

# 一种改进型机器人仿生认知神经网络

钱 夔, 宋爱国

(东南大学仪器科学与工程学院, 江苏南京 210096)

**摘 要:** 为了更好地模拟人类视觉系统中的注意力选择, 本文提出一种改进型机器人仿生认知神经网络. 首先模拟人类视觉皮层结构, 在已有模型基础上建立改进型仿生认知神经网络模型; 增加位置层(Position Motor, PM)到感受野(Receptive Field, RF)的自上而下(top-down)的视觉注意, 同时下颞叶(Inferior Temporal, IT)不再接收全局视觉信息, 而改为接收带有自下而上(bottom-up)视觉注意的局部信息, 不仅降低数据处理的复杂度, 也更加符合人类格式塔心理; 最后利用该模型实现机器人复杂背景下目标识别与跟踪. 实验结果证明该方法在有效减少数据冗余、缩短处理时间的同时, 还可有效提高机器人视觉系统对目标的识别准确率.

**关键词:** 注意力选择; 仿生认知神经网络; 机器人; 视觉

**中图分类号:** TP24      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112 (2015)06-1084-06

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.06.007

## An Improved Bionic Cognitive Neural Network for Robot

QIAN Kui, SONG Ai-guo

(School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing, Jiangsu 210096, China)

**Abstract:** To better simulate the attention selection in human visual system, an improved bionic cognitive neural network for robot is proposed. Firstly, to simulate human visual cortex structure, an improved bionic cognitive neural network is established on the basis of the existing models; it adds top-down visual attention from position motor(Position Motor, PM) to receptive field(Receptive Field, RF), and meanwhile, inferior temporal (Inferior Temporal, IT) no longer receives global visual information and turns to receive local information with bottom-up visual attention, not only reducing the complexity of data processing, but also keeping with human Gestalt psychology. Finally, the model is utilized to realize the robot target recognition and tracking in complex background. Experimental results show that the method can reduce data redundancy and processing time, and also effectively improve the target recognition accuracy in the robot vision system.

**Key words:** attention selection; bionic neural network; robot; vision

## 1 引言

近年来机器视觉已成为机器人技术研究工作中的热点之一. 传统方法是先对视觉图像进行特征提取, 再利用以“最佳划分”为目标的模式识别方法, 来区分不同图像. 然而研究人员已不满足基于任务编程的机器人视觉实现, 而是想让机器人具有类人思维模式, 具有学习能力和“认知”功能. 仿生神经网络就是实现了对人的大脑基本结构的模拟, 一定程度上模拟人类视觉系统, 提高机器人的自主认知能力. 王守觉<sup>[1]</sup>以认识事物而不是区分事物为目的, 提出仿生模式识别方法, 来完成目标识别; 刘炳尧<sup>[2]</sup>提出基于概念空间学习认知的机器人目标识别方法, 使机器人具有一定的认知功能; Rabi-

novich<sup>[3]</sup>基于仿生原理建立认知结构模型模拟思考过程. 这些方法均在功能上更接近人类对事物的识别过程.

而在生物和机器人认知系统中, 如果不加选择的处理那些源源不断输入的外部信息, 无疑会占用大量的资源, 因此需要对信息进行筛选和侧重. 视觉注意就是希望能够将有限的资源用于比较重要和集中的地方, 保证视觉系统对有效信息的获取, 提高认知效率. Deco 与 Rolls<sup>[4]</sup>提出了一种视皮层上的视觉注意和固定目标认知模型, 但遗憾的是工程上较难实现. Itti 等人提出了视觉注意搜索模型<sup>[5,6]</sup>, 把图像特征综合到一个映射图中, 并基于动态的神经网络, 通过纯粹的自下而上视觉注意的方式, 选取特征映射图中的神经元通过相互竞

争最后获胜的区域作为注意区域. Weng 利用仿生发育神经网络<sup>[7]</sup>, 将自下而上的视觉注意与自上而下的视觉注意结合起来, 建立 WWN 模型<sup>[8,9]</sup>, 实现物体的目标识别与定位.

人类的心理物体学认为, 视觉注意选择是一个二元框架, 是基于任务的自上而下及基于图像的自下而上的结合. 在视觉场景中, 处在显著位置的物体更容易得到视觉注意, 比如看到墙壁上的挂钟, 先是要眼睛转动到挂钟的位置, 进而对那个位置上的物体进行识别, 认出是挂钟. 这种突出于周围背景的目标总是能够让注意力转移到该目标之上. 基于上述原理, 本文在已有仿生神经网络<sup>[10]</sup>基础上, 提出一种改进型仿生神经网络, 增加了位置层 (Position Motor, PM) 到感受野 (Receptive Field, RF) 的自上而下 (top-down) 的视觉注意, 同时下颞叶 (Inferior Temporal, IT) 不再接收全局视觉信息, 而改为接收带有自下而上 (bottom-up) 视觉注意的局部信息, 不仅降低数据处理的复杂度, 也更加符合人类格式塔心理<sup>[11]</sup>, 并最终实现复杂背景下的机器人目标识别与跟踪. 实验结果证明该方法在有效减少数据冗余的同时, 还可有效提高机器人视觉系统的识别准确率.

## 2 改进型仿生神经网络

### 2.1 仿生神经网络介绍

#### 2.1.1 仿生神经网络结构

大脑皮层中主要负责处理视觉信息的部分是视觉皮层, 接受来自丘脑外侧膝状体的视觉信息输入. 视觉皮层包括初级视皮层 (V1) 以及纹外皮层 (如 V2, V3, V4, V5 等). 视觉皮层中有两条重要通路, 分别为背侧流 (dorsal stream) 和腹侧流 (ventral stream). 背侧流起始于 V1, 通过 V2, 进入背内侧区和中颞区 (V5), 然后抵达顶下小叶 (Posterior Parietal, PP). 背侧流通常被称为“空间通路”, 参与处理物体的空间位置信息以及相关的运动控制. 腹侧流也起始于 V1, 依次通过 V2, V4, 进入下颞叶 IT. 腹侧流通路通常被称为“内容通路”, 参与物体识别.

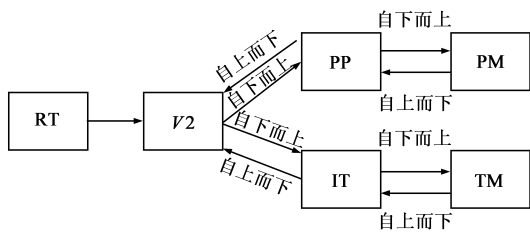


图1 仿生神经网络结构

仿生神经网络<sup>[8]</sup>模拟人类视觉皮层结构, 分为 6 层区域, 如图 1 所示. 第一层为视网膜区域, 负责接受外界视觉信息. 同时, 仿生神经网络构造了与大脑视觉皮层

功能不完全相同的 V2 区, 负责局部感知信息处理. 经过 V2 处理的视觉信息一部分通过腹侧流通路经过 IT, 到达类型层 (Type Motor, TM), 进行目标识别; 另一部分通过背侧流进入 PP, 最后抵达位置层 (Position Motor, PM), 完成目标定位任务.

#### 2.1.2 视觉注意选择

V2 中视觉信息有两种类型, 一种是局部感知, 另一种是全局感知. 局部感知信息从视网膜图像获得, 其维度由感受野大小决定. 全局感知则是 V2 中神经元将整个视网膜图像作为全局输入信息. PP 与 IT 中神经元个数由目标在视网膜图像中位置数量决定. 自上而下的视觉注意能够增加底层相关的神经元兴奋敏感度.

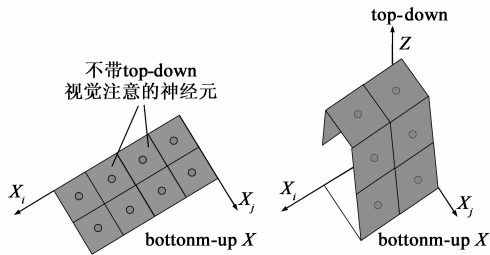


图2 top-down视觉注意作用效果

如图 2 所示, 图 2(a) 显示没有 top-down 视觉注意时, 神经元按均匀概率分布在 X 层上, 无关神经元  $X_i$  与相关神经元  $X_j$  的兴奋概率为:  $\delta_i = \delta_j$ . 图 2(b) 表示在学习阶段增加了 Z 层自上而下的视觉注意后, 改变了原来的神经元分布方式, 使得 X 层相关神经元更易兴奋.

### 2.2 改进型仿生神经网络

图 3 是本文提出的改进型仿生神经网络结构, 用于机器人在复杂背景下的目标识别与跟踪. V2 区域含有 3 层感受野, 用于感知视网膜图像中所有物体及位置信息. 各层均包含自上而下的视觉注意、自下而上的视觉注意及组合权重信息, 并对神经元进行侧抑制.

给定一个神经层 A, 其中每一个神经元的组合权重向量  $\mathbf{v} = (v_b, v_t)$  响应由式 (1) 决定:

$$r(v_b, b, v_t, t) = \frac{v_b}{\|v_b\|} \cdot \frac{b}{\|b\|} + \frac{v_t}{\|v_t\|} \cdot \frac{t}{\|t\|} = \dot{\mathbf{v}} \cdot \dot{\mathbf{p}} \quad (1)$$

其中,  $\dot{\mathbf{v}}$  是归一化后的神经元突触权重  $\mathbf{v} = (v_b, v_t)$  的单位向量,  $\dot{\mathbf{p}}$  是归一化后的输入向量  $\mathbf{p} = (b, t)$  的单位向量. 为了模拟神经元侧抑制效应, 采用 top-k 竞争机制, 本文  $k = 1$ . 优胜神经元  $j$  由下式决定:

$$j = \arg \max_{1 \leq i \leq c} r(v_{bi}, b, v_{ti}, t) \quad (2)$$

在竞争阶段, 只有获胜的神经元被激活, 其余的神经元都被抑制. 在学习阶段, 被激活的神经元更新相应

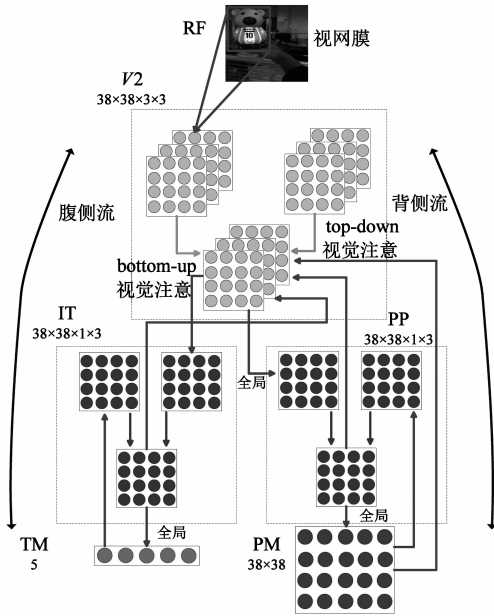


图3 改进型仿生神经网络结构

的突触权重, IT层、PP层的 bottom-up 向量和 top-down 向量, 与 TM层、PM层的 bottom-up 向量得到更新. 整个发育神经网络神经元的学习过程均采用 LCA 算法<sup>[12]</sup>. LCA 算法核心在于视觉神经的海扁学习:

$$v_j \leftarrow w(g_i) v_j + (1 - w(g_i)) r_j \dot{p} \quad (3)$$

式中,  $w$  是遗忘方程<sup>[13]</sup>决定, 与神经元激活兴奋次数  $g_i$  相关.

$$w(g_i) = 1 - \frac{1 + u(g_i)}{g_i} \quad (4)$$

$$u(g) = \begin{cases} 0, & \text{if } g \leq g_1 \\ c(g - g_1)/(g_2 - g_1), & \text{if } g_1 \leq g \leq g_2 \\ c + (g - g_2)/\lambda, & \text{if } g_2 \leq g \end{cases} \quad (5)$$

与已有仿生神经网络结构<sup>[11]</sup>不同, 本文增加了 PM 到 V2 的 top-down 的视觉注意, 同时 IT 不再接收全局视觉信息, 而改为接收带有 bottom-up 视觉注意的局部信息, 不仅降低数据处理的复杂度, 也更加符合人类格式塔心理.

### 3 算法步骤

#### 算法 1 改进型仿生认知神经网络训练

**Data:** 视网膜输入图像

**Result:** 各层神经元权重向量完成更新

Initialize;

for 1 to  $N$  do      %  $N$  为机器人采集到的图像数量;

$$\hat{r}_b^{\text{PP}} = v_b^{\text{PP}} \cdot p_b^{\text{V2}};$$

$$\hat{r}_t^{\text{PP}} = v_t^{\text{PP}} \cdot p_t^{\text{PM}};$$

$$\hat{r}^{\text{PP}} = \beta \hat{r}_b^{\text{PP}} + (1 - \beta) \hat{r}_t^{\text{PP}}; \quad \% \beta = 0.5;$$

if  $\hat{r}_j^{\text{PP}} > r_k^{\text{PP}}$  then

$$r_j^{\text{PP}} = \hat{r}_j^{\text{PP}};$$

else

$$r_j^{\text{PP}} = 0; \quad \% \text{top-}k \text{ 模拟侧抑制};$$

end

for 1 to  $k$  do

call LCA;      % LCA 见式(3);

end

%更新 PP 层神经元, 包含 bottom-up 权重向量与 top-down 权重向量;

$$v_b^{\text{PM}} = w(g_l) v_l^{\text{PM}} + (1 - w(g_l)) r^{\text{PP}};$$

%更新 PM 层神经元 bottom-up 权重向量, 其中  $g_l$  为神经元  $l$  兴奋次数;

$p_b^{\text{V2}} = r^{\text{PM}};$  % V2 层接受 PM 层 top-down 视觉注意信息, IT 层接受来自感受野 bottom-up 局部信息;

$$\hat{r}_b^{\text{IT}} = v_b^{\text{IT}} \cdot p_b^{\text{V2}};$$

$$\hat{r}_t^{\text{IT}} = v_t^{\text{IT}} \cdot p_t^{\text{TM}};$$

$$\hat{r}^{\text{IT}} = \beta \hat{r}_b^{\text{IT}} + (1 - \beta) \hat{r}_t^{\text{IT}}; \quad \% \beta = 0.5;$$

if  $\hat{r}_j^{\text{IT}} > r_k^{\text{IT}}$  then

$$r_j^{\text{IT}} = \hat{r}_j^{\text{IT}};$$

else

$$r_j^{\text{IT}} = 0; \quad \% \text{top-}k \text{ 模拟侧抑制};$$

end

for 1 to  $k$  do

call LCA;      % LCA 见式(3);

end

%更新 IT 层神经元, 包含 bottom-up 权重向量与 top-down 权重向量;

$$v_s^{\text{TM}} = w(g_s) v_s^{\text{TM}} + (1 - w(g_s)) r^{\text{IT}};$$

%更新 TM 层神经元 bottom-up 权重向量, 其中  $g_s$  为神经元  $s$  兴奋次数;

end

#### 算法 2 改进型仿生认知神经网络测试

**Data:** 视网膜输入图像

**Result:** 各层神经元权重向量完成更新

Initialize;

for 1 to  $M$  do      %  $M$  为机器人需测试的图像数量;

$$\hat{r}^{\text{PP}} = v_b^{\text{PP}} \cdot p_b^{\text{V2}};$$

if  $\hat{r}_j^{\text{PP}} > r_k^{\text{PP}}$  then

$$r_j^{\text{PP}} = \hat{r}_j^{\text{PP}};$$

else

$$r_j^{\text{PP}} = 0; \quad \% \text{top-}k \text{ 模拟侧抑制};$$

end

$$r^{\text{PM}} = v_b^{\text{PM}} \cdot r^{\text{PP}};$$

$i = \arg \max(r_i)^{\text{PM}};$  %  $i$  为目标位置;

$$p_b^{\text{V2}} = r^{\text{PM}};$$

$$\hat{r}_b^{\text{IT}} = v_b^{\text{IT}} \cdot p_b^{\text{V2}};$$

if  $\hat{r}_j^{\text{IT}} > r_k^{\text{IT}}$  then

$$r_j^{\text{IT}} = \hat{r}_j^{\text{IT}};$$

else

$$r_j^{\text{IT}} = 0; \quad \% \text{top-}k \text{ 模拟侧抑制};$$

end

$$r^{\text{TM}} = v_b^{\text{TM}} \cdot r^{\text{IT}};$$

$t = \arg \max(r_t)^{\text{TM}};$  %  $t$  为目标类型;

算法 1 为改进型仿生神经网络训练步骤,增加了 PM 层到 V2 层的 top-down 的视觉注意反馈,同时 IT 层不再接收 V2 层输出的全局视觉信息,而改为接收带有 bottom-up 视觉注意的局部信息.各层神经元的学习过程均采用 LCA 算法,因此能够很好地模仿人脑的智力发育过程.学习结果以“知识”的形式储存在神经元中,实现了对新知识的学习、储存及理解,根据各层的神经元突触连接,得出思维结论,其思维结论得益于以往知识的积累.这种模仿人类的成长发育过程,实现机器人对自己“所见”的学习、理解和成长,也符合格式塔心理学对人类识别能力的解释.算法 2 为改进型仿生神经网络测试步骤,完成学习后,各层神经元响应向量均只计算带有 bottom-up 的视觉信息,PP 层与 IT 层不再接受来自 PM 层及 TM 层的 top-down 视觉注意.不过无论是训练还是测试时,V2 层输出给 IT 层的 bottom-down 视觉信息均是基于 PM 层到 V2 层的 top-down 的视觉注意反馈.

## 4 实验结果

图 4 为实验室自主开发研制的移动机器人 Hunt-6<sup>[13]</sup>.该机器人具备局部自主导航能力,可攀爬楼梯,能适应草地、沙地等各种复杂地形,具有高机动侦察及应急处理能力,具备多摄像头,可同时传输四路图像.任



图4 机器人Hunt-6

意选取其中一个摄像头来实现视觉获取,本文训练样本就是利用机器人安装在机械手腕部的摄像头提取的图像帧.实验场景设定在杂乱的实验室环境,选取玩具、盆栽、校徽、茶叶盒及杯子五类目标进行识别与跟踪,部分实验训练样本如图 5 所示.

图 6 为感受野区域部分 bottom-up 权重向量,视网膜图像需经过 VT 中感受野处理,从杂乱无章的背景环境中找出兴奋点,达到视觉选择作用.本文仅测试单尺度目标,在实际应用中还可以设置不同尺寸感受野实现目标多尺度变换<sup>[14]</sup>.

图 7 为训练完成后的 PP 层 where 通道的 top-down

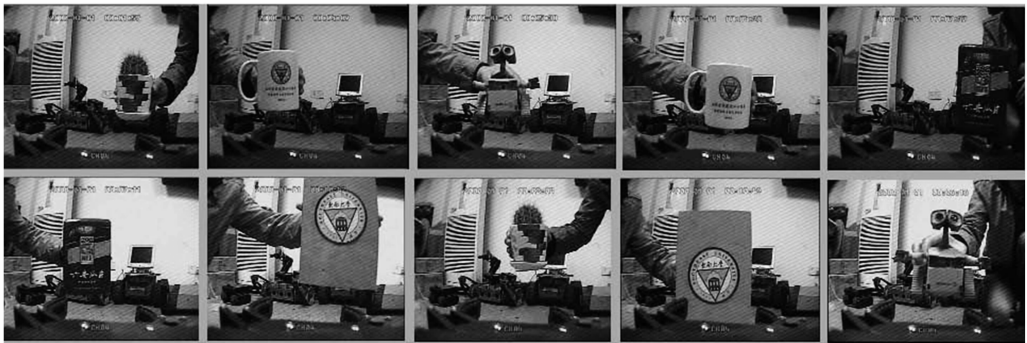


图5 部分训练样本

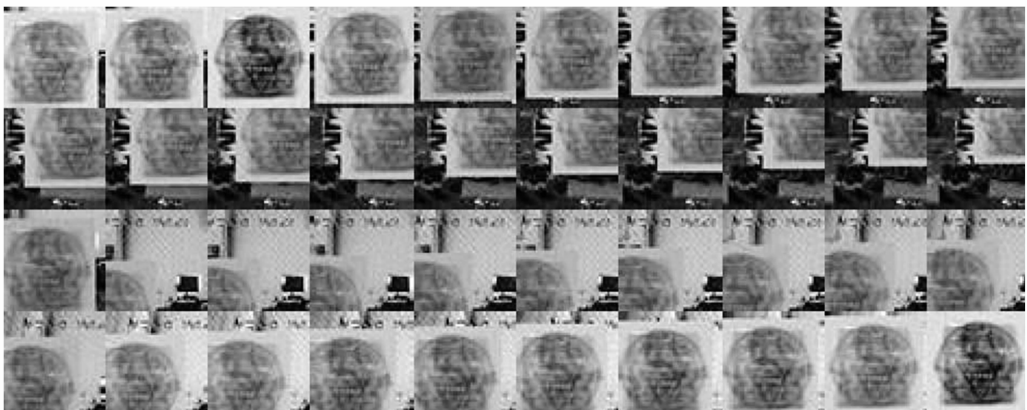


图6 感受野区域部分bottom-up权重向量

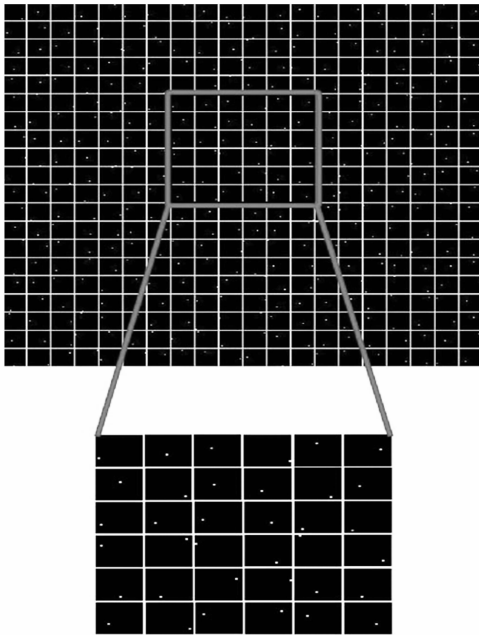


图7 PP层where通道top-down权重向量

权重向量可视化显示. 图中每个小正方形( $20 \times 20$ )均为 PM 层到 PP 层的 top-down 权重向量, 白色表示激活的神经元, 代表对目标位置的注意力. 图 8 为 IT 层 what 通道的 top-down 权重向量可视化显示. 每一矩形( $1 \times 6$ )均为 TM 层到 IT 层的 top-down 权重向量, 白色表示激活的神经元, 代表对目标种类的注意力. 值得一提的是训练样本有 5 类, 但是 TM 层有 6 类, 其中一类是背景, 当机器人对未知目标识别时, 可以立刻认知到目标位置, 但是并不能知道目标类型, 这时 IT 中神经元突触会连接到 TM 层背景神经元, 如同人类认识事物一般, 对未学习过的目标均表示未知. 发育与测试时, 背景均设定在杂乱无章的实验室环境, 测试图像共有  $20 \times 20 \times 5 = 2000$  幅, 其中  $20 \times 20$  为目标物体在视网膜图像中位置数量, 5 为目标类型数.

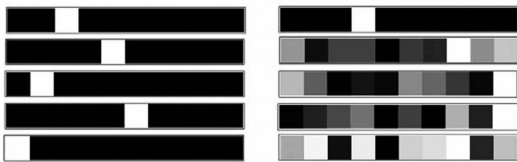


图8 IT层where通道top-down权重向量

本文改进之处在于增加了 PM 到 V2 的 top-down 的视觉注意, 同时 IT 不再接收全局视觉信息, 而改为接收带有 bottom-up 视觉注意的局部信息, 这不仅降低数据处理的复杂度, 也更加符合人类格式塔心理. 图 9 为本文算法与已有仿生神经网络算法的效率比较, 从中可以明显看出, 本文算法耗时约为 58ms, 传统算法耗时约为 100ms, 大大减少了机器人在处理图像中所需的时

间. 这是因为传统算法中 where 通道与 what 通道是相互独立的, PP 与 IT 的输入尺寸均为视网膜图像大小. 而本文算法强调了在环境中对目标的注意力, what 通道内容是基于 where 通道中 PM 层的 top-down 的视觉注意反馈, 因此 IT 层的视觉输入信息尺寸是 V2 层中感受野的尺寸 ( $38 \times 38$ ), 而不再是整个视网膜图像尺寸 ( $57 \times 57$ ), 直接使得 what 通道中平均处理时间能够节省约 42ms, 缩短为原来的一半, 大大提高了算法的效率. 这不仅能减少机器人在线发育时间, 还能在发育完成后帮助机器人更快完成认知过程.

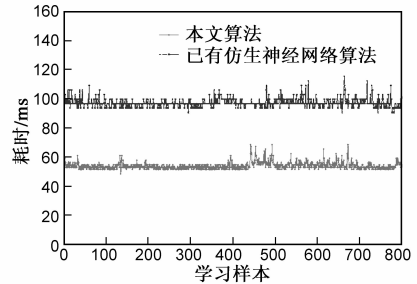


图9 本文算法与传统算法处理时间比较

表 1 本文算法与传统算法性能比较

目标类型	本文算法的目标识别正确率 (%)	传统算法的目标识别正确率 (%)	本文算法的目标位置最大误差 (pixels)	传统算法的目标位置最大误差 (pixels)
盆栽	100	90	0	1
玩具	96	90	2	3
校徽	100	92	0	0
杯子	100	88	1	0
茶叶盒	100	90	0	5

表 1 为本文算法与传统算法的性能比较, 可以看出本文算法对目标识别正确率上比传统算法更优异, 这是因为传统算法 where 通道与 what 通道相互独立, 而本文算法强调了在环境中对目标的注意力, 增加了 PM 到 V2 的 top-down 的视觉注意, 使得大脑更易观察那些突出于周围环境的目标, 进而对目标进行识别处理, 既降低数据处理的复杂度, 也更加符合人类格式塔心理.

## 5 结论

人类视觉系统中的注意力选择是区别于一般机器视觉的重要特征, 视觉注意力能够对有限的信息资源进行分配, 使感知具备选择能力. 本文在已有仿生神经网络基础上, 提出一种改进型仿生神经网络, 增加了位置层到感受野的自上而下的视觉注意, 同时下颞叶不再接收全局视觉信息, 而改为接收带有自下而上视觉注意的局部信息, 不仅降低数据处理的复杂度, 也更加符合人类格式塔心理. 实验结果证明该方法在有效减少数据冗余、缩短处理时间的同时, 还可有效提高机器

人视觉系统对目标的识别准确率。

未来工作主要在于将本文算法与多尺度变换结合起来,用于完成复杂背景下的不同尺度目标实时认知。

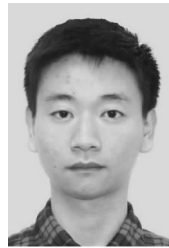
### 参考文献

- [1] 王守觉. 仿生模式识别(拓扑模式识别)——一种模式识别新模型的理论与应用[J]. 电子学报, 2002, 30(10): 1417 – 1420.  
WANG Shou-jue. Bionic (topological) pattern recognition—a new model of pattern recognition theory and its applications [J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(10): 1417 – 1420. (in Chinese)
- [2] 刘炳尧, 秦世引. 基于概念空间学习认知的机器人目标识别方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2012, 38(11): 1502 – 1506, 1511.  
Liu Bing-yao, Qin Shi-yin. Robot object recognition based on learning and cognition with conceptual space [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2012, 38(11): 1502 – 1506, 1511. (in Chinese)
- [3] Rabinovich Z L. Natural thinking mechanisms and computer intelligence[J]. Cybernetics and Systems Analysis, 2003, 39(5): 695 – 700.
- [4] Deco G, Rolls E T. A neurodynamical cortical model of visual attention and invariant object recognition[J]. Vision Research, 2004, 44(6): 621 – 642.
- [5] Itti L, Koch C. Computational modelling of visual attention[J]. Nature Reviews Neuroscience, 2001, 2(3): 194 – 203.
- [6] Itti L, Koch C. A saliency-based search mechanism for overt and covert shifts of visual attention[J]. Vision Research, 2000, 40(10): 1489 – 1506.
- [7] Weng J, Luwang T, Lu H, et al. A multilayer in-place learning network for development of general invariances[J]. International Journal of Humanoid Robotics, 2007, 4(02): 281 – 320.
- [8] Ji Z, Weng J, Prokhorov D. Where-what network 1: “Where” and “What” assist each other through top-down connections [A]. 7th IEEE International Conference on Development and Learning [C]. Monterey: IEEE, 2008. 61 – 66.
- [9] Ji Z, Weng J. WWN-2: A biologically inspired neural network for concurrent visual attention and recognition [A]. The IEEE

2010 International Joint Conference on Neural Networks [C]. Barcelona: IEEE, 2010. 1 – 8.

- [10] Luciw M, Weng J. Where What Network 3: Developmental top-down attention with multiple meaningful foregrounds [A]. International Joint Conference on Neural Networks [C]. Barcelona: IEEE, 2010. 4233 – 4240.
- [11] Chou J R. A Gestalt-Minimalism-based decision-making model for evaluating product form design [J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 2011, 41(6): 607 – 616.
- [12] Weng J, Luciw M. Dually optimal neuronal layers: Lobe component analysis [J]. IEEE Transactions on Autonomous Mental Development, 2009, 1(1): 68–85.
- [13] Qian K, Song A G, Bao J T, et al. Small teleoperated robot for nuclear radiation and chemical leak detection [J/OL]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2012, 9. [http://www.intechopen.com/journals/international\\_journal\\_of\\_advanced\\_robotic\\_systems](http://www.intechopen.com/journals/international_journal_of_advanced_robotic_systems), 2012 – 09 – 19.
- [14] Song X, Zhang W, Weng J. Where-what network 5: Dealing with scales for objects in complex backgrounds [A]. International Joint Conference on Neural Networks [C]. San Jose: IEEE, 2011. 2795 – 2802.

### 作者简介



钱夔 男, 1987年6月出生于安徽省安庆市. 现为东南大学仪器科学与工程学院博士研究生, 从事移动机器人、智能控制、机器学习等方面的研究.

E-mail: qiankui\_99@126.com



宋爱国 男, 1968年11月出生于安徽省黄山市. 现为东南大学仪器科学与工程学院教授, 博士生导师, 从事机器人、传感器、虚拟现实及遥控操作技术等研究工作.

E-mail: a.g.song@seu.edu.cn