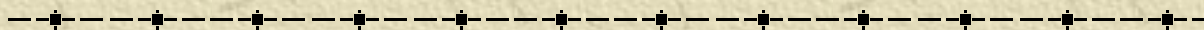
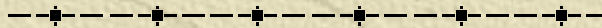


# 基于ART2的人像识别方法



刘小华 段锦 韩冬冰 周春光



# 简介

- 
- ✦ 人像识别和检索的应用
  - ✦ 人像识别中对应的面部特征信息表征方法
  - ✦ 人像识别的方法

# 几种识别方法的比较

---

## ✦ 距离比较

只是单纯的比较表征人脸的特征向量之间的距离，同一类样本之间缺乏相关性。

## ✦ 神经网络识别算法中的自相关神经网络和前馈网络

对于样本的变化存在着困难，无论是样本数的增加还是减少，都需要重新学习训练，并且花费时间很长。

## ✦ 本文提出了一种基于自适应谐振理论的神经网络ART2的人像识别方法。

本网络对于同类样本具有相容性同时适应样本类数目的变化能进行在线学习，识别时间短。

# 人像图像预处理

---

## ✦ 图像质量的改进

彩色图像灰度化、滤波、量化等

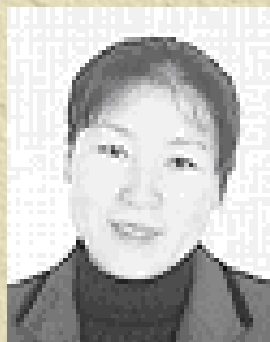
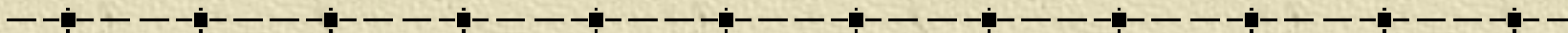
## ✦ 特征区域的分离

边缘检测、特征定位、图像分割

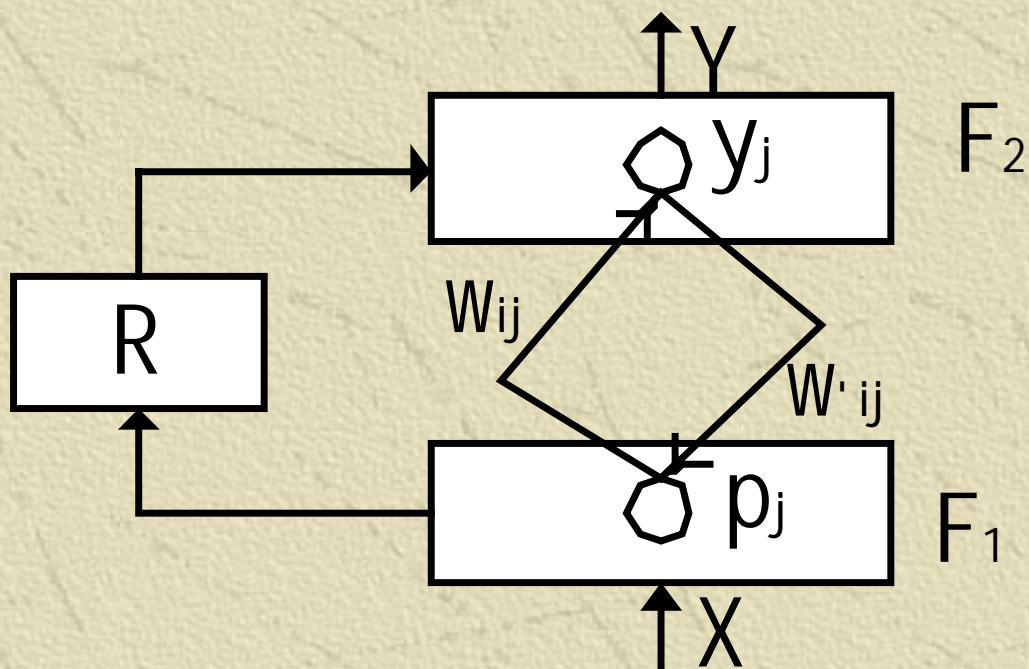
## ✦ 图像的补偿操作

对人像的倾斜和旋转进行补偿

# 面部特征向量的获取



# 自适应谐振神经网络ART2



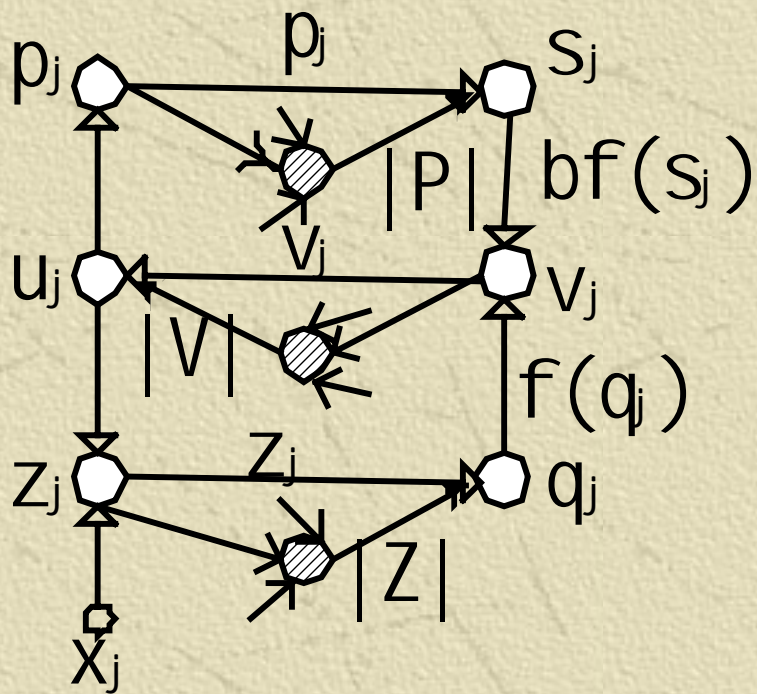
ART2网络结构图

# 网络组成

---

自适应谐振神经网络ART(Adaptive Resonance Theory, 简称ART)2由三部分组成： $F_1$ 、 $F_2$ 和调整子系统R。ART2输入的矢量X是一个N维实数向量  $x_0, x_1, \dots, x_{N-1}$ ，输出矢量Y是一个M维的实数向量  $y_0, y_1, \dots, y_{M-1}$ 。

# 特征表示场 $F_1$



特征表示场 $F_1$

# $F_1$ 的组成部分

在 $F_1$ 中有相应的 $N$ 个处理单元，每个单元都包括上、中、下三层，上图画出了第 $j$ 个处理单元的结构。每一层里都包括两种功能不同的神经元：空心圆和实心圆

**空心圆** 每个空心圆所代表的神经元有两类输入，一类是兴奋激励，用空心箭头表示；另一类是抑制激励，用实心箭头表示。

**实心圆** 实心圆神经元的功能是求其输入矢量之模。与标记为 $p_j$ 的空心圆相连的实心圆，除了 $p_j$ 以外还与 $p_0, p_1, \dots, p_{N-1}$ 等各空心圆相连。设  $P=[p_0, p_1, \dots, p_{N-1}]$ ，那么此实心圆的输出即等于 $P$ 的模。换言之，它的输出可表示为

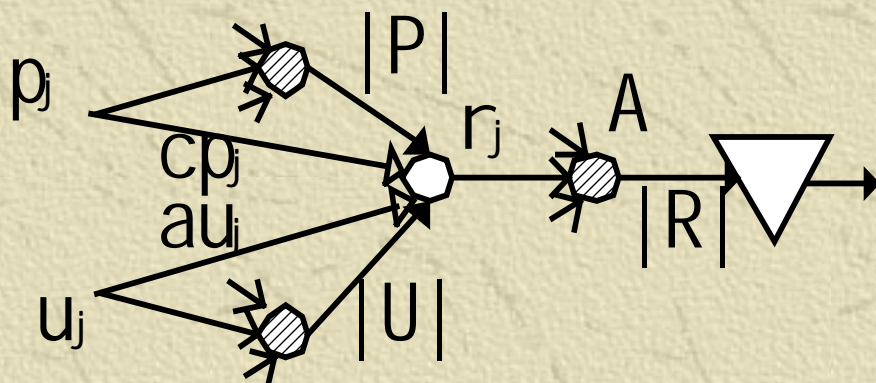
$$|p| = (p_0^2 + p_1^2 + \dots + p_{N-1}^2)^{1/2}$$

# 类别表示场 $F_2$

$F_2$ 场功能是选择竞争优胜者，包含 $M$ 个单元，每个单元对应样本的一个种类，故网络最大的分类容量为 $M$ 。按照竞争学习机制， $F_2$ 场的输出矢量 $Y=[y_0y_1\dots y_{M-1}]$ 由下式决定：

若  $i = \max \{t_i, i = 0 \sim (M - 1)\}$  则  $y_i = 1$  且  $y_j = 0$ , 当  $j \neq i$

# 调整子系统R结构图



调整子系统

# 调整子系统R

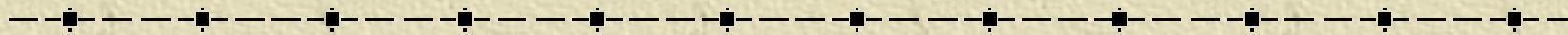
用来计算输入样本X与网络中的各类样本之间的匹配程度，由矢量来确定

$$\vec{r} = (r_1 \cdots r_M)$$

其中

$$r_j = \frac{u_j + cp_j}{e + \|u\| + \|cp\|}$$

# F<sub>1</sub>场和F<sub>2</sub>场之间的权值调整



自顶向下 (F<sub>2</sub> → F<sub>1</sub>) :

$$w'_{jI}(k+1) = w'_{jI}(k) + d(1-d) \left\{ \frac{u_j(k)}{(1-d)} - w'_{jI}(k) \right\}, j = 0 \sim (N-1)$$

由底而上 (F<sub>1</sub> → F<sub>2</sub>) :

$$w_{Ij}(k+1) = w_{Ij}(k) + d(1-d) \left\{ \frac{u_j(k)}{(1-d)} - w_{Ij}(k) \right\}, j = 0 \sim (N-1)$$

# ART2用于人像识别的算法

## 网络训练算法：

初始化。给参数 $\theta$ ,  $a$ ,  $b$ ,  $c$ ,  $\rho$ 和 $d$ 赋予相应的初值。给由底而上的权向量 $W$ 和自顶向下的权向量 $W'$ 赋初值。

把人脸特征向量 $X=(x_0, x_1, \dots, x_{N-1})$ ,  $x_j \in [0, 1]$ 输入网络,  $j \in [0, N-1]$ 。

计算 $F_1$ 场中的各矢量： $Z$ ,  $Q$ ,  $V$ ,  $U$ ,  $S$ 和 $P$ 。

$F_2$ 场中输入矢量 $T=[t_0, t_1, \dots, t_{M-1}]$ , 计算获胜节点 $l$ 。当场 $F_2$ 未受激励时, 所有 $y_i=0$ ,  $i \in [0, M-1]$ 。

信息反送, 由 $F_2$ 场的获胜节点 $l$ 送回自顶向下的权向量 $W'_l$ , 并计算出 $|R|$ 值。

警戒线检测。若 $|R| > \theta$ , 则接受 $l$ 为获胜节点, 转 ; 否则发Reset信号, 置 $y_l=0$  (不允许其再参加竞争), 开始搜索阶段, 转 。

根据3.5节的权值调整公式调整由底而上及自顶向下的权向量。

# 网络识别算法

识别算法和训练算法基本一致，只是在第6步和第7步不同。

警戒线检测。若 $|R| > \theta$ ，则接受I为获胜节点；否则发Reset信号，如果所有节点都被搜索完毕，则没有找到，并返回具有最大警戒线值的节点的序号和其警戒线值；否则置 $y_I = 0$ （不允许其再参加竞争），开始搜索阶段，记录警戒线值最大的 $|R|$ ，转 。

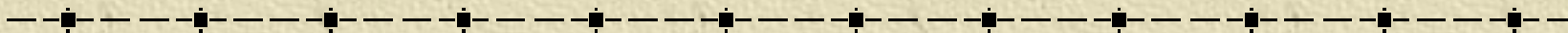
第 步省略。

# 减少样本算法

减少样本算法和训练算法基本一致，只是第7步不同。

把I节点对应的由底而上的权值 $w_{Ij}$ 和自顶向下的权值 $w'_{jI}$ 赋值为 中初始化时的值， $j \in [0, N-1]$ 。

# 用于实验的一组图像



# 实验结果分析

- 
- ✦ 实验中采用的图像来自于吉林大学计算机科学与技术学院计算智能教研室的人像库，这些人像的姿态不同，表情也有变化。分别对面部特征区域进行加权平均、小波变换、主分量分析，采用欧式距离、BP网络和ART2进行识别
  - ✦ 在由摄像机抓拍的1000张人像组成的数据库中，共有40人的图像数据，每人取5幅作为输入样本，余下的用来测试，识别结果如下：

# 实验数据


---

	加权平均	小波变换	主分量分析
欧式距离	76.72%	84.3%	82.5%
BP算法	78.45%	89.23%	87.28%
ART2	79.08%	97.68%	96.88%

# 结论

---

本文的工作可以用于中小规模图像数据库的人像识别和检索。实验证明，本文提供的算法在动态改变样本数量和识别率这两个方面，都能达到让人比较满意的效果。它可以适用于一些采用人像识别来进行身份验证的部门，对于网上追逃等大规模的数据库信息，可以考虑使用二级ART2进行分类，缩小查询范围，从而大量的减轻查询者的工作量。



---

谢谢！