



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 101727657 A

(43) 申请公布日 2010.06.09

(21) 申请号 200810172236.8

(22) 申请日 2008.10.31

(71) 申请人 李德毅

地址 100840 北京市复兴路 20 号网管中心

申请人 秦昆

杜鹞

许凯

(72) 发明人 李德毅 秦昆 杜鹞 许凯

(74) 专利代理机构 北京元本知识产权代理事务
所 11308

代理人 秦力军

(51) Int. Cl.

G06T 5/00(2006.01)

G06T 7/00(2006.01)

权利要求书 2 页 说明书 6 页 附图 3 页

(54) 发明名称

一种基于云模型的图像分割方法

(57) 摘要

本发明公开了一种基于云模型的图像分割方法,在该方法中,首先利用云变换实现图像灰度直方图的变换实现图像底层云抽取;接着利用云综合实现云合并和跃升;最后利用极大判定法实现图像判别和图像分割。本发明既考虑图像分割中的模糊性,也考虑随机性,并且还考虑二者的关联性的不确定性,因而相对于传统的图像分割方法,具有更好的图像分割效果。

1. 一种基于云模型的图像分割方法,包括以下步骤:
 - (1) 利用云变换实现图像灰度直方图的变换实现图像底层云抽取;
 - (2) 利用云综合实现云合并和跃升;
 - (3) 利用极大判定法实现图像判别和图像分割。
2. 根据权利要求 1 所述的方法,其中所述底层云由众多云滴构成。
3. 一种基于云模型的图像分割方法,包括以下步骤:
 - (1) 根据原图的图像像素统计信息,生成待分割图像的灰度直方图;
 - (2) 利用云变换将待分割图像的灰度直方图变换成一系列底层云 $C(Ex_i, En_i, He_i)$,其中, Ex_i 、 En_i 和 He_i 是第 i 个云的期望、熵和超熵;
 - (3) 逐步合并所有底层云中距离最近的底层云,得到指定数目的多个高层云,实现由底层云到高层云的跃升;
 - (4) 利用极大判定法进行图像像素隶属判别,实现图像分割。
4. 根据权利要求 3 所述的方法,其中通过比较各底层云的期望 Ex_i 的值,得到所述距离最近的底层云。
5. 根据权利要求 4 所述的方法,其中依据图像像素灰度的频率 $f(x)$ 把图像灰度直方图转换成一系列底层云 $C(Ex_i, En_i, He_i)$,其数学表达式为:

$$f(x) \rightarrow \sum_{i=1}^n a_i * C(Ex_i, En_i, He_i)$$

式中, a_i 是反映每一个底层云包含的云滴数的大小的幅度系数, n 为变换后生成的离散概念的个数。

6. 根据权利要求 3 或 4 所述的方法,其中,所述步骤 (3) 包括:
 - 首先合并距离最近的两个底层云;
 - 将合并以后的云与其它云放在一起,形成跃升的云;
 - 然后,合并跃升的云中距离最近的云,依此类推,逐步合并,得到多个高层云。
7. 根据权利要求 6 所述的方法,其中所述高层云的数目由用户根据实际情况指定。
8. 根据权利要求 3 或 4 或 5 所述的方法,其中所述一系列底层云中的每一个底层云由该底层云所包括的众多云滴构成。
9. 根据权利要求 3 所述的方法,其中将灰度直方图转换成一系列底层云的步骤包括:
 - (2-1) 对图像进行灰度直方图统计,得到图像灰度数据的频率分布函数 $g(x)$;
 - (2-2) 寻找数据分布函数 $g(x)$ 的波峰值所在的位置,将其峰值作为期望 Ex_i ;然后统计以期望 Ex_i 为中心的邻域的灰度频率分布,逐步调整熵值(先给一个初始值)去拟合所述灰度频率的邻域灰度频率分布曲线,得到拟合的底层云的熵 En_i ,并且拟合适应于所述灰度频率分布的数据分布函数 $g_i(x)$;
 - (2-3) 按照先给定一个具体的值、然后根据实验结果进行调整得到超熵 He_i ;
 - (2-4) 利用在步骤 (2-2) 和 (2-3) 中得到的期望 Ex_i ,熵 En_i 超熵 He_i ,得到拟合的底层云 $C(Ex_i, En_i, He_i)$;
 - (2-5) 从图像灰度数据的频率分布 $g(x)$ 中减去已知云模型的数据分布 $g_i(x)$,得到新的数据分布函数 $g'(x)$,并在此基础上重复步骤 (2-2) 至步骤 (2-4),得到多个拟合的底层云 $C(Ex_i, En_i, He_i)$ 。

10. 根据权利要求 3 所述的方法,其中利用极大判定法进行图像像素隶属判断和图像分割步骤包括:

- (4-1) 计算出图像中每个像素隶属于每个高层云的确定度;
- (4-2) 根据确定度最大的原则将整幅图像的每一个像素判别到隶属度最大的高层云;
- (4-3) 将隶属于每一个高层云的所有像素判别为某个特定的图像类别。

一种基于云模型的图像分割方法

技术领域

[0001] 本发明涉及图像处理中的图像分割、目标识别,特别涉及一种基于云模型的图像分割方法。

背景技术

[0002] 图像分割是图像分析和处理的重要问题,是在图像上提取感兴趣目标的技术过程(章毓晋,2001)。大多数图像分割方法基于确定性方法,然而图像信息中存在很多不确定性,图像分割中的不确定性成为重要研究方向(Arnaud martin,Hicham laanaya,2006)。模糊性与随机性是不确定性的两个重要方面,目前的不确定性图像分割方法主要从这两个方面着手分析。基于模糊理论的图像分割方法主要考虑模糊性,如模糊C均值聚类算法通过计算像素对于各个类的隶属度判断像素类的划分(Weiling Cai et al.,2006)。基于概率理论的图像分割方法主要考虑随机性,从统计学的角度出发对数字图像进行建模,把图像中各个像素点的灰度值看作是具有一定概率分布的随机变量。其中,基于马尔柯夫随机场(MRF)的图像分割方法得到了研究人员的重视(程兵等,2004;颜刚,2006)。然而,该方法不能有效地处理图像分割中的模糊性。随机性与模糊性是密切相关的,不能将二者割裂开来。云模型及其相关技术既考虑了随机性,也考虑了模糊性,并且考虑了二者之间的关联性,是分析不确定性的强有力工具(李德毅等,1995)。如何以云模型这种考虑模糊性、随机性及二者之间的关联性的理论和方法,研究出不确定性图像分割的新方法是不确定性图像分割的一个重要的探索方向,必将产生一些有价值的新方法。

发明内容

[0003] 本发明针对大多数不确定性图像分割方法往往仅仅考虑模糊性,或者仅仅考虑随机性的问题,利用云模型综合考虑模糊性、随机性以及二者之间的关联性的优势,提出一种基于云模型的图像分割方法。

[0004] 在本发明的基于云模型的图像分割方法中,通过以下步骤实现图像分割:

[0005] 利用云变换实现图像灰度直方图的变换实现图像底层云抽取;

[0006] 利用云综合实现云合并和跃升;

[0007] 利用极大判定法实现图像判别和图像分割。

[0008] 其中,所述底层云由众多云滴构成。

[0009] 具体地说,本发明的基于云模型的图像分割方法通过以下步骤实现图像分割:

[0010] (1) 根据原图的图像像素统计信息,生成待分割图像的灰度直方图;

[0011] (2) 利用云变换将待分割图像的灰度直方图变换成一系列底层云 $C(Ex_i, En_i, He_i)$,其中, Ex_i 、 En_i 和 He_i 是第*i*个云的期望、熵和超熵;

[0012] (3) 逐步合并所有底层云中距离最近的底层云,得到指定数目的多个高层云,实现由底层云到高层云的跃升;

[0013] (4) 利用极大判定法进行图像像素隶属判别,实现图像分割;

[0014] 其中,通过比较各底层云的期望 Ex_i 的值,得到所述距离最近的底层云。

[0015] 其中,依据图像像素灰度的频率 $f(x)$ 把图像灰度直方图转换成一系列底层云 $C(Ex_i, En_i, He_i)$,其数学表达式为:

$$[0016] \quad f(x) \rightarrow \sum_{i=1}^n a_i * C(Ex_i, En_i, He_i)$$

[0017] 式中, a_i 是反映每一个底层云包含的云滴数的大小的幅度系数, n 为变换后生成的离散概念的个数。

[0018] 其中,所述步骤 (3) 包括:首先合并距离最近的两个底层云;将合并以后的云与其它云放在一起,形成跃升的云;然后,合并跃升的云中距离最近的云,依此类推,逐步合并,得到多个高层云。

[0019] 其中,所述高层云的数目由用户根据实际情况指定。

[0020] 其中,所述一系列底层云中的每一个底层云由该底层云所包括的众多云滴构成。

[0021] 其中,将灰度直方图转换成一系列底层云的步骤包括:

[0022] (2-1) 对图像进行灰度直方图统计,得到图像灰度数据的频率分布函数 $g(x)$;

[0023] (2-2) 寻找数据分布函数 $g(x)$ 的波峰值所在的位置,将其峰值作为期望 Ex_i ;然后统计以期望 Ex_i 为中心的邻域的灰度频率分布,通过调整拟合云的熵(先给一个初始值)去拟合以 Ex_i 为中心的邻域的灰度频率曲线,得到拟合的底层云的熵 En_i ,并且拟合适应于所述灰度频率分布的数据分布函数 $g_i(x)$;

[0024] (2-3) 按照先给定一个具体的值、然后根据实验结果进行调整得到超熵 He_i ;

[0025] (2-4) 利用在步骤 (2-2) 和 (2-3) 中得到的期望 Ex_i ,熵 En_i 超熵 He_i ,得到拟合的底层云 $C(Ex_i, En_i, He_i)$;

[0026] (2-5) 从图像灰度数据的频率分布 $g(x)$ 中减去已知云模型的数据分布 $g_i(x)$,得到新的数据分布函数 $g'(x)$,并在此基础上重复步骤 (2-2) 至步骤 (2-4),得到多个拟合的底层云 $C(Ex_i, En_i, He_i)$ 。

[0027] 其中,利用极大判定法进行图像像素隶属判断和图像分割步骤包括:

[0028] (4-1) 计算出图像中每个像素隶属于每个高层云的确度;

[0029] (4-2) 根据确度最大的原则将整幅图像的每一个像素判别到隶属度最大的高层云;

[0030] (4-3) 将隶属于每一个高层云的所有像素判别为某个特定的图像类别。

[0031] 本发明的上述方法既考虑图像分割中的模糊性,也考虑随机性,并且还考虑二者的关联性的不确定性,因而相对于传统的图像分割方法,具有更好的图像分割效果。

[0032] 下面结合附图对本发明的方法进行详细说明。

附图说明

[0033] 图 1 显示了实验图像的灰度直方图;

[0034] 图 2 显示了利用云变换得到图像的底层云概念;

[0035] 图 3 显示了利用云综合得到高层云概念;

[0036] 图 4 显示了利用极大判定法实现图像分割;

[0037] 图 5a1- 图 5b4 显示了图像分割的部分实验;

[0038] 图 6a-6c 显示了实验对比分析的实验原图,其中,附图 6a 为人像图像,感兴趣的目标为头发;附图 6b 为细胞图像,感兴趣的目标为细胞体;附图 6c 为蜻蜓落在树叶上的图像,感兴趣的目标为蜻蜓的身体;

[0039] 图 7a-7c 显示了实验对比分析的参考图,代表了一种接近真实情况的最佳分割结果,可以作为分割质量分析的标准。其中,附图 7a 为人像图像的参考图;附图 7b 为细胞图像的参考图;附图 7c 为蜻蜓图像的参考图。

具体实施方式

[0040] 本发明涉及的云包括底层云、高层云和底层云与高层云之间的云。一般来说,云由它所包含的众多云滴组成,云滴具有以下特点:一个云滴是定性概念在数量上的一次实现,云滴越多,越能反映这个定性概念的整体特征;云滴出现的概率大,云滴的确定度大,则云滴对概念的贡献大。

[0041] 云用期望 Ex (Expected value)、熵 En (Entropy) 和超熵 He (Hyper entropy) 3 个数字特征来整体表征一个概念。

[0042] 期望 Ex : 云滴在论域空间分布的期望。通俗地说,就是最能够代表定性概念的点,或者说这是这个概念量化的最典型样本。

[0043] 熵 En : 定性概念的不确定性度量,由概念的随机性和模糊性共同决定。一方面 En 是定性概念随机性的度量,反映了能够代表这个定性概念的云滴的离散程度;另一方面又是定性概念亦此亦彼性的度量,反映了论域空间中可被概念接受的云滴的取值范围。用同一个数字特征来反映随机性和模糊性,也必然反映了它们之间的关联性。

[0044] 超熵 He : 是熵的不确定性度量,即熵的熵。由熵的随机性和模糊性共同决定。

[0045] 从一般意义上讲,概念的不确定性可以用多个数字特征表示。可以认为:概率理论中的期望、方差和高阶矩是反映随机性的多个数字特征,但没有触及模糊性;隶属度是模糊性的一次精确性方法,却没有考虑随机性;粗糙集是用基于精确知识背景下的两个精确集合来度量不确定性的,却忽略了背景知识的不确定性。在云方法中,除了期望、熵、超熵外,还可以用更高阶的熵去刻画概念的不确定性,理论上可以是无限深追的。

[0046] 本发明的基于云模型的图像分割方法包括以下三个步骤:

[0047] 第一,利用云变换实现图像灰度直方图的变换从而实现图像底层抽取;

[0048] 第二,利用云综合实现云合并和跃升;

[0049] 第三,利用极大判定法实现图像判别和图像分割。

[0050] 下面进行详细说明:

[0051] (1) 利用云变换实现图像底层概念的抽取

[0052] 图像的灰度直方图是图像灰度的统计信息,以此为基础,利用云变换将图像的灰度直方图分解为一系列的正态云。

[0053] 以图 1 所示的图像的灰度直方图为例,横坐标轴 X 代表图像像素的灰度值,纵坐标轴代表灰度值的频率值,它反映了图像的所有像素灰度值的频率(出现次数)的分布情况,其中的频率 $f(x)$ 是该灰度直方图的灰度的函数。利用云生成器(即正态函数发生器),可以将灰度直方图转换成(分解成)一系列正态云图,即一系列底层云。

[0054] 云变换是一种从定量到定性转换的一种方法,每个云 $C(Ex_i, En_i, He_i)$ 具有离散的、

定性的性质。

[0055] 云变换的数学表达式为：

$$[0056] \quad f(x) \rightarrow \sum_{i=1}^n a_i * C(Ex_i, En_i, He_i)$$

[0057] 式中， a_i 为幅度系数； n 为变换后生成的离散概念的个数；

[0058] 将灰度直方图转换成（分解成）一系列底层云的步骤可以包括以下步骤：

[0059] 1、对图像进行灰度直方图统计，得到图像灰度数据的频率分布函数 $g(x)$ ；

[0060] 2、寻找数据分布函数 $g(x)$ 的波峰值所在的位置，将其峰值定义为云的重心位置，即期望 Ex_i ($i = 0, \dots, m-1$)；然后统计以期望 Ex_i 为中心的邻域的灰度频率分布，该灰度频率分布中具有作为波峰的期望 Ex_i ，和该波峰值两侧的波谷，逐步调整拟合云模型的熵（先给一个初始值）去拟合波峰与波谷之间的分布曲线得到拟合云的熵 En_i ，同时拟合适应于灰度频率分布的云的数据分布函数 $g_i(x)$ ；

[0061] 3、超熵的确定。由于在进行曲线拟合时，是用云模型的期望曲线与数据的频率分布曲线比较进行拟合，超熵的信息并没有用到。因此，在进行云变换时，可以为超熵直接给定一个具体的值（如 0.1），然后根据实验结果进行调整。

[0062] 4、得到拟合的底层云模型。根据步骤 2 和步骤 3 的计算即得到拟合云模型的期望 Ex_i ，熵 En_i 超熵 He_i ，得到拟合的底层云 $C(Ex_i, En_i, He_i)$ 。

[0063] 5、从图像灰度数据的频率分布 $g(x)$ 中减去已知云模型的数据分布 $g_i(x)$ ，得到新的数据分布函数 $g'(x)$ 。并在此基础上重复步骤 2 至步骤 4，得到多个基于云的数据分布函数 $g_i(x)$ 即拟合的底层云 $C(Ex_i, En_i, He_i)$ 。

[0064] (2) 利用云综合实现图像底层概念的合并和跃升

[0065] 将 n 个底层云中距离最近的两朵或多朵底层云进行综合，就可以生成一朵新的高层云。那么将 n 个底层云中所有距离最近的两朵或多朵底层云分别进行合并，就可以实现云模型从底层云到高层云的跃升。

[0066] (3) 利用极大判定法实现像素隶属概念的判别和图像分割

[0067] 通过云综合得到满足要求的高层云概念以后，每个云概念代表一个图像区域或者图像类型。利用极大判定法，对于每个像素，分别计算其隶属于这些高层云的确度，根据确度最大的原则将该像素判别到相应的云概念，从而实现图像分割。

[0068] 利用极大判定法，对每个像素，根据其灰度值，计算其隶属于每个高层云的确度 μ_i ，根据确度最大的原则将该像素判定到相应的高层云，从而将整幅图像的每一个像素判定到相应的高层云，每个高层云对应一种图像类型，用统一的灰度值来表示，从而实现图像分割。

[0069] 下面针对一个具体实施例，对本发明的基于云模型的图像分割方法进行详细说明。

[0070] 步骤 (1)，首先根据原图的图像像素统计信息生成待分割图像的灰度直方图；

[0071] 步骤 (2)，然后利用云变换将待分割图像的灰度直方图变换成一系列的底层云 $C(Ex_i, En_i, He_i)$ ，其中， Ex_i 、 En_i 和 He_i 是第 i 个云的期望、熵和超熵；

[0072] 步骤 (3)，接着逐步合并所有底层云中距离最近的底层云，得到指定数目的多个高层云，实现由底层云到高层云的跃升；

[0073] 步骤 (4), 最后利用极大判定法进行图像像素隶属判别, 实现图像分割。

[0074] 其中, 通过比较各底层云的期望 Ex_i 的值, 得到所述距离最近的底层云。

[0075] 其中, 依据图像像素灰度的频率 $f(x)$ 把图像灰度直方图转换成一系列底层云 $C(Ex_i, En_i, He_i)$, 其数学表达式为:

$$[0076] \quad f(x) \rightarrow \sum_{i=1}^n a_i * C(Ex_i, En_i, He_i)$$

[0077] 式中, a_i 是反映每一个底层云包含的云滴数的大小的幅度系数, n 为变换后生成的离散概念的个数。

[0078] 所述步骤 (3) 包括: 首先合并距离最近的两个底层云; 将合并以后的云与其它云放在一起, 形成跃升的云; 然后, 合并跃升的云中距离最近的云, 依此类推, 逐步合并, 得到多个高层云。

[0079] 其中, 所述高层云的数目可以由用户根据实际情况指定。

[0080] 其中, 所述的底层云中的每一个底层云由该底层云所包括的众多云滴构成。

[0081] 其中, 将灰度直方图转换成一系列底层云的步骤包括:

[0082] 步骤 (2-1), 对图像进行灰度直方图统计, 得到图像灰度数据的频率分布函数 $g(x)$;

[0083] 步骤 (2-2), 从频率分布函数 $g(x)$ 图中, 寻找数据分布函数 $g(x)$ 的波峰值所在的位置, 将其峰值作为期望 Ex_i ; 然后统计以期望 Ex_i 为中心的邻域的灰度频率分布, 把所述灰度频率的邻域分布曲线作为基础, 逐步调整熵值 (先给一个初始值) 得到拟合的底层云的熵 En_i , 并且拟合适应于所述灰度频率分布的数据分布函数 $g_i(x)$;

[0084] 步骤 (2-3), 按照先给定一个具体的值、然后根据实验结果进行调整得到超熵 He_i ;

[0085] 步骤 (2-4), 利用在步骤 (2-2) 和 (2-3) 中得到的期望 Ex_i , 熵 En_i 超熵 He_i , 得到拟合的底层云 $C(Ex_i, En_i, He_i)$;

[0086] 步骤 (2-5), 从图像灰度数据的频率分布 $g(x)$ 中减去已知云模型的数据分布 $g_i(x)$, 得到新的数据分布函数 $g'(x)$, 并在此基础上重复步骤 (2-2) 至步骤 (2-4), 得到多个拟合的底层云 $C(Ex_i, En_i, He_i)$ 。

[0087] 其中, 利用极大判定法进行图像像素隶属判断和图像分割步骤包括:

[0088] 步骤 (4-1), 计算出图像中每个像素隶属于每个高层云的确度, 由于每个像素具有其灰度值, 而每个高层云也具有相应的灰度值, 利用接近原则可以得到每个像素隶属于每个高层云的确度 μ_i ;

[0089] 步骤 (4-2), 根据确度最大的原则将整幅图像的每一个像素判别到隶属度最大的高层云;

[0090] 步骤 (4-3), 将隶属于每一个高层云的所有像素判别为某个特定的图像类别, 从而实现图像分割。

[0091] 图 1- 图 4 显示了利用云模型的云变换、云综合、极大判定法等关键技术实现图像分割方法的具体过程。图 5a1 至图 5b4 现实了图像分割的部分实验, 表明该方法取得了较好的效果, 其中, 图 5a1 是原图, 图 5b1 是针对图 5a1 的分割图, 它较好地提取出飞机目标。图 5a2 是原图, 图 5b2 是针对图 5a2 的分割图, 它较好地提取出人、山峰和云。图 5a3 是原图,

图 5b3 是针对图 5a3 的分割图,它较好地提取出汽车、数字和字母。图 5a4 是原图,图 5b4 是针对图 5a4 的分割图,它较好地提取出树木。

[0092] 选择了 3 幅图像分割的文献中经常使用的实验图像进行图像分割质量的定量评价。实验原图如附图 6 所示。其中,附图 6a 为人像图像,感兴趣的目标为头发;附图 6b 为细胞图像,感兴趣的目标为细胞体;附图 6c 为蜻蜓落在树叶上的图像,感兴趣的目标为蜻蜓的身体。实验图像的参考图如图 7a、7b、7c 所示,可以将参考图作为正确的分割结果,将本方法所得到的分割结果与参考图比较得到误分率。同时,分别利用图像分割中的常用方法:K 均值聚类分割、模糊 C 均值聚类分割、最优阈值分割方法对附图 6 中的三幅实验图像进行图像分割实验,并将误分率作为评价指标进行实验结果的比较,比较结果如表 1 所示。

[0093] 表 1 误分率对比表

	误分率(%)		
	(a)人像(头发)	(b)细胞(细胞体)	(c)蜻蜓(蜻蜓的身体)
[0094] K 均值聚类分割	3.425	2.330	6.894
模糊 C 均值聚类分割	2.048	0.891	4.126
最优阈值分割	2.210	1.128	4.344
基于云模型的图像分割方法	1.754	0.367	2.565

[0095] 从实验对比可以看出, K 均值聚类图像分割方法的误分率最高;模糊 C 均值聚类分割方法的误分率普遍低于 K 均值聚类图像分割方法,这是因为模糊 C 均值聚类分割方法考虑了模糊性,相对于 K 均值聚类分割来说,考虑了不确定性中的模糊性,该方法更加科学可靠。本发明所提出的基于云模型的图像分割方法因为利用了云模型综合分析和处理模糊性、随机性以及二者之间的关联性的优势,对不确定性的分析和处理更加科学,因此取得了更好的图像分割效果。

[0096] 尽管上文对本发明进行了详细说明,但是本发明不限于此,本技术领域技术人员可以根据本发明的原理进行各种修改。因此,凡按照本发明原理所作的修改,都应当理解为落入本发明的保护范围。

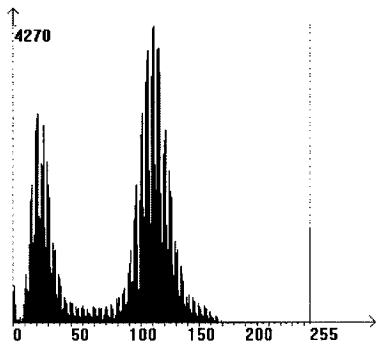


图 1

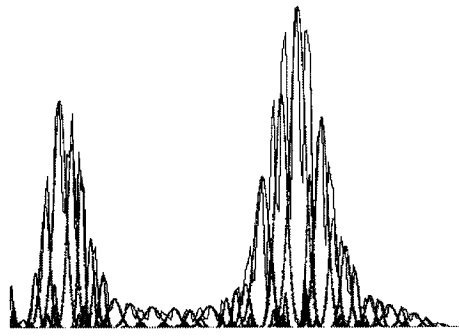


图 2

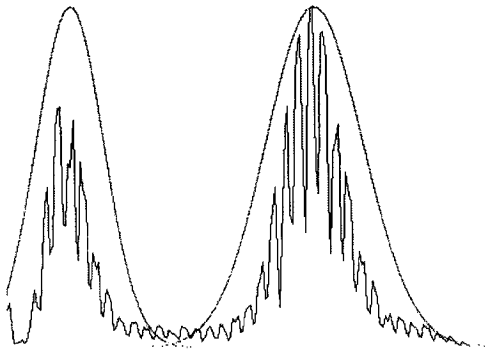


图 3

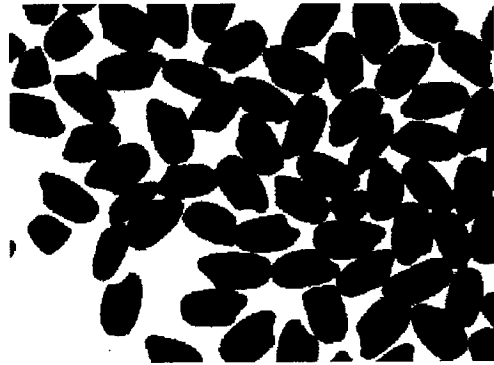


图 4

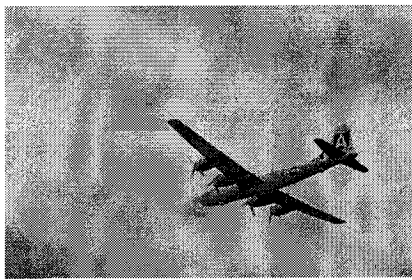


图 5a1



图 5a2

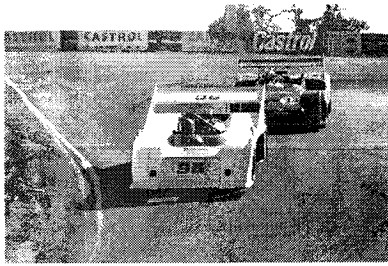


图 5a3

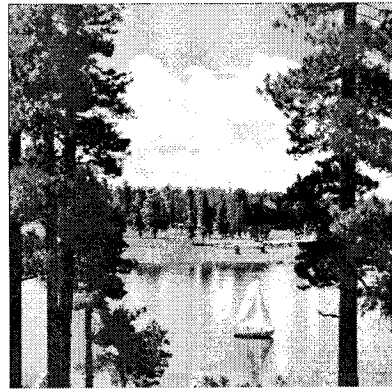


图 5a4

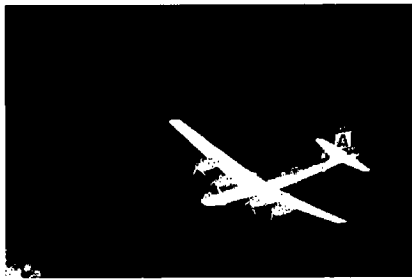


图 5b1



图 5b2

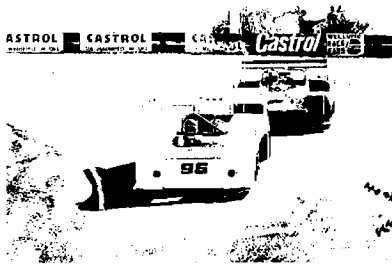


图 5b3



图 5b4



图 6a

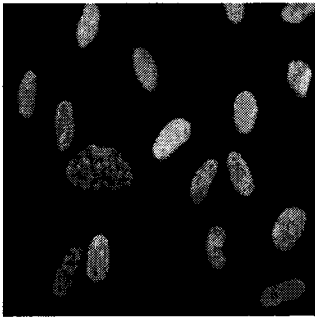


图 6b

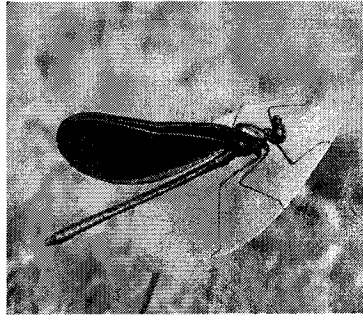


图 6c



图 7a



图 7b

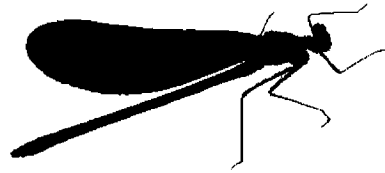


图 7c