

初级视皮层感知机制 在轮廓提取中的应用

引言

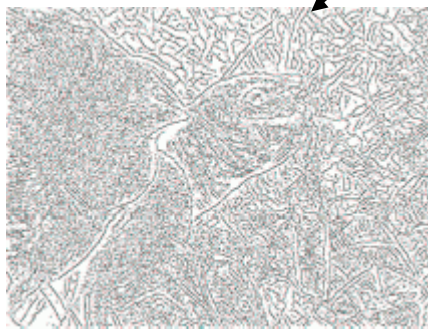
- 轮廓定义目标的外表形状，确定区域之间的分界线，是人类与计算机进行目标识别的重要特征。
- 轮廓在保留关于物体有用的结构信息的同时，极大地降低处理的数据量，从而简化了信息的表达形式。

引言

■ 轮廓与边缘的区别



边缘

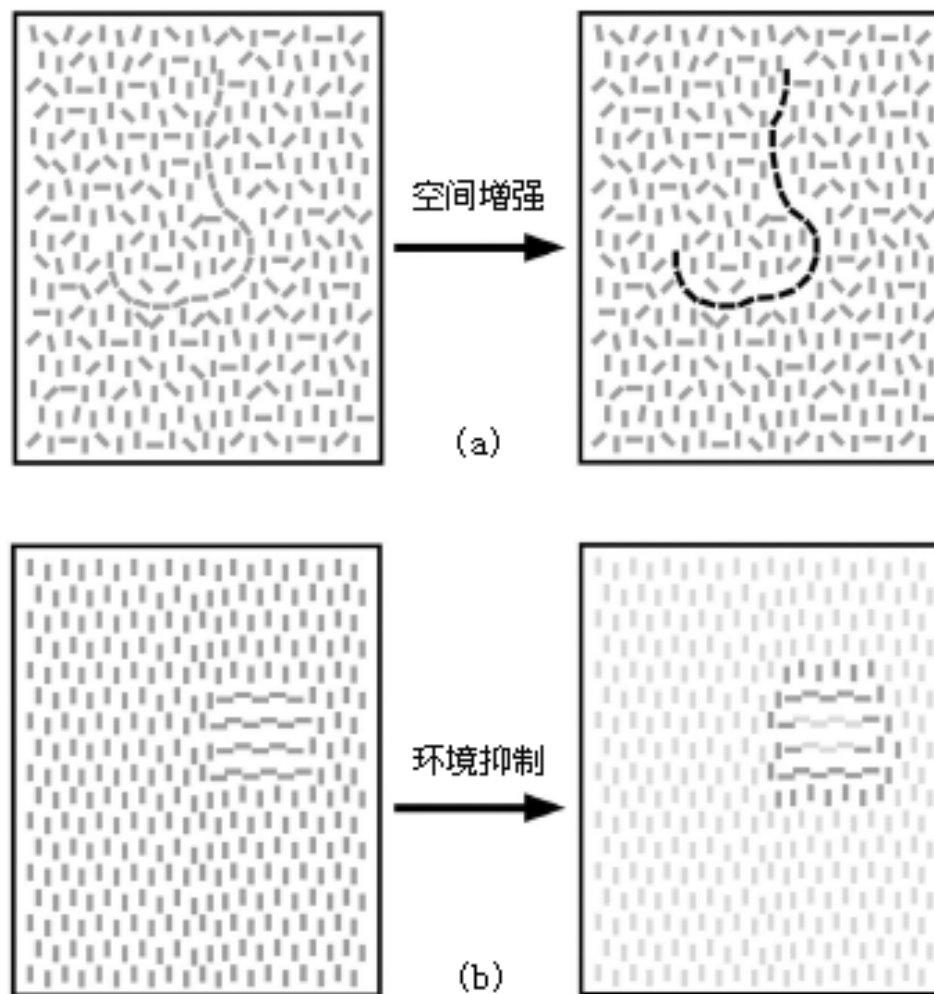


轮廓



轮廓检测的困难

- 1.必须排除大量由背景纹理所产生的局部边缘成分；
- 2.有些重要的结构缺乏明确的物理定义（例如纹理的边界）；
- 3.根据场景中上下文的信息将局部成分组织成有意义的全局特征。

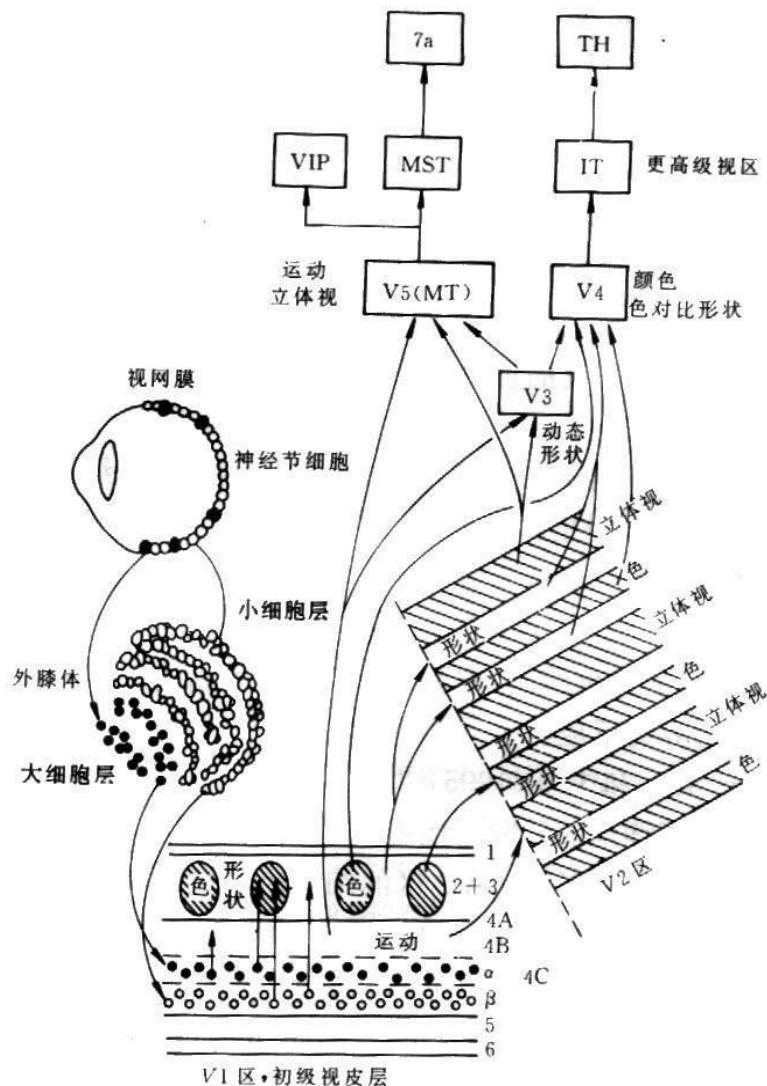


视皮层

现知与视觉有关的大脑皮层多达**35**个。视网膜的输入通过外侧膝状体（**LGN**）处理后的视觉信息首先传到大脑皮层**17**区即初级视皮层或**V1**区。

视觉看成是一种信息处理过程，视皮层可视为特征检测器。

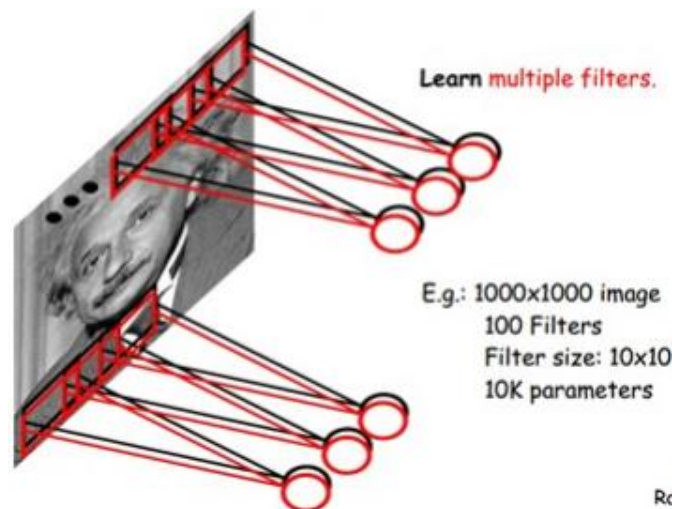
V1区与简单视觉有关，**V2**区与图形或客体的轮廓或者动态变形有关，**V4**区与颜色有关，**V3**区与立体深度有关，**V5**区与运动有关。**V1**区与周围皮质的关系实质上就是从感觉到思维的过程。



视皮层示意图

感受野 (Receptive Field, RF)

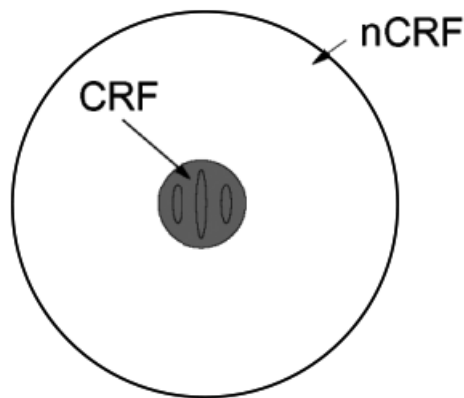
- 感受野：人类大脑视皮层的V1区神经元对视野中特定区域的刺激会产生响应，描述这些神经元响应的区域称为感受野。



- 传统的感受野理论在解释大范围复杂图像信息处理方面有很大的局限性。

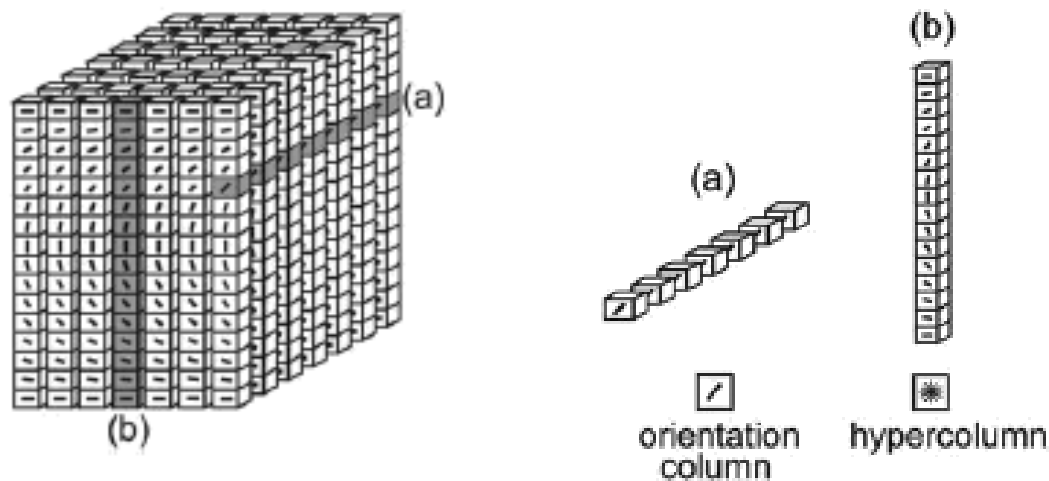
非经典感受野（non-classical RF）

- 在感受野外面，存在着一个对细胞反应起调制作用的外区域，其面积比传统感受野大得多。此区域内的小光点刺激并不能直接引起神经节细胞的反应，但可以增强（易化， **facilitation** ）或抑制其反应，调节由感受野产生的原有的效果，称为非经典感受野。



初级视皮层的结构

- 初级视皮层是由超柱（hypercolumns）与方位柱（orientation columns）组成。Hubel与Wiesel提出原始的立方冰晶模型用于描述初级视皮层的结构——超柱与方位柱。



简单细胞感受野

- 简单细胞的感受野较小，呈长形，在其一侧或双侧有一个与之平行的拮抗区
- 简单细胞对大面积的弥散光无反应，而对处于拮抗区边缘一定方位和一定宽度的条形刺激有强烈的反应，因此比较适合于检测具有明暗对比的直边
- 对边缘的位置和方位有严格的选择性，对每一个简单细胞，都有一个最优方位（optimal或preferred orientation）在此最优方位上细胞反应最强烈

简单细胞感受野

- 简单细胞感受野的敏感特性：
 - 检测在特定位置、特定方位（最优方位）的亮直线；
 - 检测在特定位置、特定方位（最优方位）的暗直线；
 - 检测在特定位置、特定方位（最优方位）的边缘。

复杂细胞感受野

- 复杂细胞所处理的信息是关于方位的抽象概念。可以把这些细胞想象成一个局部方位能量算子，产生独立于物体边缘和对比极性的边界特征。
- 复杂细胞似乎能够说明结构感知的一些不变性，可以用复杂细胞活动的最大值对图形边与线进行定位。

简单细胞数学模型——Gabor滤波器

- 二维的**Gabor**函数能有效地模拟哺乳动物视皮层中简单细胞感受野剖面。
- 二维**Gabor**函数是一个被复数正弦函数调制的高斯函数：

$$h(x, y) = g(x', y') \exp(j2\pi Fx')$$

$$(x', y') = (x \cos \theta + y \sin \theta, -x \sin \theta + y \cos \theta)$$

$g(x, y)$ 为如下高斯函数

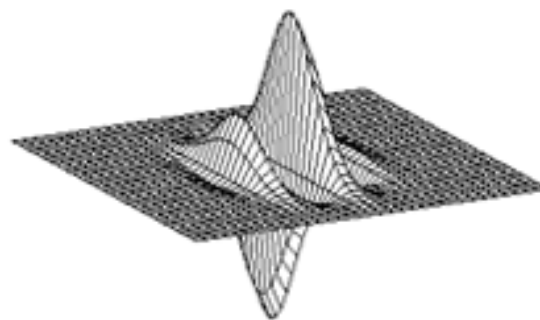
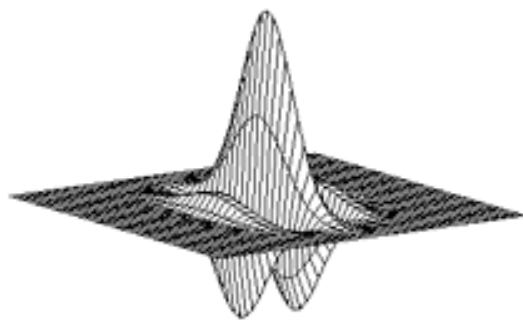
$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\left(\frac{x}{\sigma_x}\right)^2 + \left(\frac{y}{\sigma_y}\right)^2\right]\right\}$$

简单细胞数学模型——Gabor滤波器

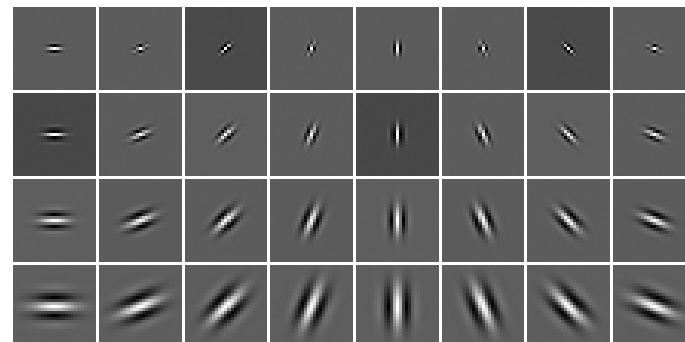
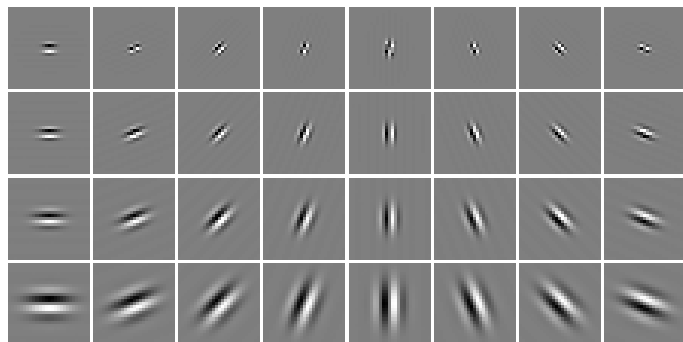
- Gabor函数的实部与虚部分别称为偶、奇对称Gabor滤波器。

$$h_e(x, y) = g(x', y') \cos(2\pi Fx')$$

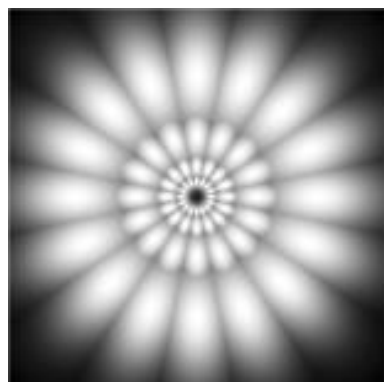
$$h_o(x, y) = g(x', y') \sin(2\pi Fx')$$



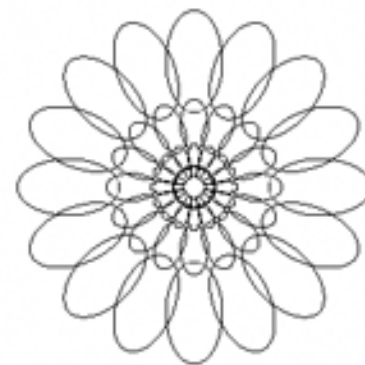
不同尺度与方位的Gabor函数



通过旋转和放缩得到的一组Gabor奇、偶滤波器(4个尺度, 8个方位)



(a)



(b)

(a) Gabor滤波器在空间频率域中的分布。(b)每个椭圆显示半幅带宽轮廓

复杂细胞数学模型——Gabor能量

- 复杂细胞总和了来自几个不同简单感受野细胞的输入，奇、偶对称Gabor滤波器对图像响应的模称为Gabor能量，它能捕捉到复杂细胞基本特征：

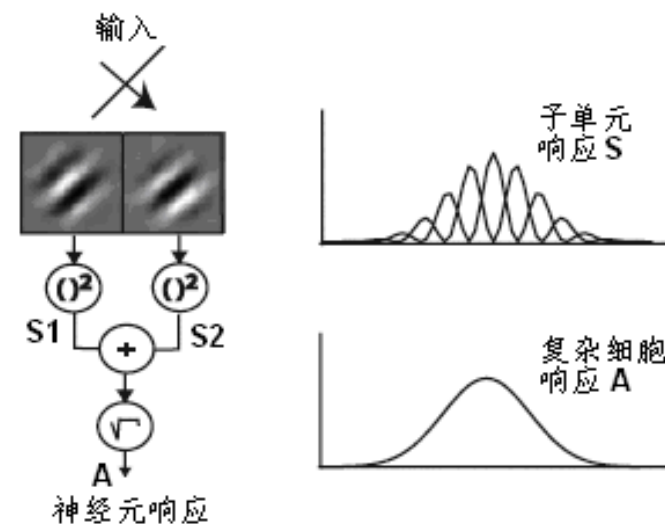
$$E_g(x, y; \theta) = \sqrt{E_e^2(x, y; \theta) + E_o^2(x, y; \theta)}$$

$$E_e(x, y; \theta) = h_e(x, y; \theta) * I(x, y)$$

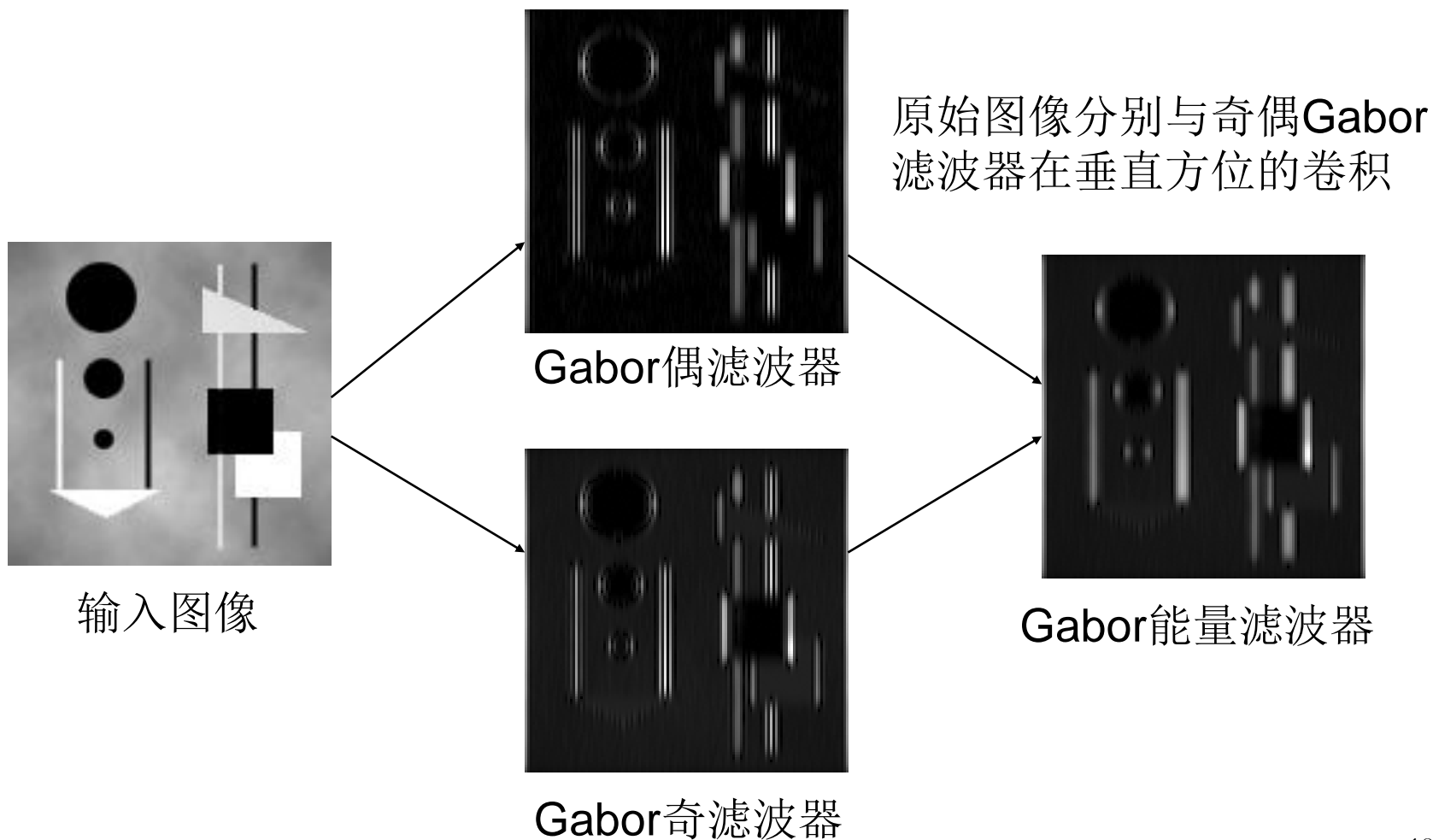
$$E_o(x, y; \theta) = h_o(x, y; \theta) * I(x, y)$$

复杂细胞数学模型——Gabor能量

- 两个子单元分别由正余弦Gabor函数组成，当一个具有最佳方位和空间频率的光栅移动经过感受野时，如果其中一个子单元产生很大响应，另一个则产生很弱的响应，因此，虽然单个子单元的输出可能有很大的变化，然而两个子单元输出和的变化却不太大。



复杂细胞与其子单位响应示意图

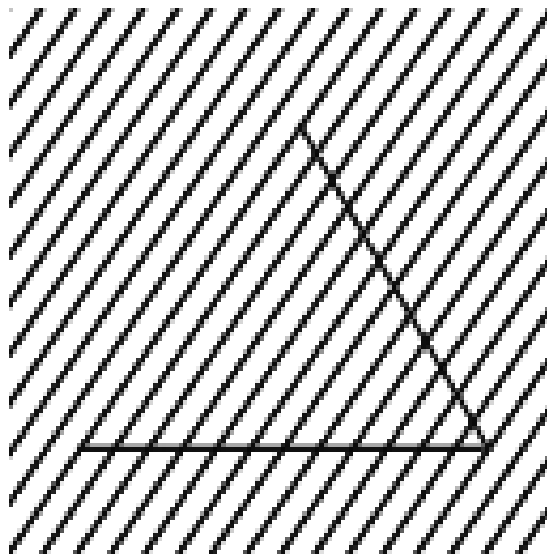


初级视皮层感知机制

- 在视觉系统处理的早期阶段，单个神经元仅仅对它们经典感受野中的刺激起响应。
- 这对于一个小的边缘片断是足够的。
- 但对于一个复杂场景，视觉系统必须将单独的局部输入成分组织成一个具有意义的全局特征去推测视觉目标。
- 非经典感受野在轮廓的结合与组织中起着重要的作用。

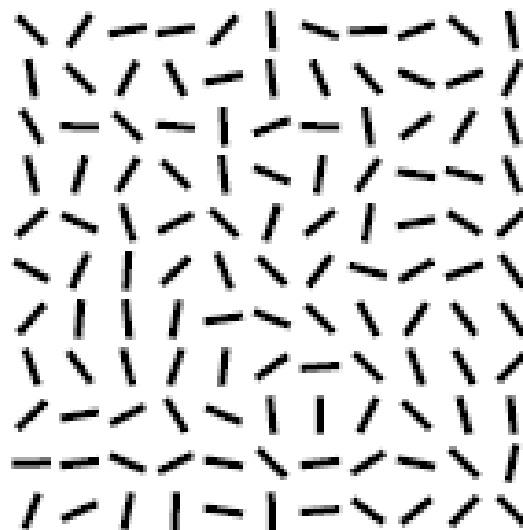
非经典感受野特性

- 同方位抑制: 感受野中神经元对刺激的响应受到非经典感受野中同方位的刺激抑制, 因此属性独特的成分其显著性更高。



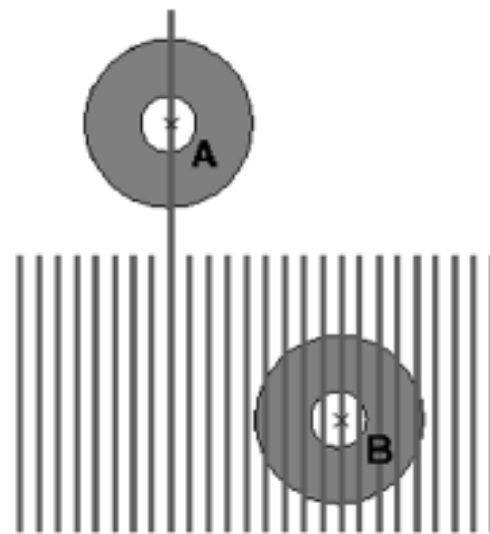
非经典感受野特性

- 共线增强: 如果环境刺激与感受野中刺激能排列形成光滑的轮廓, 神经元对刺激的响应将被增强, 从而使具有空间排列连贯一致的结构成分从背景中突出。



环境抑制

- 对于一点如果其邻近的环境中
没有纹理，那么将不会产生抑制作用，在这点的响应等于其**Gabor**能量。
- 如果其周围存在其它边缘成分，那么抑制将变强，甚至可以完全抵消这点的局部能量，导致零响应。



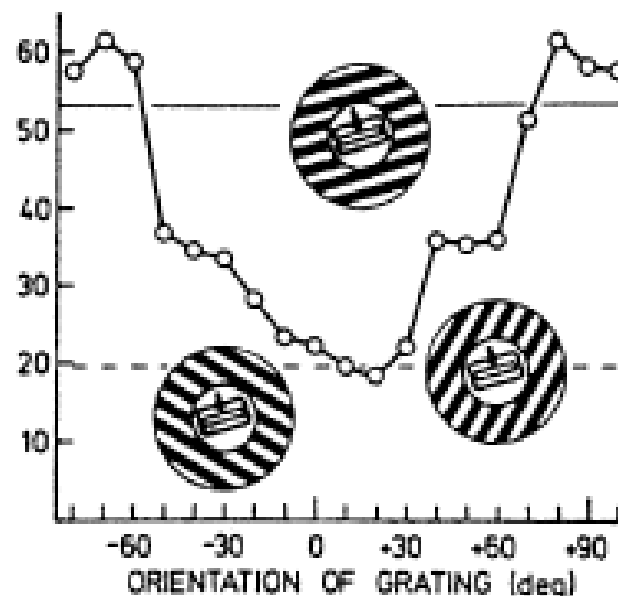
对于一点的抑制成分通过围绕这点的
一个阴影圆环计算给出

环境抑制作用

- V1区神经元对感受野中刺激的抑制程度取决于中心与环境响应的方位对比度。

$$W_{\Delta}(\beta; \alpha) = \exp\left(-\frac{\theta_{\Delta}^2}{2\sigma_{\Delta}^2}\right) / \sum_{i=0}^{K/2} \exp\left(-\frac{(i\pi/K)^2}{2\sigma_{\Delta}^2}\right)$$

$$\theta_{\Delta} = \min(|\beta - \alpha|, \pi - |\beta - \alpha|)$$



选自 Experiment Brain Research
1972

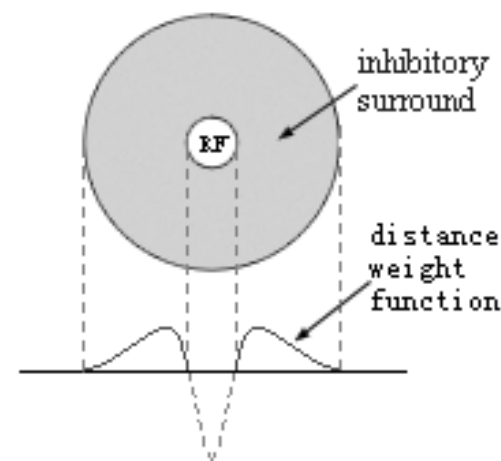
环境抑制作用

- 中心环境的高斯差分实现抑制效果的距离加权：

$$DoG(x, y) = \frac{1}{4\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2(4\sigma)^2}\right) - \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$W(x, y; \alpha) = \frac{1}{\|N(DoG)\|_1} N(DoG(x, y))$$

$$N(DoG(x, y)) = \begin{cases} DoG(x, y) & DoG(x, y) > 0 \\ 0 & else \end{cases}$$



抑制成分距离加权函数

环境抑制作用

- 感受野中神经元的响应受到非经典感受野中不同方位的刺激抑制作用为：

$$S(x, y, \alpha) = \sum_{i=1}^K W_{\Delta}(\beta_i; \alpha) s(x, y, \beta_i)$$

$$s(x, y, \beta_i) = W(x, y; \alpha) * E(x, y, \beta_i)$$

距离加权

不同方位的能量

环境抑制作用

- 通过迭代方式实现抑制的动态描述：

$$E^{t+1}(x, y, \alpha) = [E^t(x, y, \alpha) - S(x, y, \alpha)]^+$$

式中 $[w]^+ = \max(w, 0)$ 通过半波校正去除了负响应

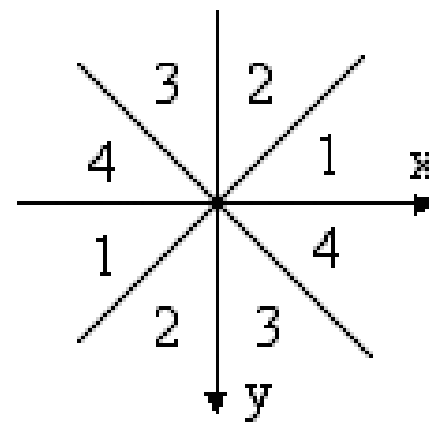
- 像素梯度的方位

$$\theta = \arg \max_{\alpha} \{E^t(x, y, \alpha) \mid \alpha = 1, \dots, K\}$$

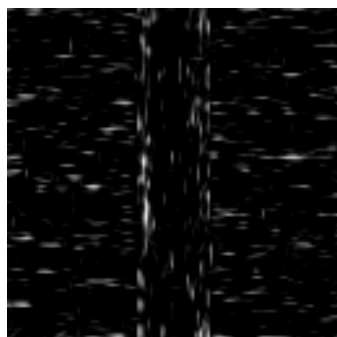
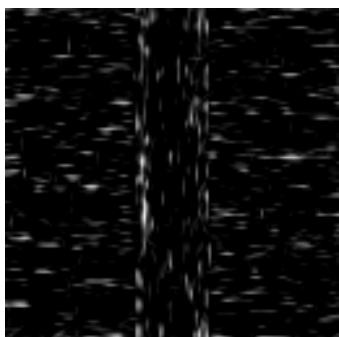
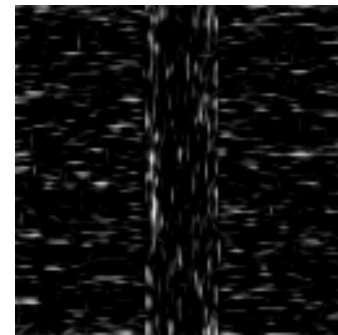
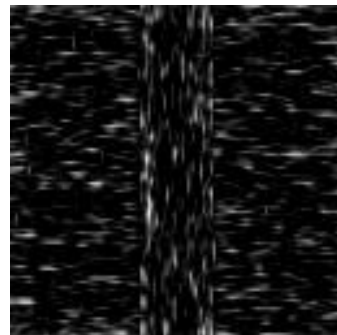
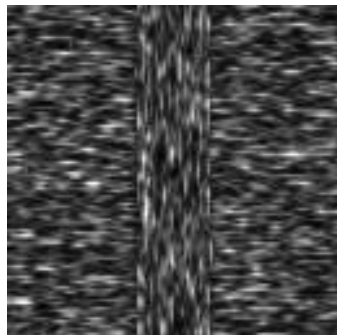
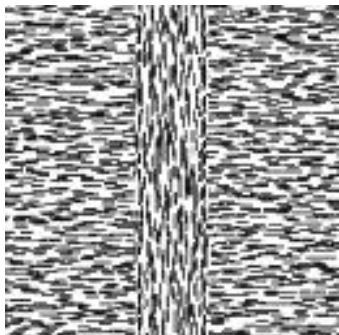
非最大抑制

- 梯度方位被划分为4个区域，每个区域表达如下：

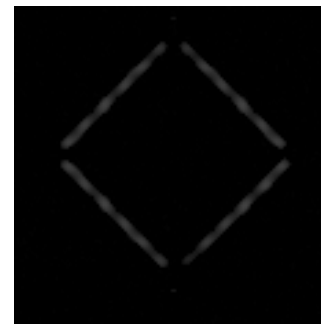
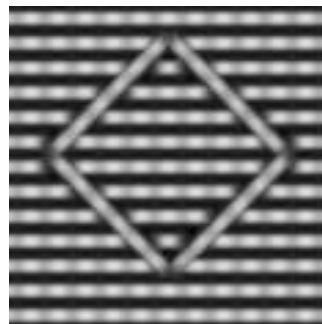
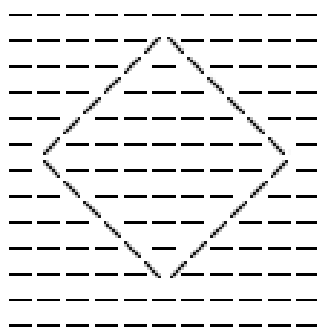
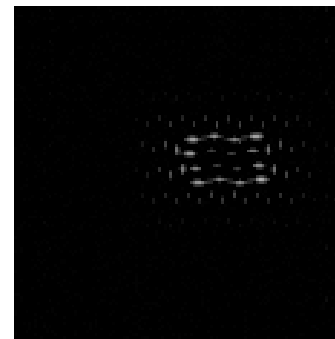
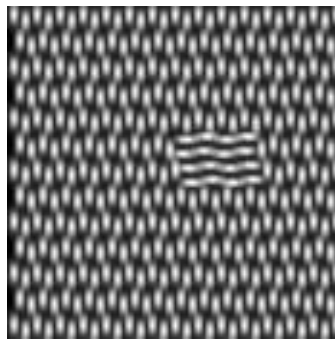
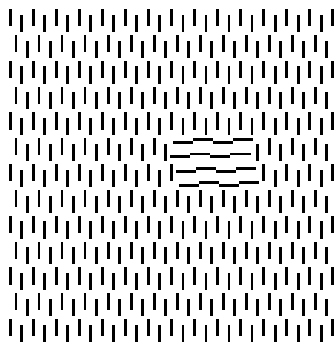
$$\rho = \begin{cases} 1 & 1 \leq \theta < (K/4 + 1) \\ 2 & (K/4 + 1) \leq \theta < (K/2 + 1) \\ 3 & (K/2 + 1) \leq \theta < (3K/4 + 1) \\ 4 & (3K/4 + 1) \leq \theta \leq K \end{cases}$$



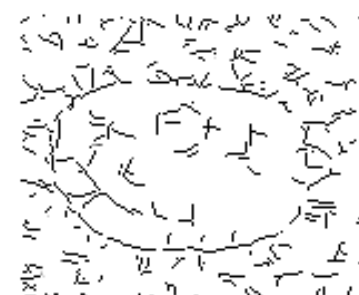
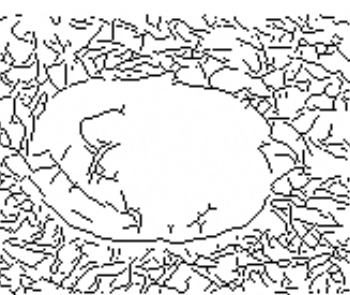
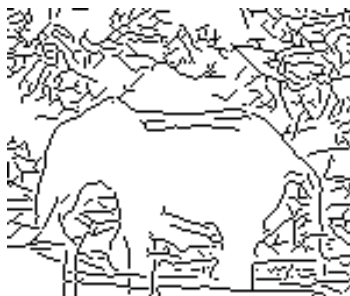
抑制效果



抑制效果



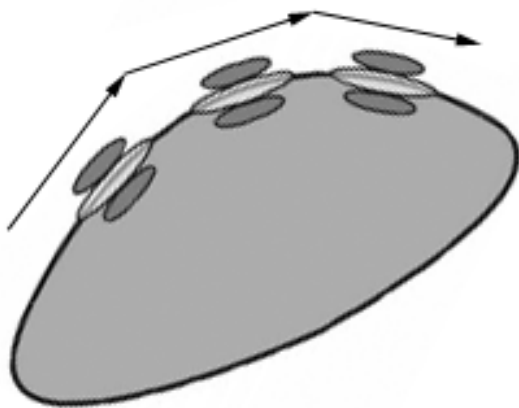
抑制效果



空间增强

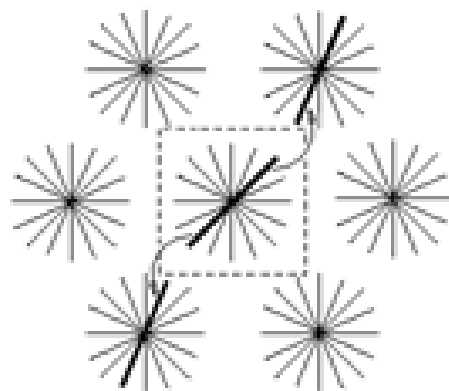
- 视皮层对具有一致空间结构的成分的响应会得到增强，满足增强的条件：
 - 1. 模特性——中心与环境应该具有相似方位偏好的神经元。
 - 2. 轴特性——中心与环境应该是同轴排列。

- 增强的同方位和同轴条件符合**Gestalt**好的连续性准则。



同时满足轴特性与模特性，
兴奋沿神经元传播

超柱的每个神经元
与上下文中超柱的
神经元形成的兴奋
相互作用

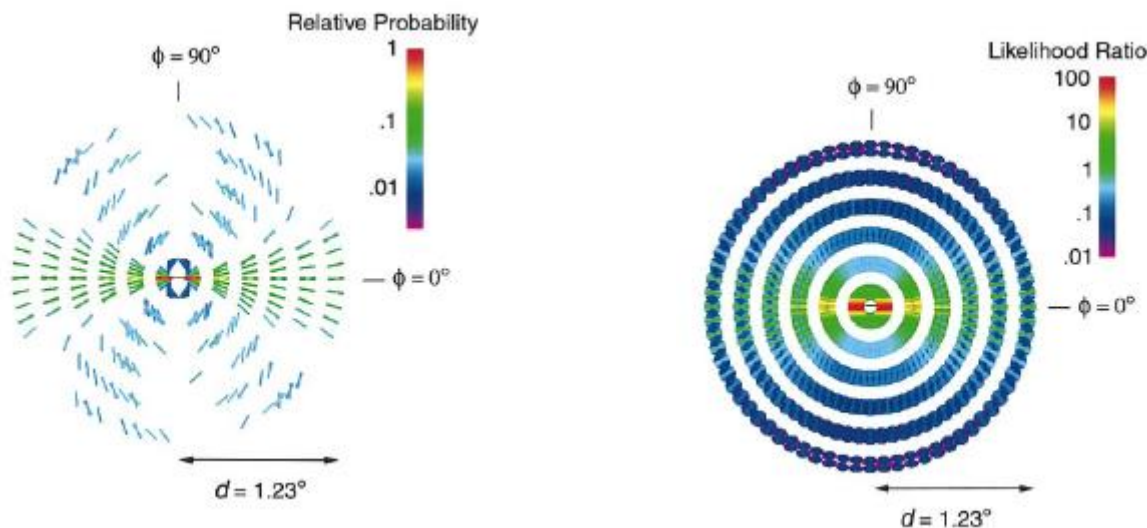


空间增强

- 大多数增强模式都遵循**Gestalt**好的延续性原则，即局部成分越光滑越接近，其局部绑定强度越大,那么这些局部成分具有更大的概率聚集成全局轮廓。
- 共圆规则（即两个成分与同一个圆相切）为自然场景中轮廓聚集确定了一个最大可能性的局部聚集函数。

空间增强作用

- Geisler等人对一组自然图像研究表明边缘共生以及共圆准则是符合统计规律的。



线段的颜色表示两个成分属于相同的物理轮廓与属于不同的物理轮廓的比率
选自 Vision Research 2001

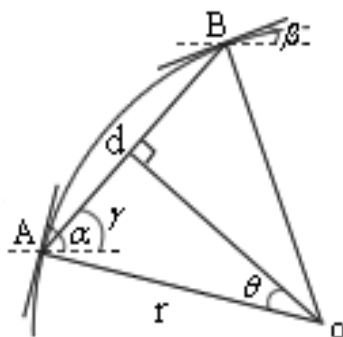
空间增强作用

- 曲率是决定自然轮廓可探测性的一个重要因素，低曲率轮廓的显著性通常更高，曲率表示如下：

$$k = \frac{1}{r} = \frac{2}{d} \sin(\theta) = \begin{cases} \frac{2}{d} \sin \left| \frac{\beta - \alpha}{2} \right| \\ \frac{2}{d} \cos \left| \frac{\beta - \alpha}{2} \right| \end{cases}$$

$$0 \leq 2\gamma - \alpha < \pi$$

$$2\gamma - \alpha < 0 \text{ or } 2\gamma - \alpha \geq \pi$$



- 根据轴特性，兴奋区域 (A_e) 应该沿**A**的轴向排列，因此**A**、**B**连线与**A**的偏好方位的偏离不能太大，即 $|\gamma - \alpha| \leq \varphi$ ， φ 为偏离角上限。

$$\begin{cases} |\beta - \alpha| \leq 2\varphi & \text{if } 0 \leq 2\gamma - \alpha < \pi \\ \pi - 2\varphi \leq |\beta - \alpha| < \pi & \text{if } 2\gamma - \alpha < 0 \text{ or } 2\gamma - \alpha \geq \pi \end{cases}$$

A、**B**的方位差 θ_Δ 表示为： $\theta_\Delta = \min(|\beta - \alpha|, \pi - |\beta - \alpha|)$

轴特性与模特性的联系

- 当偏离角 $\varphi \leq \pi/4$,

对于 $0 \leq 2\gamma - \alpha < \pi$, $\theta_{\Delta} = |\beta - \alpha|$

对于 $2\gamma - \alpha < 0 \text{ or } 2\gamma - \alpha \geq \pi$, $\theta_{\Delta} = \pi - |\beta - \alpha|$

因此如果感受野内外的刺激方位越接近, 那么由此产生的共圆轮廓的曲率越小, 其增强作用表现越强烈。

- 当偏离角 φ 太大超过 $\pi/4$ 时, 即不能形成同排列时, 相似的方位并不能产生更大的增强效果。曲率公式将轴特性与模特性联系起来, 表明模特性与轴特性依赖关系。

空间增强作用

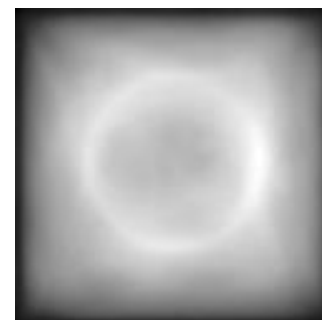
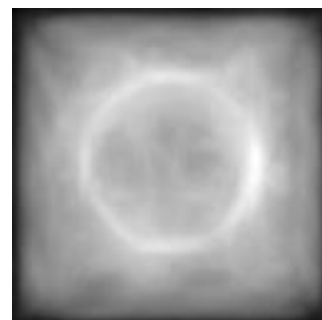
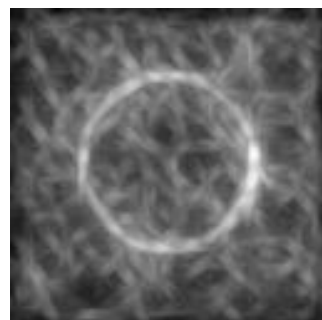
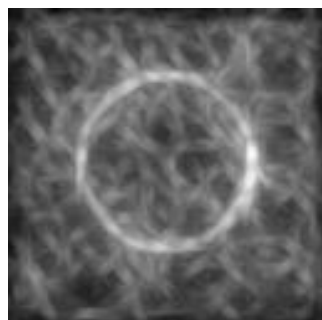
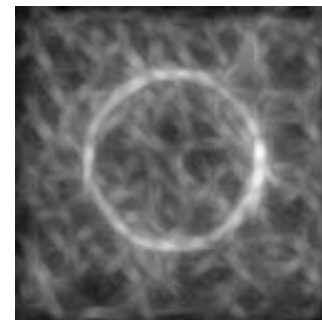
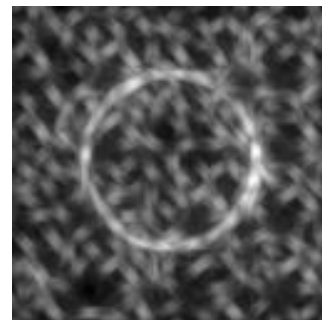
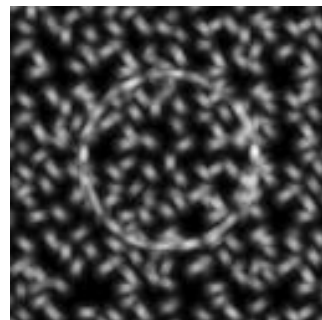
- 感受野中心位于且刺激偏好方位为的神经元受到来自环境的增强输入为：

$$F(x, y, \alpha) = \sum_{(x', y')} \sum_{\beta} W_c(x', y', \beta; x, y, \alpha) W_d(x', y'; x, y) E^t(x', y', \beta)$$

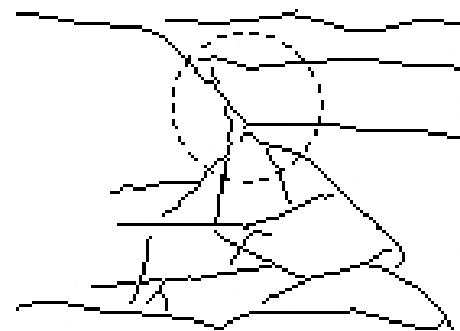
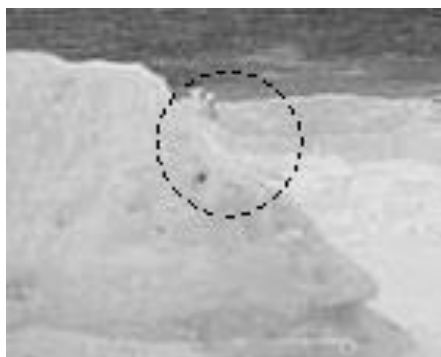
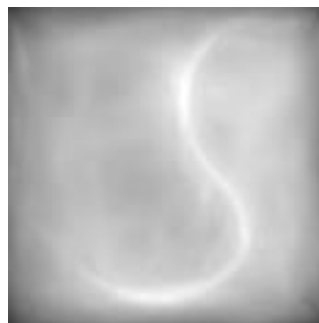
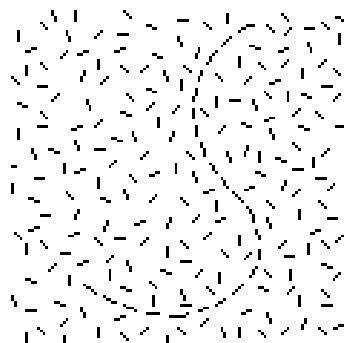
- 假设视皮层细胞的响应存在一个上限饱和，通过**Sigmoid**变换实现：

$$E^{t+1}(x, y, \alpha) = E^t(x, y, \alpha) + \frac{1 - \exp(F(x, y, \alpha)/s)}{1 + \exp(F(x, y, \alpha)/s)}$$

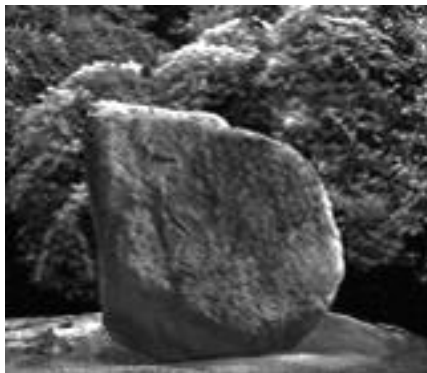
增强效果



增强效果



增强效果



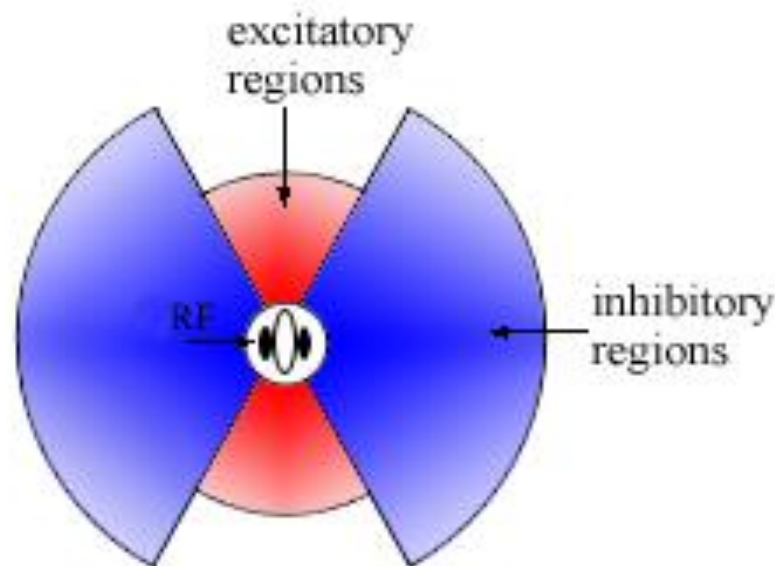
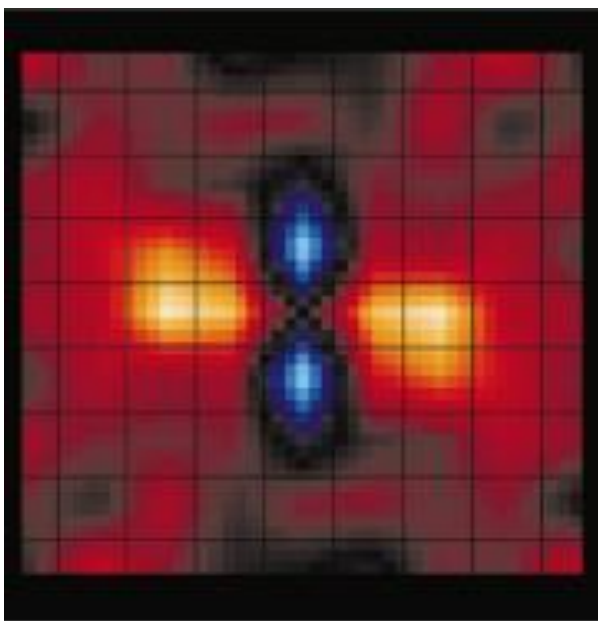
增强与抑制结合模型

- 空间排列连贯一致的结构成分称为“结构显著性”，属性独特的成分从背景中突出，称为“局部显著性”。空间增强与环境抑制为两种显著性的结构给出了不同的生理解释。
- 增强作用主要实现轮廓结合和显著性突出，抑制作用主要表现在表面和纹理的分割。

增强与抑制结合模型

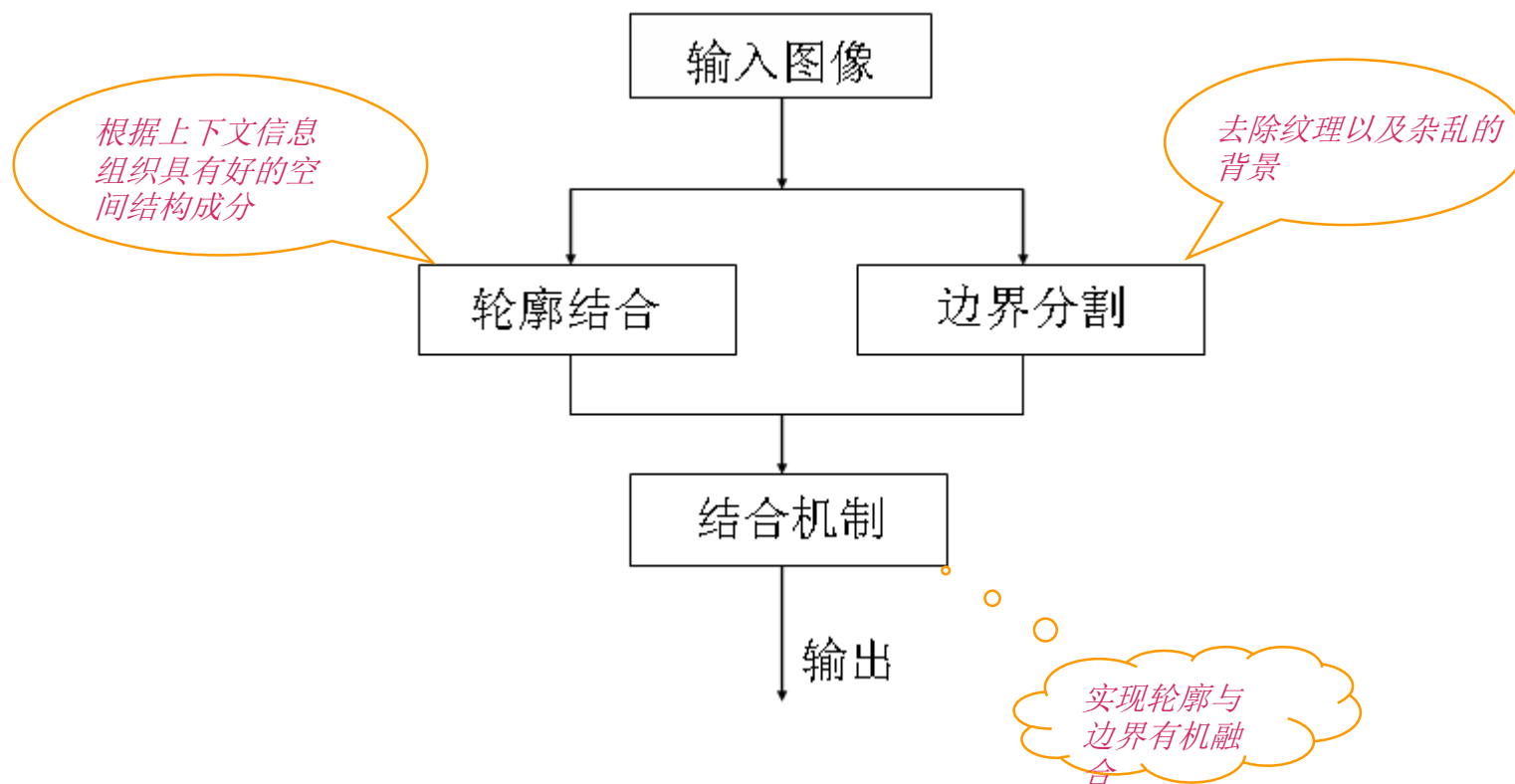
- 增强作用依赖感受野与环境中刺激精确的空间排列，它们被限制在感受野邻近的周边区域，而抑制作用范围要广泛得多。
- 增强输入主要表现在神经元的轴向，而抑制输入表现在感受野的两侧。
- 来自感受野环境的兴奋与抑制输入的空间分离的，因此在细胞层次上允许对立的相互作用同时存在。

增强与抑制结合模型



J. Neurophysiol 2000

增强与抑制结合模型



增强与抑制结合模型

- 来自上下文的增强连接强度：

$$F(x, y, \alpha) = \sum_{(x', y') \in A_e} \sum_{\beta} W_c(x', y', \beta; x, y, \alpha) W_d(x', y'; x, y) E(x', y', \beta)$$

$$A_e = \left\{ (x', y') : 0 < \sqrt{(x - x')^2 + (y - y')^2} \leq r_e \ \& \ |\gamma - \alpha| \leq \varphi \right\}$$

- 受到的环境抑制作用：

$$S(x, y; \alpha) = \sum_{\beta} W_{\Delta}(\alpha, \beta) \sum_{(x', y') \in A_s} W_r(x', y'; x, y) E(x', y'; \beta)$$

$$A_s = \left\{ (m, n) : 0 < \sqrt{m^2 + n^2} \leq r_i \ \& \ \varphi < |\gamma - \alpha| \leq \pi - \varphi \right\}$$

增强与抑制结合模型

- 通过一个一阶微分方程来实现 V1 皮层的动态作用方式：

$$\frac{d}{dt} E(x, y; \alpha_i) = -E(x, y; \alpha_i) + [E(x, y; \alpha_i) + \eta(t)(F(x, y; \alpha_i) - S(x, y; \alpha_i))]^+$$

$$\alpha_i = (i-1)\pi/K,$$

$$\eta(t) = e^{-\lambda(t-1)}$$

后处理

- 为了清晰的勾画出物体的轮廓，还需对以上的结果进行二值化等一系列后处理。
- 首先通过非最大抑制选择具有最大可能性构成轮廓的候选点。
- 由于没有设置门限必然会有大量的非轮廓边缘存在，为了减少这些伪轮廓，通过计算所有候选点构成连续曲线的显著性并进行粗略排序。设置门限除去显著性低的成分。

曲线显著性

- 对任意一条连续的曲线定义其显著性为：

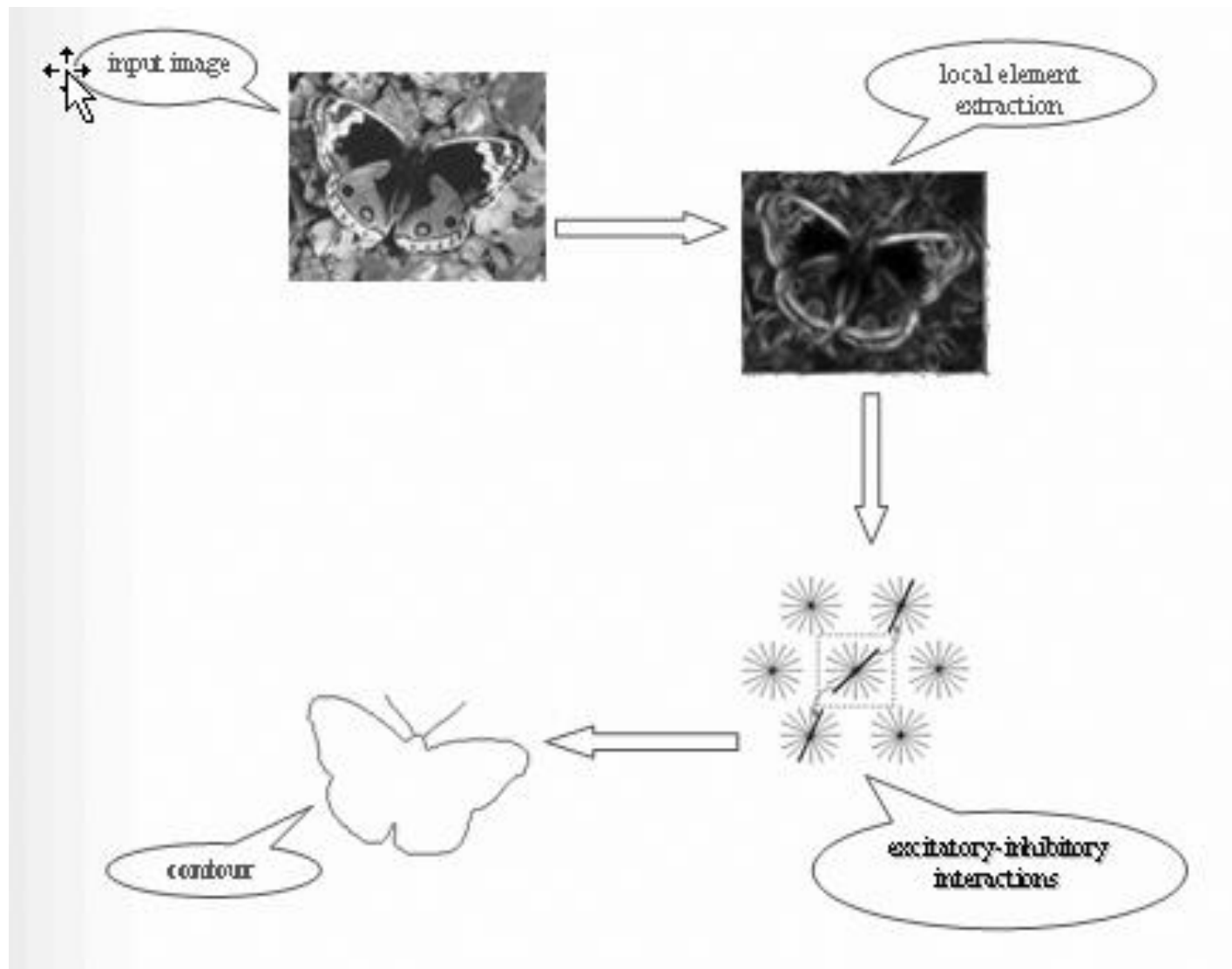
$$P(C) = \int_C E^m(x, y) ds$$

式中 $ds^2 = dx^2 + dy^2$

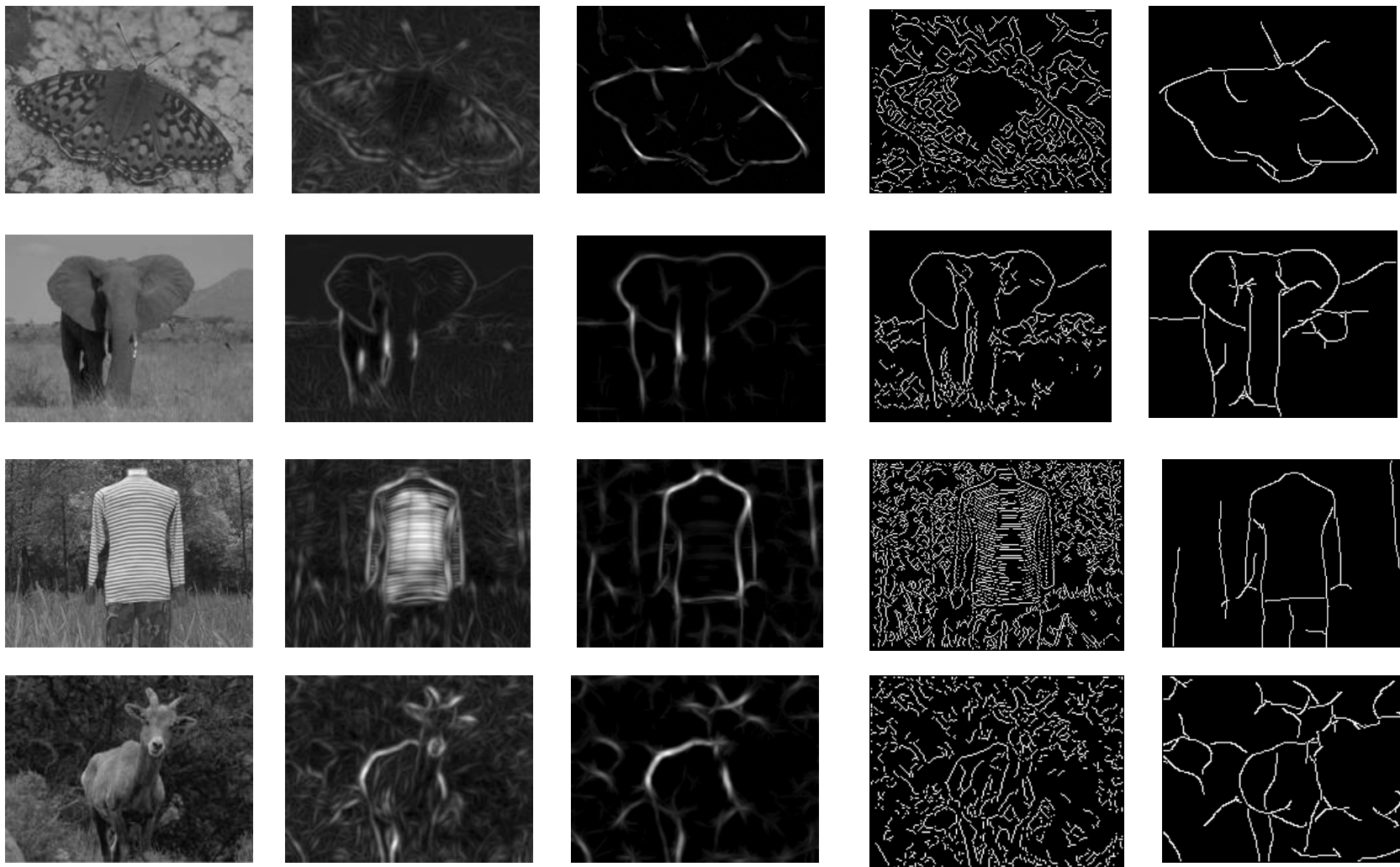
从上面等式可以看出：曲线的显著性依赖于曲线上像素点的强度与曲线的长度。

轮廓检测步骤

- 轮廓检测分成三步：
 - 首先通过一种类视觉的空间滤波器提取局部边缘成分。
 - 其次通过上下文的相互作用调整局部响应强度。
 - 最后将局部成分组织成全局具有意义的轮廓。



实验结果



输入图像

Gabor能量

抑制增强

Canny边缘

结果

性能评价

- 轮廓检测算子性能评价指标定义：

$$P = \frac{\text{card}(E)}{\text{card}(E) + \text{card}(E_{FP}) + \text{card}(E_{FN})}$$

- “错误正”的比率：“错误正”的数目与正确检测到的轮廓像素数目的比值。

$$F_{FP} = \text{card}(E_{FP}) / \text{card}(E)$$

- “错误负”的比率，“错误负”的数目与“ground truth”轮廓像素的数目的比值。

$$F_{FN} = \text{card}(E_{FN}) / \text{card}(E_{GT})$$

性能评价

■ 性能指标

	S Curve	Butterfly	Elephant	Goat	Car	Model
Canny	0.15	0.19	0.38	0.24	0.32	0.19
Gabor Energy	0.18	0.21	0.37	0.21	0.30	0.17
Isotropic Inhibition	0.45	0.43	0.49	0.36	0.48	0.37
Anisotropic Inhibition	0.28	0.32	0.45	0.35	0.43	0.40
Our Proposal	0.89	0.68	0.56	0.38	0.65	0.43

性能评价

■ “错误正” 比率

	S Curve	Butterfly	Elephant	Goat	Car	Model
Canny	2.13	1.89	0.71	0.83	1.06	1.85
Gabor Energy	1.68	1.16	0.59	0.72	1.24	1.27
Isotropic Inhibition	0.37	0.42	0.31	0.46	0.35	0.34
Anisotropic Inhibition	0.51	0.48	0.36	0.36	0.43	0.39
Our Proposal	0.15	0.34	0.29	0.38	0.21	0.32

性能评价

■ “错误负” 比率

	S Curve	Butterfly	Elephant	Goat	Car	Model
Canny	0.15	0.11	0.08	0.13	0.09	0.12
Gabor Energy	0.12	0.07	0.10	0.15	0.07	0.14
Isotropic Inhibition	0.25	0.36	0.35	0.42	0.21	0.37
Anisotropic Inhibition	0.23	0.27	0.37	0.33	0.20	0.35
Our Proposal	0.17	0.14	0.27	0.35	0.17	0.32

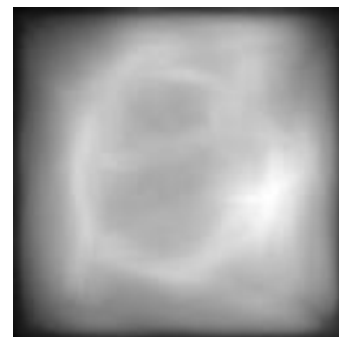
彩色图像的处理

- 颜色感知大大丰富了人们的视觉经验，对于提供视觉系统的辨别能力也至关重要。
- 在图像处理中运用颜色受两个主要因素推动：
 - 1. 颜色是一个强有力的描绘子，它常常可简化目标物的区分及从场景中抽取目标；
 - 2. 人可以辨别几千种颜色色调和亮度，相形之下只能辨别几十种层次的灰度。这对人工图像分析特别重要。

扩展到彩色图像

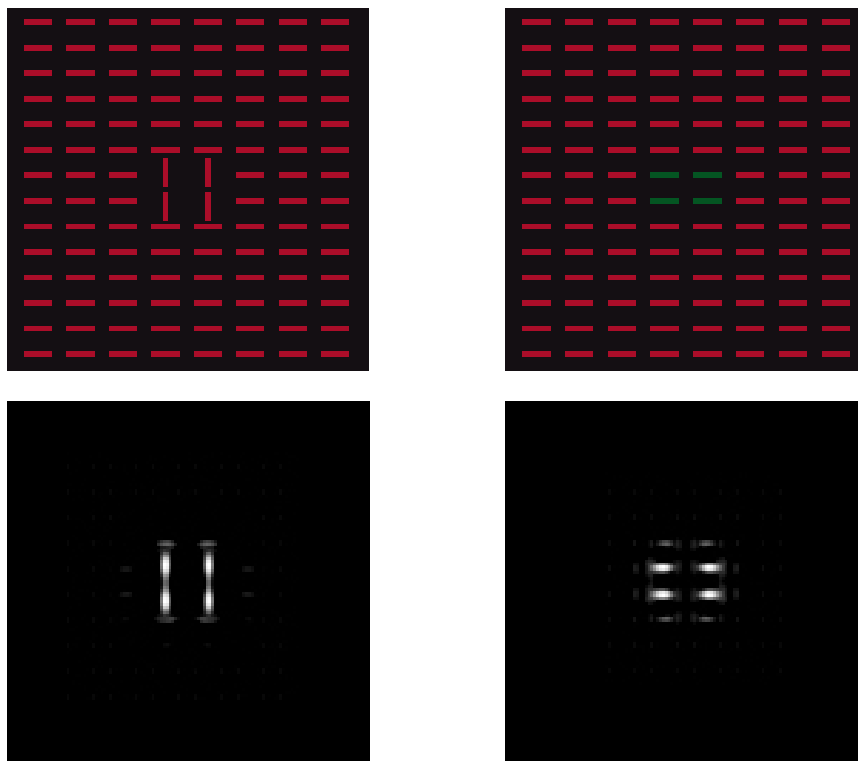
- 在每个通道分别计算其增强与抑制作用。
- 同一物体上的轮廓其颜色很可能是相似的，这为轮廓增强提供了更多的信息，因此在不同的颜色通道分别处理有利于相同颜色的聚集。
- 除了同方位的抑制作用外，相同颜色也会产生抑制效果，因此可以在不同的颜色通道分别进行相同颜色的抑制。

彩色增强



具有一致颜色的轮廓增强效果明显要强于不同颜色的轮廓，说明了颜色在轮廓聚集中的作用。

彩色抑制



环境抑制结果，方位与颜色的突出

实验结果



结论

- 光滑性好的物体，如轿车、蝴蝶，结果更为满意，因为物体上的轮廓更容易满足共圆规则，这些轮廓在更大程度上得到增强。
- 光滑性不太好的物体，如山羊，虽然性能与相比较的方法有所改进，但结果仍然不太满意，尤其在拐角处很容易断裂与变形，因为这些地方在某种程度很难满足共圆规则。

结论

- 复杂场景中目标的轮廓仅仅从方位、颜色考虑是远远不够的，视觉对轮廓的感知是多种属性（还包括对比度、尺度等）共同作用的结果。视觉系统趋向于聚集感受野中具有相似属性的神经元，不只是方位偏好。

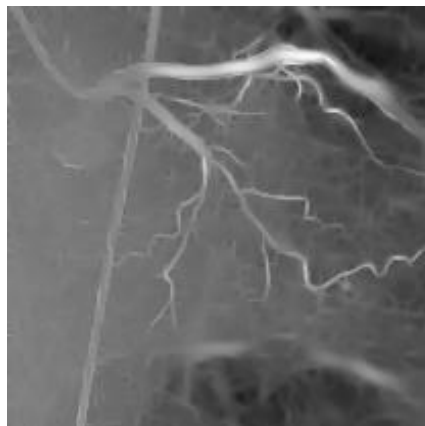
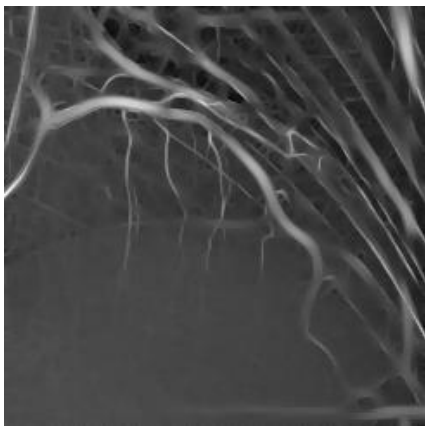
结论

- 一个理想的轮廓检测方法仅以一种纯粹的自底向上的方法结合图像中具有相似属性成分是很难实现的，为了得到有明确含义的轮廓就需要有依赖任务的自顶向下（**top-down**）的反馈信息，并可能还需要在实践中总结的经验性知识。

应用——血管造影图像增强

- 数字造影血管减影：注入造影剂前后得到的两幅同一部位血管图像——造影图与掩膜图相减，可得到背景全部去除掉。
- 减影图像要经过一系列成像链，其中每一环节都会降低图像的信噪比，因此减影出来的图像充满噪声，尤其是级数较高的血管细节淹没在噪声中，使得医生无法判别。

实验结果



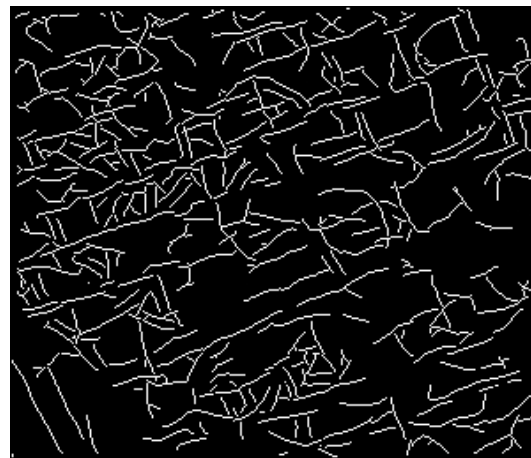
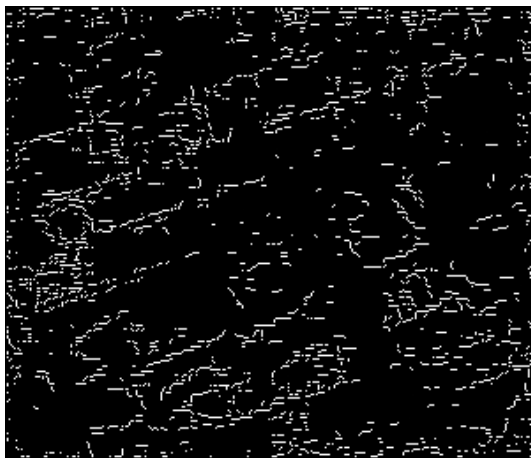
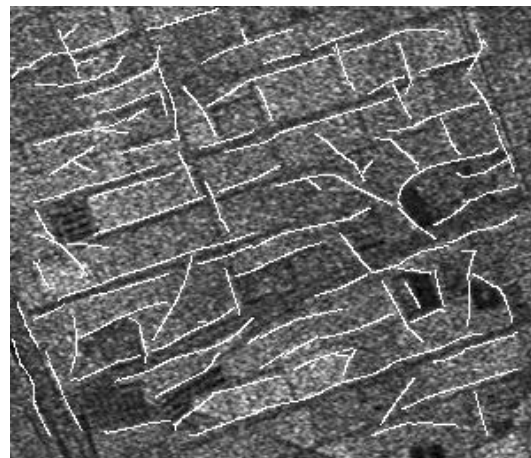
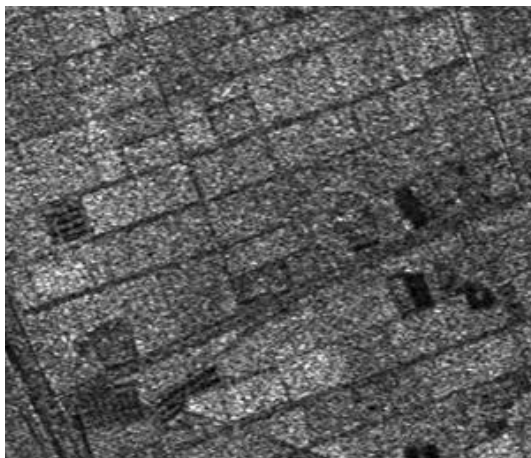
局部放大比较



应用——合成孔径雷达图像道路的检测

- 由于**SAR**图像表面固有的斑点噪声的影响，使得**SAR**图像的道路提取困难非常大。
- 计算目标像素点周围一个小邻域内的强度值来从背景中区分直线上点的局部方法如**Sobel**算子、**Canny** 算子、零交叉算子等很难取得满意的效果。

实验结果

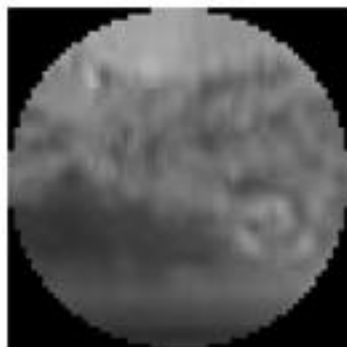


- 1. 为SAR图像道路提供一种生理仿生的思路，可以通过其它措施进一步改进和提高其性能，如引入某种关于被检测结构的先验知识将局部线特征组织成较大线性结构；
- 2. 说明该视觉模型不仅仅只是用于轮廓边界检测，还可以用于其它一些方面。

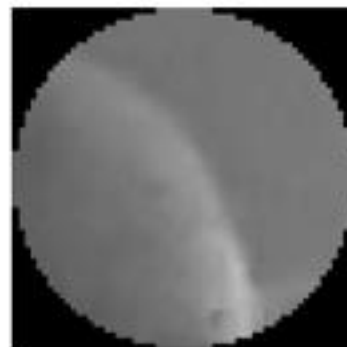
进一步的研究

- 人的智慧中一个很重要的方面是从实例学习的能力，通过对观测数据的分析总结出规律，利用这些规律对未来的数据或无法观测的数据做出正确的预测和判断。
- 根据小部分预期的对应达到可靠的识别，然后应用知识来推论由视觉数据没有直接提供的景物的特性。
- 视觉信息处理中环境的先验知识将起极其重要的作用，在尽可能早的阶段中应用知识的价值和必要性，也说明视觉理解可以通过推理来完成。

输入特征



NO



YES

中心是否为边界点的判断



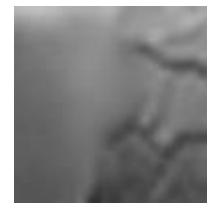
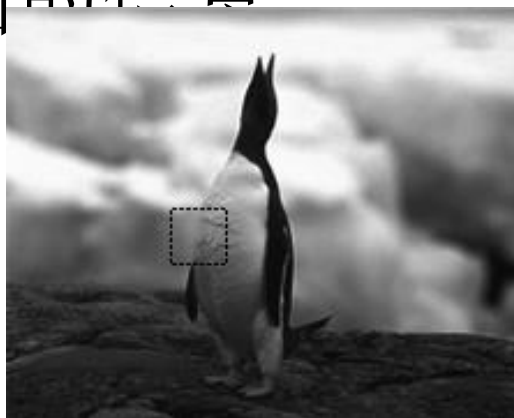
(A) Positives



(B) Negatives

结合上下文信息的全局特征理解

- 如果将轮廓所在的图像块单独提取出来，由于局部特征缺乏足够的信息，对于图像中模糊区域的识别很难达到理想的效果。并且同样的一个图像块其中心点在不同的场景下可能具有不同的解释，因此必须结合更大范围的信息



低对比度引起的判断困难. 左图虚线区域为 25×25 像素. 右图为左图虚线区域放大特写.

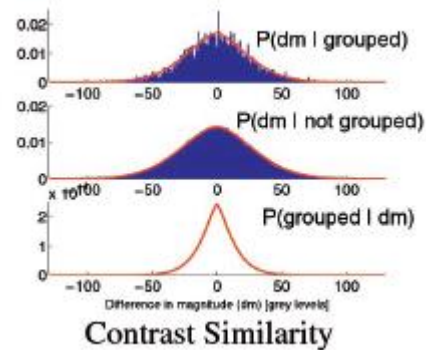
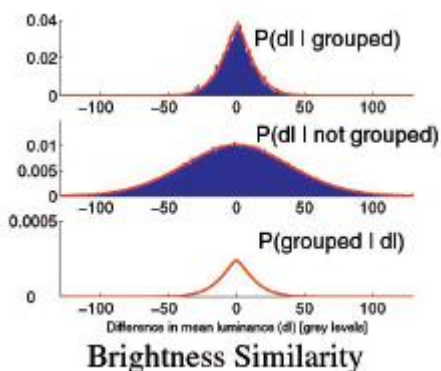
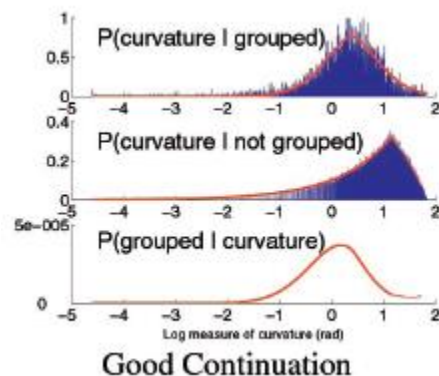
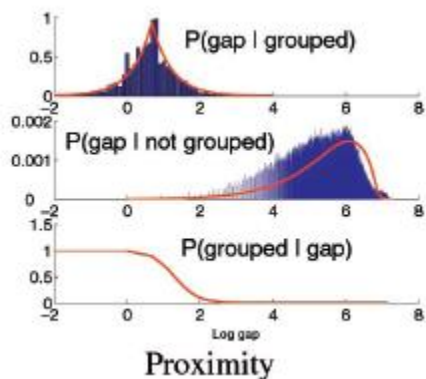
- 没有哪个线索能单独保证每次边界探测都成功，只有几个线索联合起来才能有可能的轮廓探测。所以，视皮层的轮廓机制也不可能利用单一线索，我们将利用多个特征来实现这种机制。颜色、尺度、方位等等作为分类器的输入。

训练学习

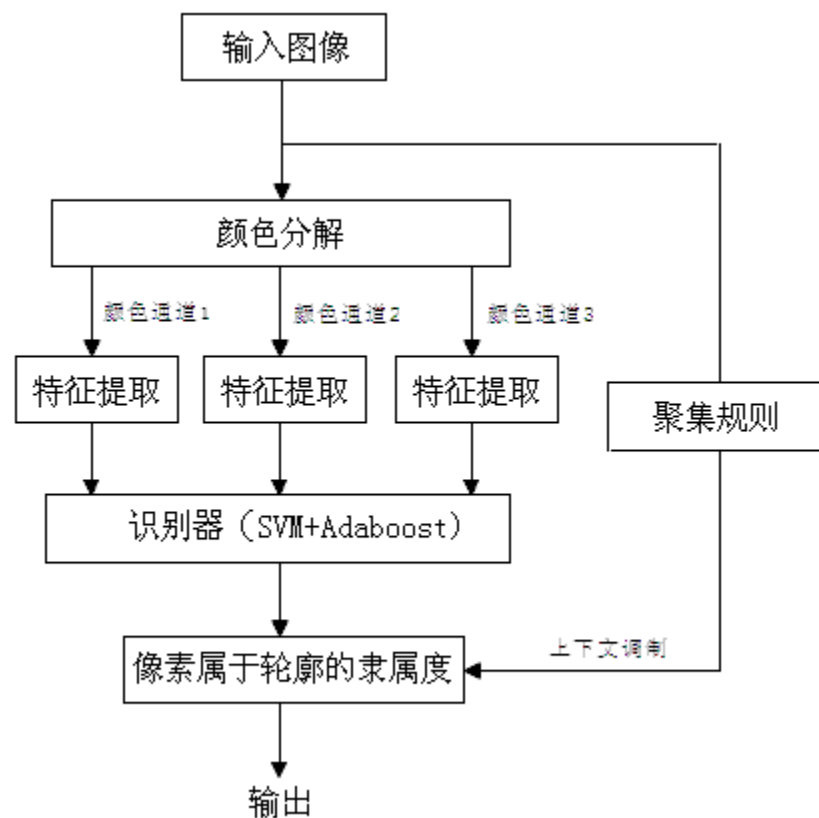


I 表示原始图像， SW_1, \dots, SW_t 表示由不同的人所标注的结果， $p(S|I)$ 表示是边界点的概率。多数人标注的地方，其颜色较深，概率较大；只有少数人标注的地方，其颜色较浅，概率较小。

聚集规则



流程图



Thanks !
