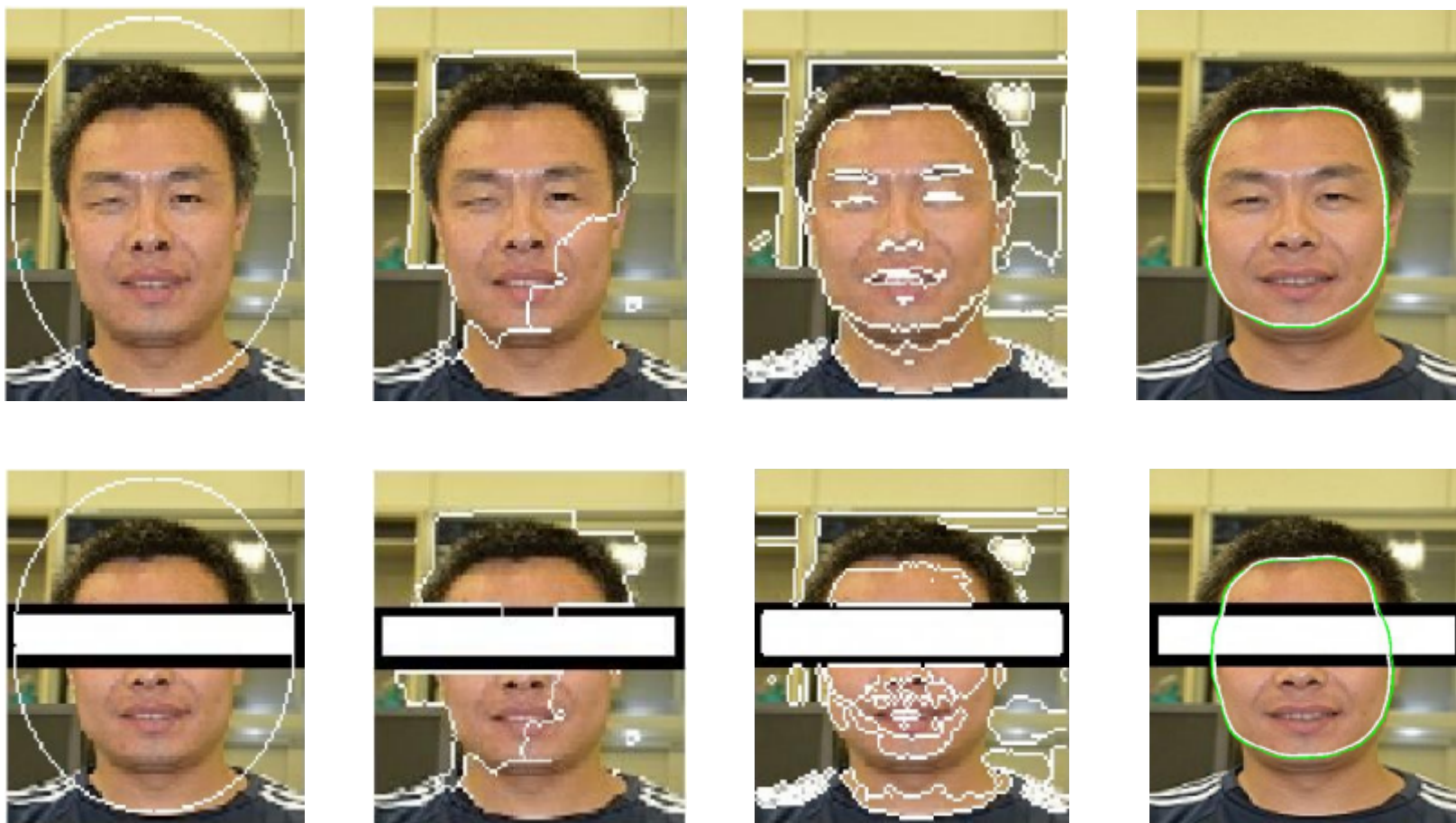
基于先验形状的有遮挡人耳图像分割的过程和结果

主要工作



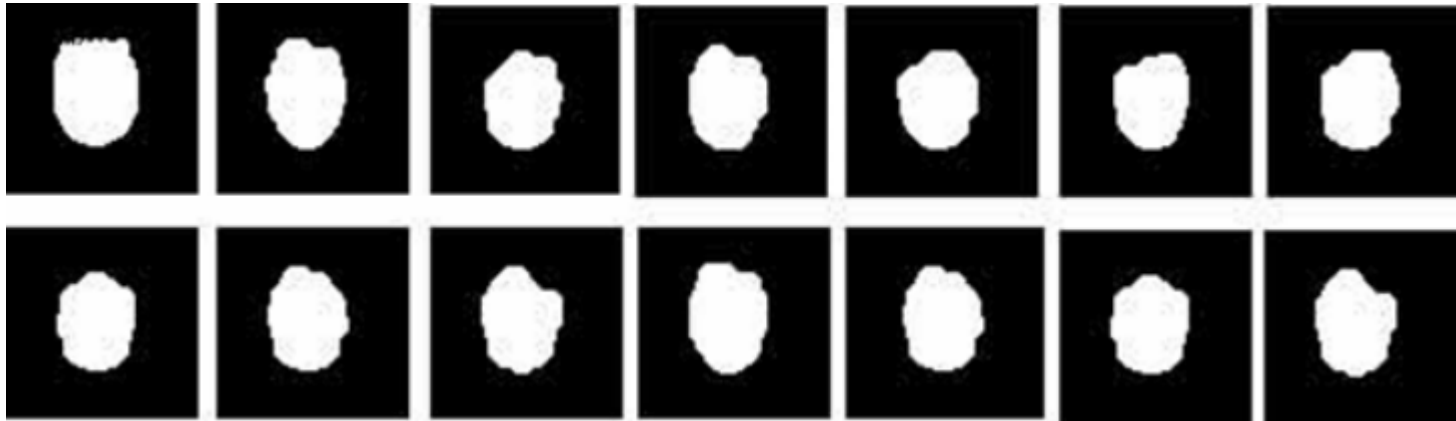
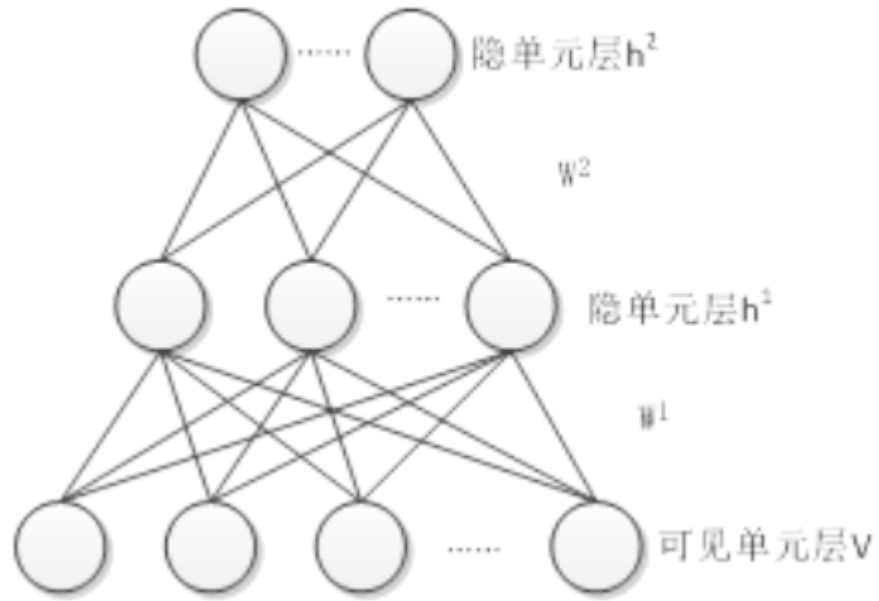
基于先验形状的模糊人耳图像分割的过程和结果

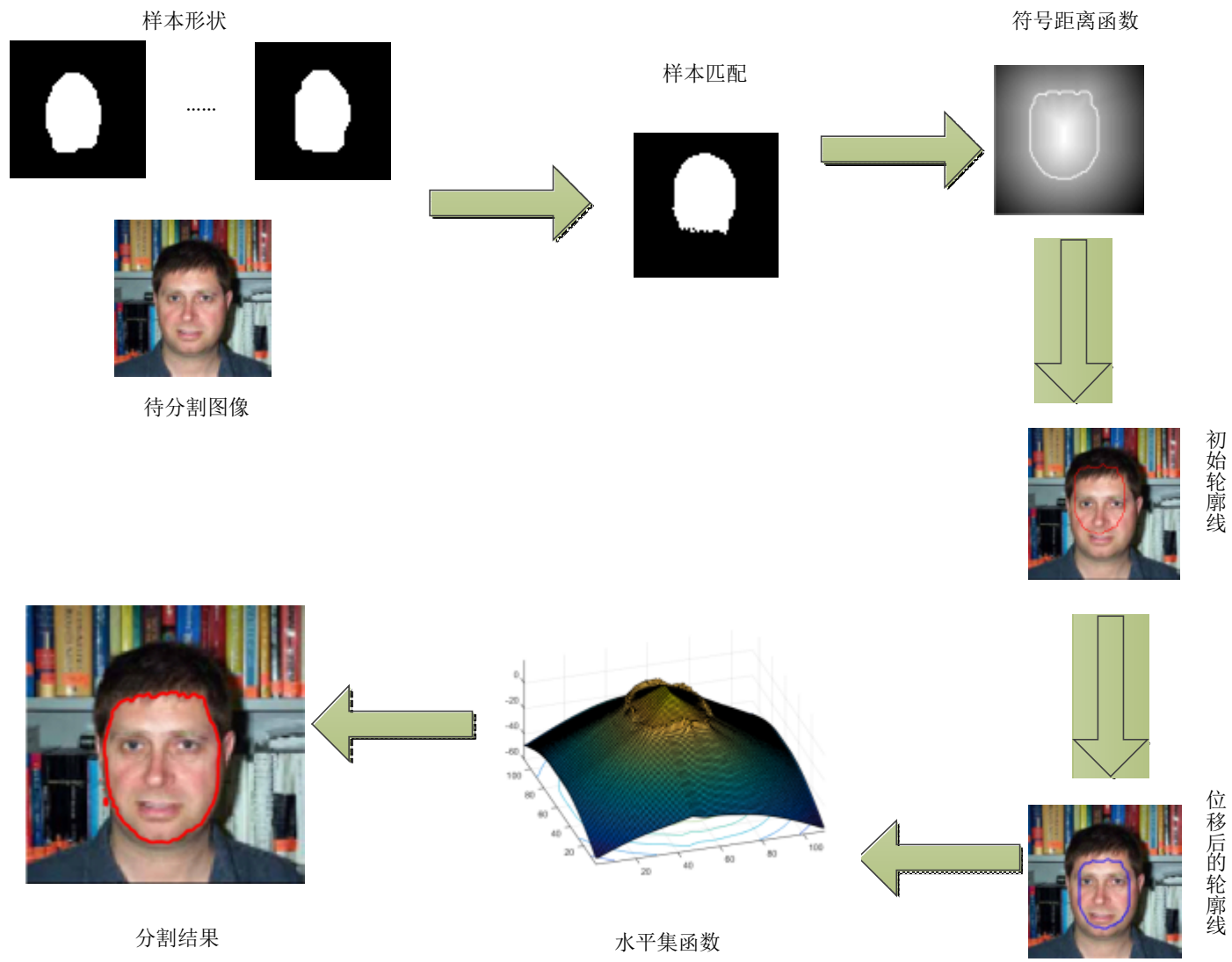
主要工作

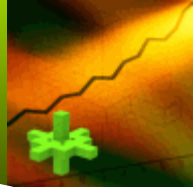


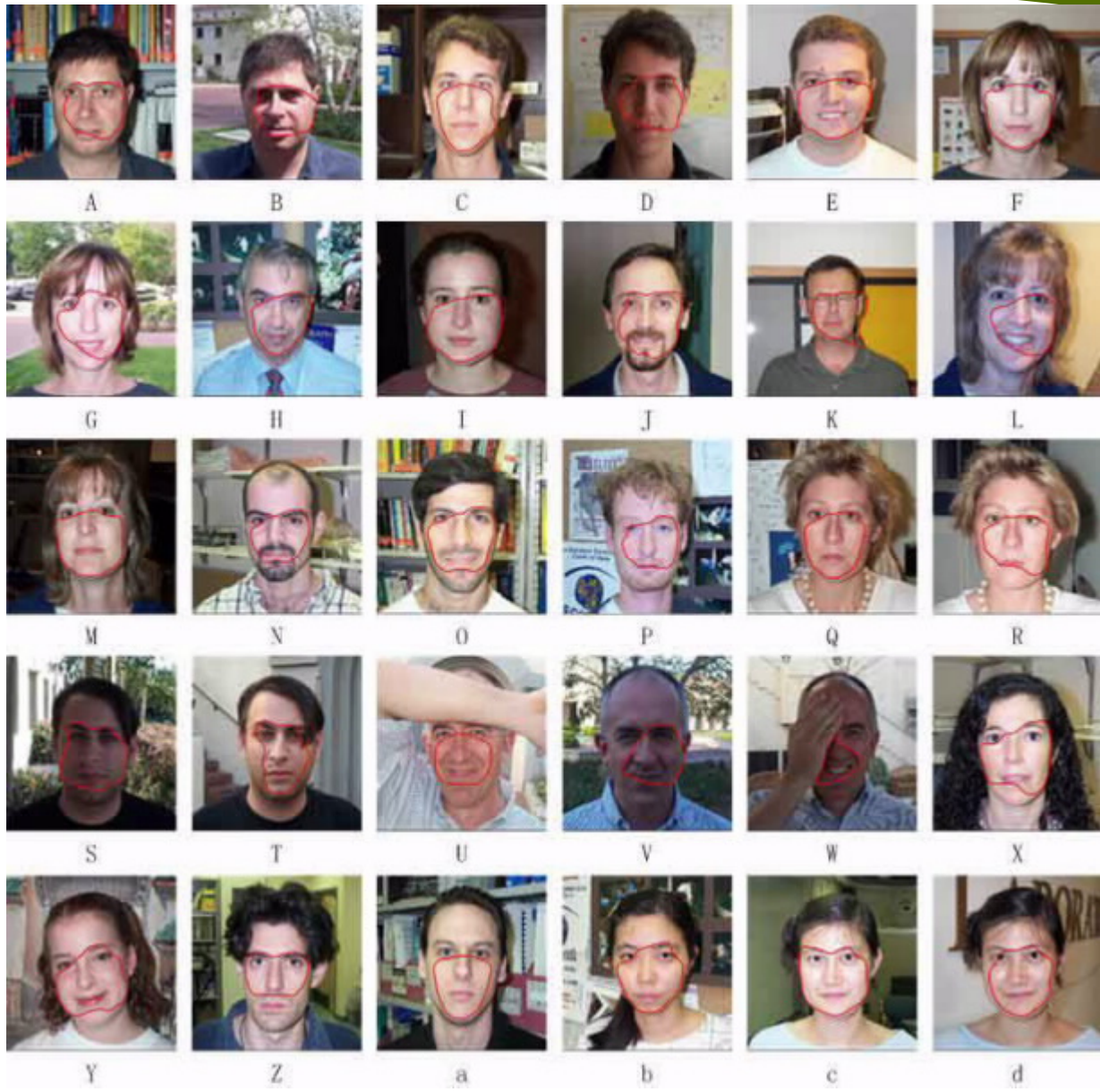
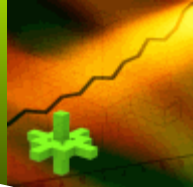
C-V方法、GAC方法和本章方法分割结果比较

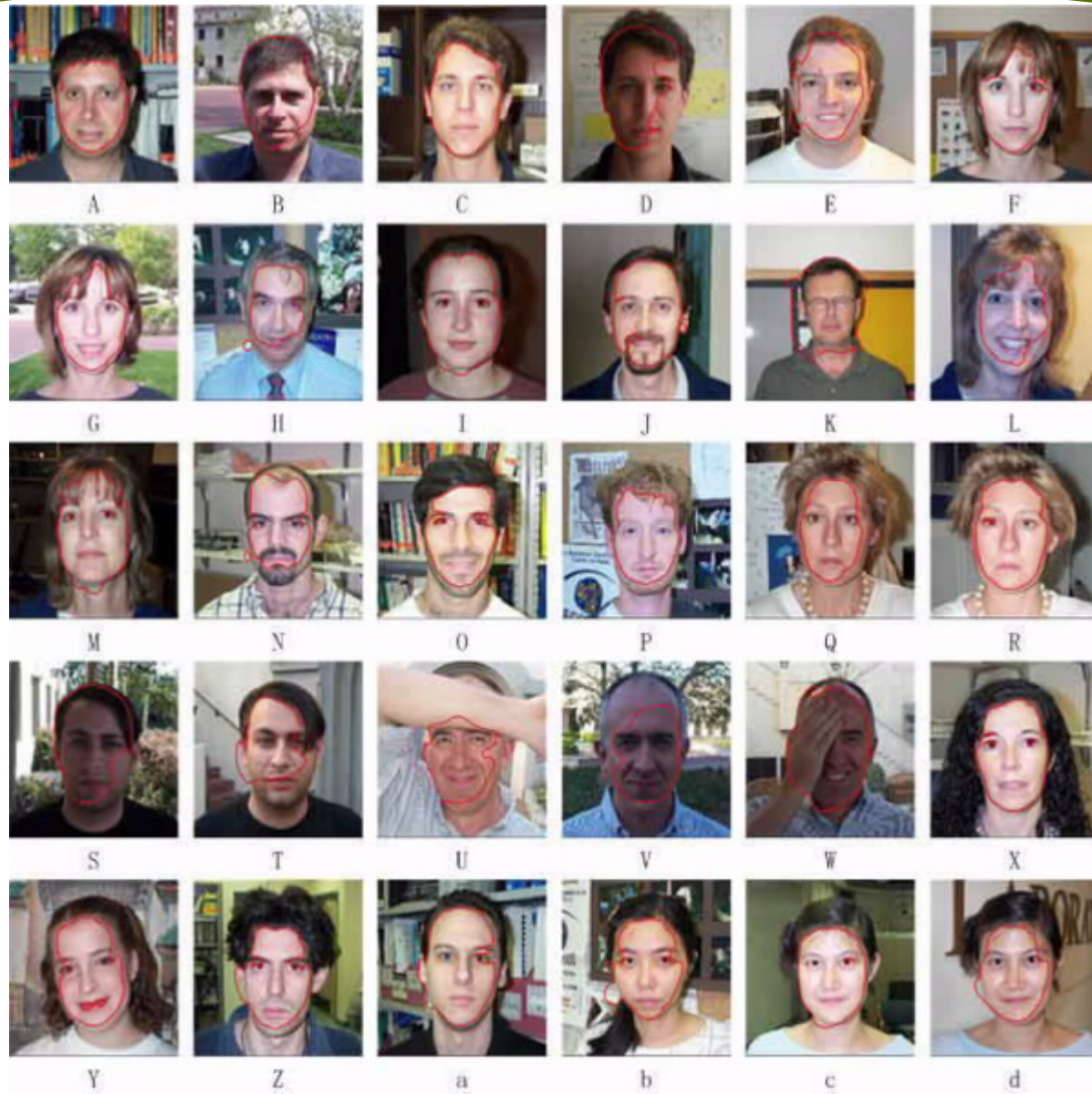
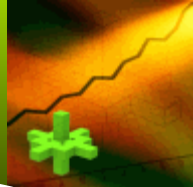
基于深度玻尔兹曼机的先验形状人脸分割

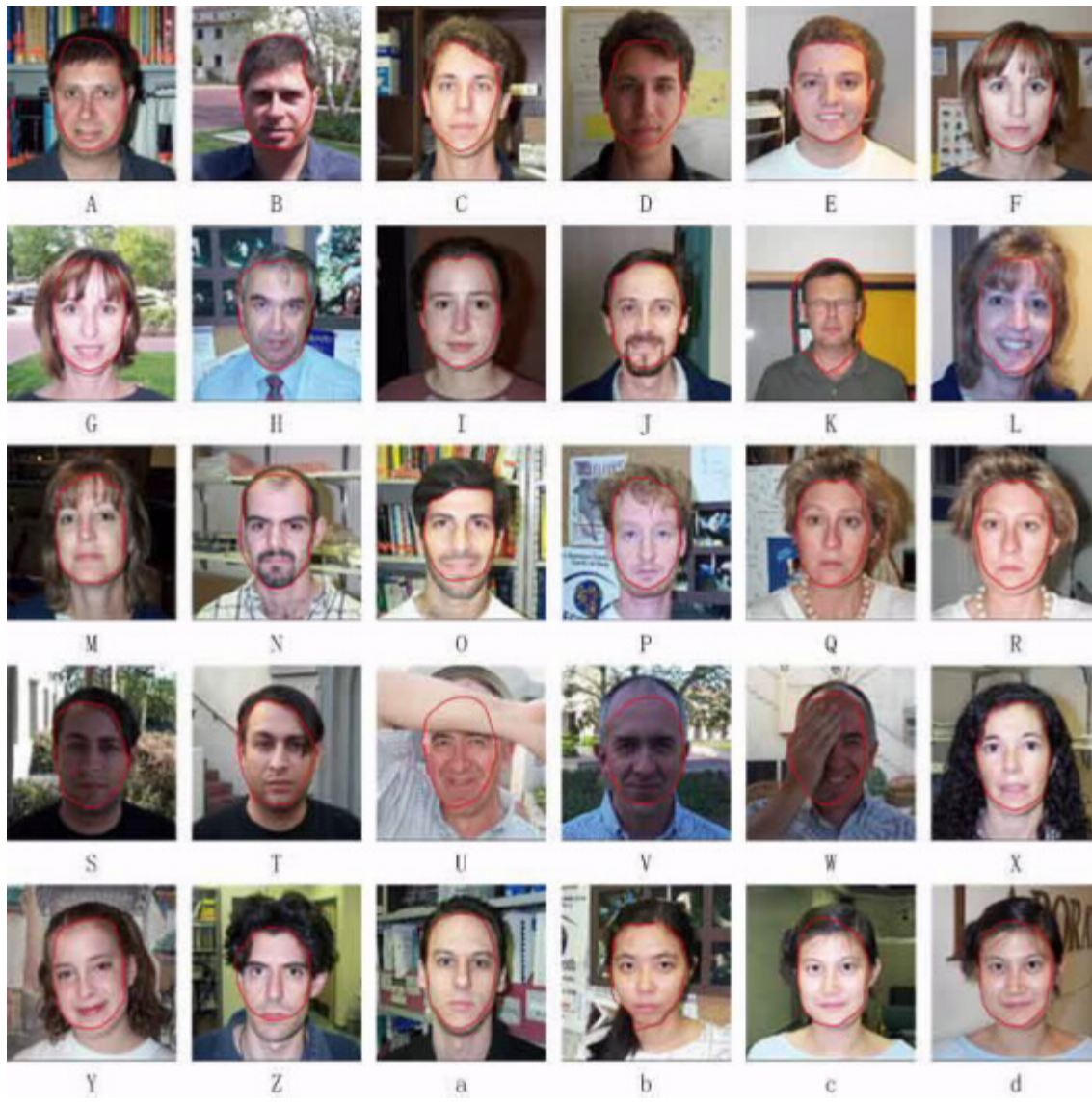
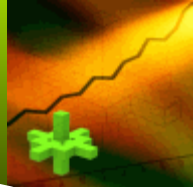


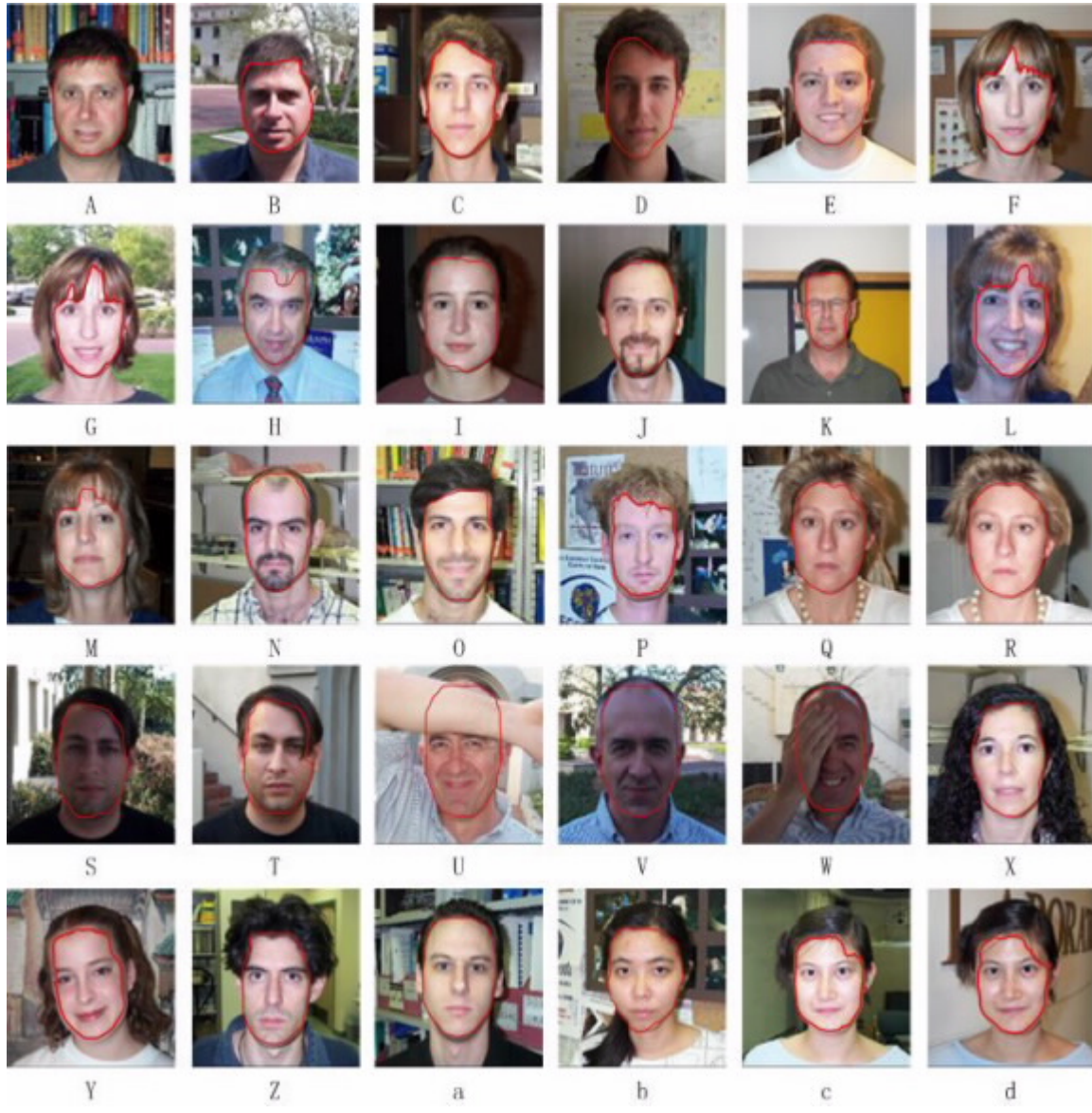
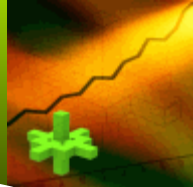










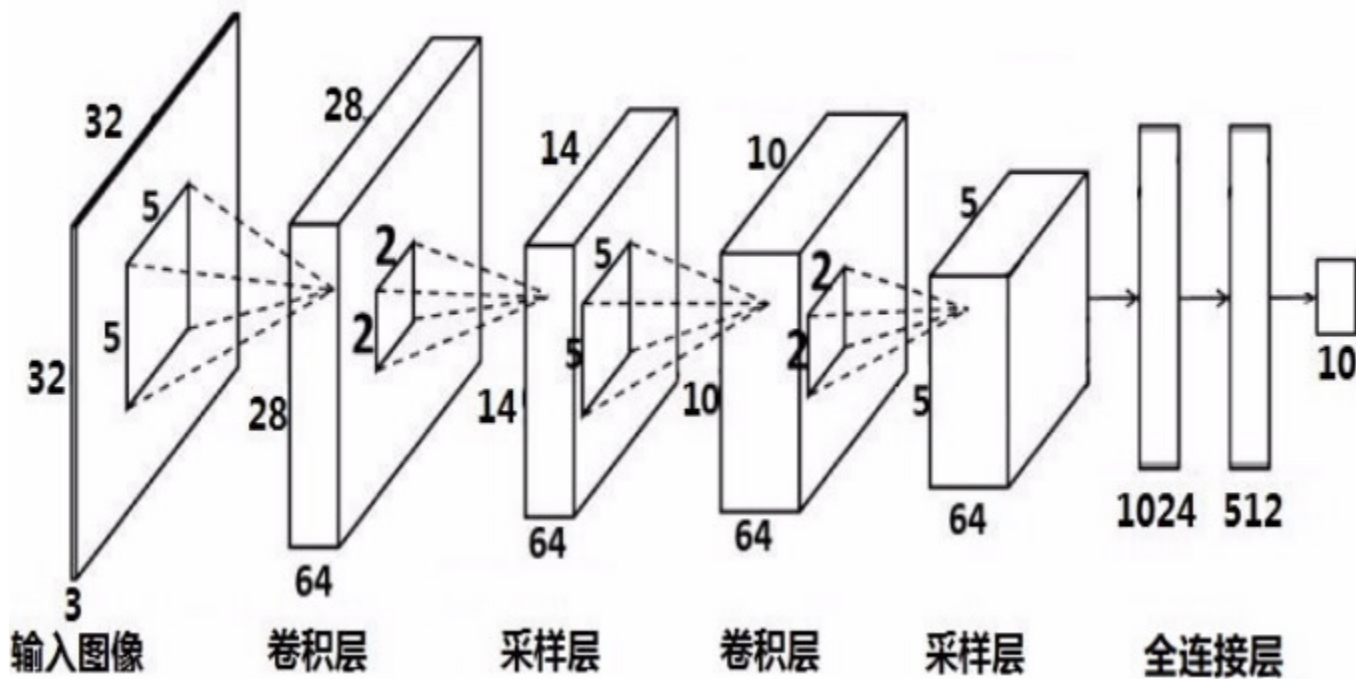


❖ 基于基于深度学习的人脸分割

- **深度学习理论的提出：**与传统模式识别相比，深度学习最大的不同在于它是从大数据中自动学习特征，而非采用手工设计的特征模型。在过去的几十年模式识别的各种应用中，手工设计处于统治地位，它主要依靠设计者的经验知识，很难利用大数据的优势；由于依赖手工调整参数，特征的设计中只允许出现少量参数。深度学习的优势则显而易见，大数据中可以包含成千上万的参数，用来训练深度学习的数据越多，深度学习算法的鲁棒性、泛化能力越强。

主要工作

本文采用卷积神经网络对人脸图像进行训练，卷积神经网络实际就是在传统的神经网络中增加了卷积操作。尤其针对图像的特征的提取表现出了非常好的性能。卷积神经网络一般包括卷积层、池化层、全连接层和softmax分类层。



Caffe是一个清晰、高效的深度学习框架

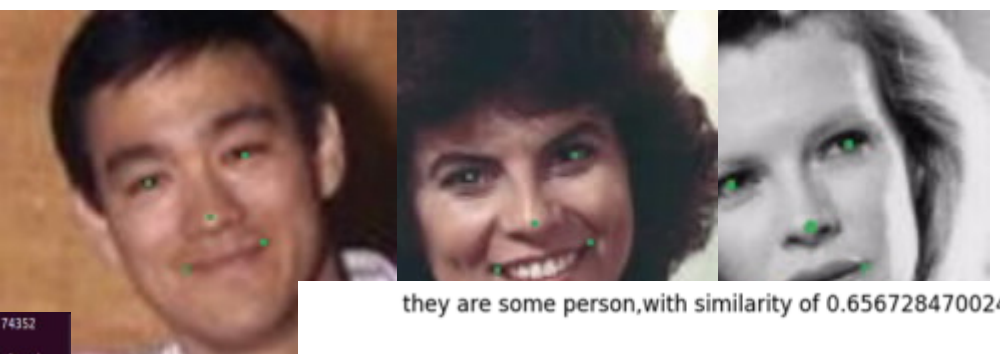
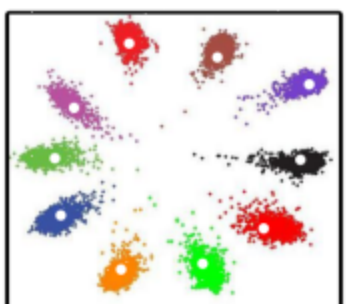
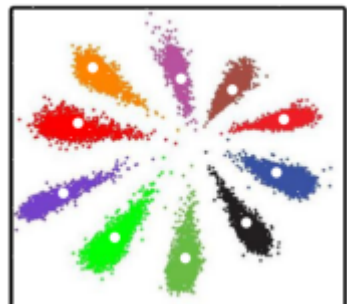
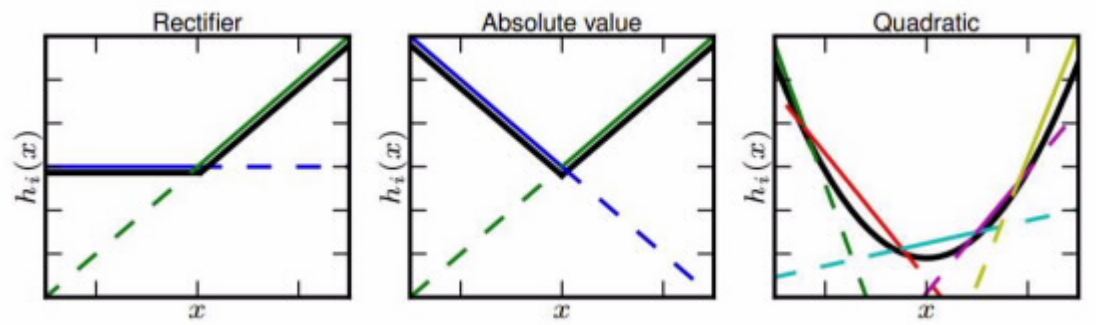
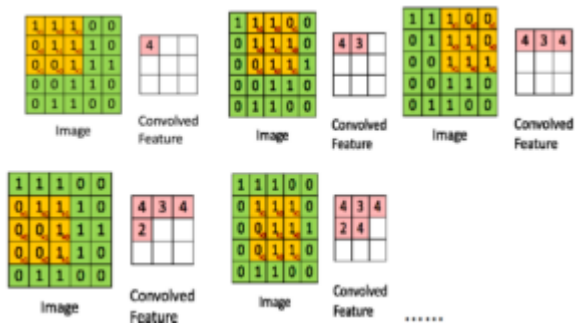
- ❖ **Caffe**是一个清晰、高效的深度学习框架，它是开源的，核心语言是C++，它支持命令行、Python和MATLAB接口，既可以在GPU上运行也可以在CPU上运行。
- ❖ **Caffe**是其作者贾杨清在2013年下半年利用空闲时间实现的。起初纯粹是一个业余的项目，但是在2013年12月开源之后，由于其高效、简洁、最终成为了一个在深度学习领域有影响力的学习框架

- ❖ 人脸数据集是训练网络的根本，本篇论文选择李子青的CASIA-WebFace。该数据集其中人脸图片数量超50万，人数超1万，是一个非常适合训练人脸识别网络的数据库，但是如果把数据不经过处理直接应用到训练网络中，显然还是达不到我们识别精度的要求，因此需要对人脸数据进行预处理。人脸预处理操作包括人脸特征点检测、人脸对齐和人脸裁剪三个部分。

网络的配置文件

❖ zy_solver.prototxt: 该文件是网络的配置文件，主要配置就是网络训练的各种参数，详情见下表：

配置参数	参数值	描述
net	zy_train_test.prototxt	深度学习模型的网络结构文件
test_iter	9000	测试批次
test_interval	6000	测试间隔
base_lr	0.001	基础学习速率
momentum	0.9	学习的参数
weight_decay	0.0005	权重衰减
lr_policy	inv	基础学习率变化方式
gamma	0.00005	学习率变化的比率
power	0.75	lr_policy设置为inv后固定配置的一项
display	1000	每1000次迭代显示一次
max_iter	5000000	最大迭代次数
snapshot	100000	每迭代100000次，保存一次训练权值
snapshot_prefix	zy_train	设置保存训练权值的路径
solver_mode	GPU	选择使用CPU还是GPU运行

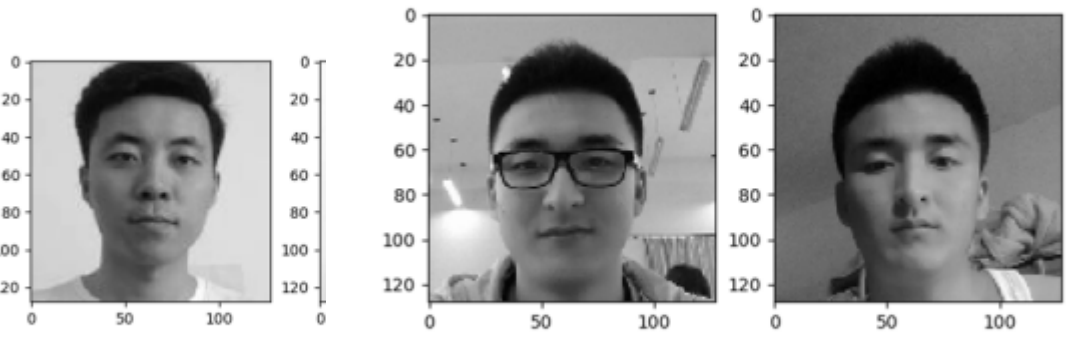


they are some person, with similarity of 0.656728470024

```

11:09 10:59:45.319418 7667 solver.cpp:218] Iteration 1087000 (25935.5 iter/s, 41.9117s/1000 iters), Loss = 6.74352
11:09 10:59:45.319710 7667 solver.cpp:237] Train net output #0: accuracy = 0.21875
11:09 10:59:45.319772 7667 solver.cpp:237] Train net output #1: center_loss = 55.4189 (* 0.001)
11:09 10:59:45.319784 7667 sgd_solver.cpp:105] Iteration 1087000, lr = 4.9279e-05
11:09 11:01:46.491290 7667 blocking_queue.cpp:49] Waiting for data
11:09 11:02:11.468873 7667 solver.cpp:218] Iteration 1088000 (6.04294 iter/s, 146.136s/1000 iters)
11:09 11:02:11.468945 7667 solver.cpp:237] Train net output #0: accuracy = 0.25
11:09 11:02:11.468963 7667 solver.cpp:237] Train net output #1: center_loss = 50.3827 (* 0.001)
11:09 11:02:11.468976 7667 sgd_solver.cpp:105] Iteration 1088000, lr = 4.92456e-05
11:09 11:04:37.812306 7667 solver.cpp:218] Iteration 1089000 (6.07142 iter/s, 145.53s/1000 iters)
11:09 11:04:37.812460 7667 solver.cpp:237] Train net output #0: accuracy = 0.25
11:09 11:04:37.812493 7667 solver.cpp:237] Train net output #1: center_loss = 52.8837 (* 0.001)
11:09 11:04:37.812506 7667 sgd_solver.cpp:105] Iteration 1089000, lr = 4.92123e-05
11:09 11:07:02.719734 7667 solver.cpp:218] Iteration 1090000 (6.06369 iter/s, 145.894s/1000 iters)
11:09 11:07:02.719874 7667 solver.cpp:237] Train net output #0: accuracy = 0.15625
11:09 11:07:02.719918 7667 solver.cpp:237] Train net output #1: center_loss = 58.7985 (* 0.001)
11:09 11:07:02.719940 7667 sgd_solver.cpp:105] Iteration 1090000, lr = 4.91791e-05
11:09 11:09:28.256947 7667 solver.cpp:218] Iteration 1091000 (6.07172 iter/s, 145.524s/1000 iters)
11:09 11:09:28.257127 7667 solver.cpp:237] Train net output #0: accuracy = 0.15625
11:09 11:09:28.257205 7667 solver.cpp:237] Train net output #1: center_loss = 61.2947 (* 0.001)
11:09 11:09:28.257218 7667 sgd_solver.cpp:105] Iteration 1091000, lr = 4.91459e-05
11:09 11:10:16.547251 7667 solver.cpp:330] Iteration 1091320, Testing net (#0)
11:09 11:12:42.145918 7676 data_layer.cpp:73] Restarting data prefetching from start.
11:09 11:12:42.188256 7667 solver.cpp:304] Test loss: 6.90237
11:09 11:12:42.188313 7667 solver.cpp:397] Test net output #0: accuracy = 0.215854
11:09 11:12:42.188345 7667 solver.cpp:397] Test net output #1: center_loss = 55.7351 (* 0.001)
  
```

they are not some person, with sim



主持参与的项目

编号	名称	分类	金额	时间
LJQ2014033	辽宁省高等学校 杰出青年学者成 长计划	辽宁省教育厅	6万	2014-2017
2017LNQN07	数字图像设备颜 色特征化的研究	辽宁省教育厅	3万	2017-2020
L2013119	面向复杂动态场景 的运动目标检测与 跟踪算法研究	辽宁省教育厅	3万	2013-2016
20170520248	基于水平集的牙 齿CBCT影像分割算 法研究	辽宁省科技厅	5万	2017-2019
20170540462	基于混合智能计算 方法的预测模型研 究及其应用	省自然科学基金	5万	2017-2020

近年期刊

论文题目	期刊	时间	检索
The Research on Level Set Segmentation Method Based on Kernel	International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition	2017	国际期刊
Multiphase Image Segmentation Based on Improved LBF Model	Intelligent Computing Theories and Application	2016	EI
Face Contour Segmentation Based on Prior Information and Level Set Method	International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition	2016	EI
The Method of Flotation Froth Image Segmentation Based on Threshold Level Set	Advances in Molecular Imaging	2015	国际期刊
Attribute Reduction for SIFT Local Descriptors Using PCA and CAIM	CISP-BEMI2014	2014	EI



请各位老师批评指导！

谢谢！