

具有自适应类警戒参数的模糊 ARTMAP 神经网络

黎明 严超华 刘高航

(南昌航空工业学院应用工程系,南昌 330034)

摘要 提出了一种具有自适应类警戒参数的模糊 ARTMAP 神经网络,为不同的模糊 ART 的类族设置了不同的警戒测试参数,并在学习过程中进行自适应调整。还提出了新的非交叠超方形以及非交叠的 Nested 超方形的建立与扩展学习规则。新的神经网络模型可以提高识别率,解决了发生在传统模糊 ARTMAP 神经网络中的记忆稳定性和弹性问题,并解决了传统的模糊 ARTMAP 神经网络不能处理的非凸输入特征空间的分类问题。

关键词 模式识别 模糊 ARTMAP 神经网络 自适应 超方形

0 引言

基于自适应谐振理论的神经网络,即 ART 神经网络是在研究人类大脑的运行机制的基础上发明的。目前已发展了一系列的 ART 神经网络,包括 ART1^[1],ART2^[2],ART3^[3],模糊 ART^[4],ARTMAP^[5]和模糊 ARTMAP^[6]等。为了描述方便,在本文中,类族(cluster)是指神经网络通过学习建立的不同类别(category)的特征原型,由网络的权重矢量所描述,每一类别可有多个类族与之对应。每一类族与一权重矢量决定的超方形一一对应。

但是,ART 系列神经网络都存在以下三个局限性:①不能充分利用输入矢量特征空间特点;②在某程度上仍然存在记忆的弹性和稳定性相互矛盾问题。③它们都不能解决非凸输入矢量空间的分类问题。

本文建立了一种具有自适应类警戒参数的模糊 ARTMAP 神经网络模型以及与之对应的新的学习规则,每类族具有不同的并且是被自适应选择的警戒参数,充分利用了不同输入矢量特征空间的特点。新的不交叠超方形扩展的学习规则彻底解决了记忆的弹性和稳定性相互矛盾问题。允许在已存在的超方形中建立不交叠的超方形(即 Nested 超方形)的规则解决了非凸输入矢量空间的分类问题。

1 模糊 ART 神经网络

模糊 ART 神经网络^[4]的每一类族(对应于输出层每一神经元)对应于一个超方形^[4,6-9]。假设输入矢量为带补码的输入: $I = \{a, a^c\}$,其中 a 为 M 维矢量。权重矢量为: $\{W_j, j \in [1, M]\}$ 。另设警戒参数为 ρ 。对应于输出层第 j 个神经元的类族为 $W_j = \{u_j, v_j\}$,则它可以解释为一超方形 R_j ,超方形的远离原点的顶点为 v_j ,靠近原点的顶点为 u_j 。超方形的尺寸定义为 $|R_j| = |v_j - u_j|$ 。当输入矢量 a 被分为类族 R_j 时,超方形 R_j 扩展为 $R_j^{(new)} = R_j^{(old)} \oplus a$,即超方形 $R_j^{(new)}$ 扩展到仅仅能包括原超方形 $R_j^{(old)}$ 和 M 维输入点 a 。当扩展了的超方形的尺寸满足限制条件^[4,9] $|R_j \oplus a| \leq (1 - \rho)M$,则类族 j 就可以满足警戒测试。

2 模糊 ARTMAP 神经网络

模糊 ARTMAP 神经网络结构^[6]如图 1 所示,它通过一个 MAP 层 F^{ab} 将两个模糊 ART 神经网络 ART_a 和 ART_b 连接在一起。MAP 层 F^{ab} 用来建立 ART_a 网络输出的类族与 ART_b 网络输出的期望类族之间的关联关系。图中 ART_a 到 MAP 层 F^{ab} 的关联

权重矢量为: W^{ab} , ρ_{ab} 是 F^{ab} 层的警戒参数。当 ART_a 的预测 W^{ab} 与 Y^b 表示的期望输出类别相矛盾, MAP 层激发搜索更好的类族。也就是当: $|X^{ab} < \rho_{ab}| Y^b$ 时, MAP 层使得 ART_a 的警戒参数 ρ_a 增加, 直到下述条件满足:

$$X^a = |I^a \wedge W_j^a| < \rho_a |I^a| \quad (1)$$

因此 ART_a 发生重置, 搜索其他的类族或者启用新的输出节点。模糊 ARTMAP 神经网络通过对 ART_a 警戒参数的动态调整, 提高模糊 ART 神经网络的识别率。

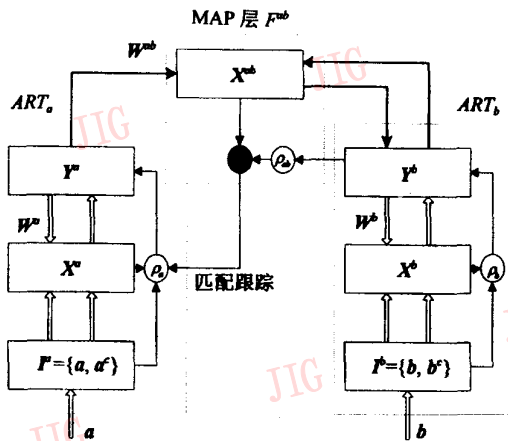


图1 模糊 ARTMAP 结构框图

尽管包括模糊 ARTMAP 神经网络在内的传统的模糊 ART 系列神经网络是非常有效的分类器, 但如同在第 1 节中介绍, 它们仍有 3 个局限性:

(1) 对某些样本分类出错。当不同类别的输入样本矢量占据不同尺寸的特征空间时, 为模糊 ART 系列选择最佳的警戒测试参数是非常困难的, 还可能会出现错误分类。模糊 ARTMAP 神经网络调整警戒参数只能减少错误分类率, 不能从根本上解决问题。

(2) 分类稳定性问题。由于模糊 ART 系列在新的输入样本出现时, 某一类族原型的权重矢量的学习可能会影响其他类族的分类效果, 一些曾经被正确分类的输入样本在它们再次出现时, 由于权重矢量经学习后可能已经改变, 它们有可能被错误地分类。

(3) 非凸输入样本空间的分类性问题。Nested 超方形是指某一超方形完全被另一尺寸较大的超方形所包含。对于模糊 ART 系列, 如果有一 Nested 超方形存在, 经过学习扩展后将与包含它的母超方形完全重合, 但在传统的模糊 ART 系列中不能存在相同的超方形^[9], 因此传统的学习规则不能建立 Nested 超方形。所以, 如果某一类的输入样本特征空间

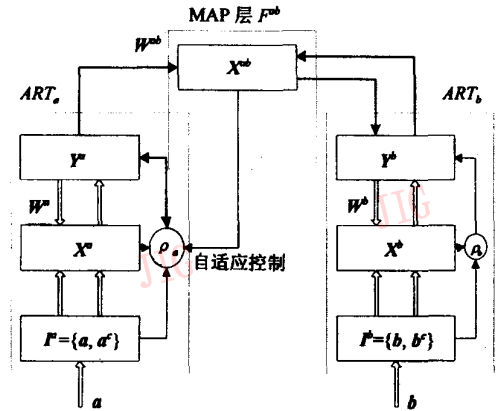


图2 具有自适应类警戒参数的模糊 ARTMAP 结构框图

存在于别的类别输入样本特征空间之中, 模糊 ART 系列不能进行正确的分类。因此模糊 ART 系列不能对非凸输入样本空间进行正确的分类。

3 具有自适应类警戒参数的模糊 ARTMAP 神经网络

具有自适应类警戒参数的模糊 ARTMAP 神经网络有两个特点: 一是类警戒测试参数的自适应选择与调整, 另一是新的学习规则。

(1) 类警戒测试参数的自适应选择与调整规则
在新的神经网络中, 不同的类族具有不同的警戒测试参数, 这些警戒测试参数在有监督和非监督学习过程中被自适应调整。其自适应选择与调整规则是: 对于这些只占据较小特征空间的类别, 它们对应的类族具有较高的警戒测试参数, 而占据越大特征空间的类别, 它们对应的类族具有越低的警戒测试参数。因此神经网络的类族的分类更为准确, 提高了错误进入的拒绝率和正确进入的接受率。类警戒测试参数的自适应选择与调整规则在算法中由下述的式(4)、式(11)和式(13)描述。

(2) 新的学习规则

新的学习规则不允许某一类族的超方形扩张到与其他类族的超方形相互交叠。因此任何输入样本,只要它在以前的有监督或非监督学习过程中被正确分类过,新的学习规则学习以后不会影响对它的正确分类结果。本文提出的新的神经网络比模糊 ARTMAP 神经网络更为稳定。在有监督学习过程中,当输入矢量存在于不属于它类别的类族(设对应的是 A 超方形)中时,新的学习规则为此输入样本建立一被完全包含在 A 超方形中的 Nested 超方形,因此可以解决传统模糊 ARTMAP 神经网络不能处理的非凸输入特征空间的分类问题。

具有自适应类警戒参数的模糊 ARTMAP 神经网络结构如图 2 所示。它也通过一个 MAP 层将两个模糊 ART 神经网络和连接在一起。与图 1 所示的传统的模糊 ARTMAP 神经网络对比,对应的 MAP 层 F^{ab} 和 ART_a 结构不同,即去除了 F^{ab} 层的警戒参数 ρ_{ab} , ART_a 的警戒参数为一矢量 $\rho_a = \{\rho_a^i: i \in [1, N_a]\}$, 其中 ρ_a^i 表示 ART_a 第 i 类族的警戒参数, N_a 为 ART_a 输出层神经元个数,也就是 ART_a 可以表示的最大类族数。 ART_a 模糊神经网络还有一最小允许的警戒参数 ρ_a^{min} , 所有类族警戒参数必须大于或等于它: $\rho_a^i \geq \rho_a^{min}$ 。另外 MAP 层 F^{ab} 的输出 X^{ab} 由下述的式(10)决定。 $W^a = \{w_j^a: i \in [1, 2M_a]; j \in [1, N_a]\}$ 为 ART_a 的权重矢量, $2M_a$ 为 ART_a 输入矢量 $I^a = \{a, a^c\}$ 的维数,即 $a = \{a_i, i \in [1, M_a]\}$ 。 W^a 对应着 N^a 个类族,可由 N_a 个超方形表示: $R_j = W_j^a = \{u_j, v_j^c\}; j \in [1, N_a]$ 。 $W^{ab} = \{w_j^{ab}: j \in [1, N_b]; i \in [1, N_b]\}$ 是从 ART_b 输出层到 F^{ab} 层的权重矢量,其中 N_b 为 F^{ab} 层的节点数,等于 ART_b 的输出层神经元个数。 ART_a 的其它部分与传统的模糊 ARTMAP 神经网络中对应的其它部分相同。 ART_a 将采用如

$$X^{ab} = \begin{cases} Y^b \wedge W_j^{ab} & \text{当 } Y^b \text{ 的第 } j \text{ 个分量获胜且 } Y^b \text{ 处于激活状态} \\ Y_j^{ab} & \text{当 } Y^b \text{ 的第 } j \text{ 个分量获胜且 } Y^b \text{ 处于非激活状态} \\ 0 & \text{当 } Y^b \text{ 处于非激活状态且 } Y^b \text{ 处于激活状态} \\ 0 & \text{当 } Y^b \text{ 处于非激活状态且 } Y^b \text{ 也处于非激活状态} \end{cases} \quad (6)$$

当 $X^{ab} = 0$ 时, F^{ab} 层激发 ART_b 进行警戒参数矢量的调整。当 $X^{ab} = 1$ 时,则 ART_b 进行了正常的非监督预测或与期望相同的有监督预测。

第5步 ART_b 网络和 MAP 层的学习。

共分 5 种情况。

如果 $Y^a = 0$ 处于非激活状态,而且 Y^b 处于激活状态,则 F^{ab} 的输出 $x^{ab} = 0$ 。 $Y^a = 0$ 处于非激活状态,

下详述的新的学习规则。 ART_b 是标准的模糊 ART 神经网络,它的警戒测试准则和学习规则详见参考文献[4],本文不再重复。

具有自适应类警戒参数的模糊 ARTMAP 神经网络工作原理和学习规则分为有监督学习 ($Y^b \neq 0$) 和监督学习 ($Y^b = 0$) 两种情况,以下将分别讨论。先介绍网络初始化:

第1步 网络初始化。

设定网络参数 $\rho_a^{min} \in [0, 1]$, 再设定网络权重矢量初始值:

$$w_{ji}^{a(init)} = 1, i = 1, 2, \dots, M_a; j = 1, 2, \dots, N_a \quad (2)$$

$$w_{ji}^{ab(init)} = 1, i = 1, 2, \dots, N_a; j = 1, 2, \dots, N_b \quad (3)$$

$$\rho_j^a = 1, j = 1, 2, \dots, N_a \quad (4)$$

第2步 网络输入。

输入 $I^a = \{a, a^c\}$ 。如果 ART_b 的输入 $I^b = \{b, b^c\}$ 存在,根据标准的模糊 ART 学习与工作规则计算 ART_b 的输出 Y^b , 如果 $I^b = \{b, b^c\}$ 不存在,则 ART_b 的输出 Y^b 为非激活状态。

第3步 判断输入矢量 a 与 ART_a 超方形集合的关系,并计算 ART_a 输出矢量 Y^a 。

判断 a 是否落在某个类族中,即它是否落在某个超方形中,如果:

$$u_j \leq a_i \leq v_j, \forall i = 1, 2, \dots, M_a \quad (5)$$

则 a 落在超方形 R_j 中,如果 a 落在多个 Nested 超方形中,则定义 a 落在尺寸最小的超方形 R_j 中。此时输出层第 J 个类族被选中: $y_j^a = 1$ 而 $y_j^a = 0, j \neq J$ 。如果 a 不满足式(5),则 a 不落在任何超方形中,此时输出层为非激活状态: $Y^a = 0$ 。

第4步 计算 MAP 层 F^{ab} 的输出:

态,表明 a 不落在任一类族的超方形中。
① 设此时 $Y^b = \{y_k^b = 1, y_j^b = 0 \forall j \neq k\}$, 找出与期望类别相关联的 ART^a 网络中的所有类族(超方形)集合 Φ :

$$\Phi = \{W_j^a: Y^b \wedge W_j^a = 1, j \in [1, N_a]\} \quad (7)$$

② 在超方形集合 Φ 中找出超方形中心点与输入点 a 最近的超方形 R_j , 设超方形 $R_0 = R_j \oplus a$, 如

超方形 R_j 满足式(8)并且不满足式(9):

$$|R_j \oplus a| \leq (1 - \rho_a^{\min}) M_a \quad (8)$$

$$u_{Q_i} \leq u_{j_i} \leq v_{Q_i} \text{ or } u_{Q_i} \leq v_{j_i} \leq v_{Q_i}$$

$$\forall \{i, j\} = \{i \in [1, M_a], j \in [1, N_a] \text{ and } j \neq Q\} \quad (9)$$

则对超方形 R_j 可进行非交叠扩展使之正好包含输入点 a 。满足式(8)使得扩展后的超方形满足最小警戒测试准则,不满足式(9)可保证进行非交叠扩展,使得这种扩展学习不影响 ART_a 的其它类族的分类效果。本文称满足式(8)并且不满足式(9)的超方形 R_j 满足了非交叠扩展条件,超方形 R_j 可扩展为 $R_Q = R_j \oplus a$ 。相应的学习如下:

$$W_j^{a(\text{new})} = I^a \wedge W_j^{a(\text{old})} \quad (10)$$

$$\rho_a^j = \frac{M_a - |R_j \oplus a|}{M_a} \quad (11)$$

以上的式(11)是对类族 J 的警戒测试参数的自适应调整。然后返回第二步,进行新的输入与分类。

③ 如果②中超方形 R_j 不满足上述的非交叠扩展条件时,则在超方形集合 Φ 中找出其它与输入点 a 最近的超方形重复步骤②。

④ 如果①中超方形集合 Φ 中所有超方形都不满足非交叠超方形扩展条件,则为输入矢量 a 建立一新的超方形 R_j , 并与期望输出 $Y^b = \{y_k^b = 1, y_j^b = 0 \forall j \neq K\}$ 相关联:

$$W_j^a = I^a \quad (12)$$

$$\rho_a^j = 1 \quad (13)$$

$$W^{ab} = \{w_{jk}^{ab} = 1, w_{jk}^{ab} = 0 \forall j \neq J\} \quad (14)$$

返回第二步,进行新的输入与分类。

(2) 如果 $y_j^a = 1, Y^b$ 处于激活状态,而且 F^{ab} 的输出 $X^{ab} = 0$ 。

此时 ART_a 网络的预测输出与 ART_b 的期望输出不同,说明 a 落在不属于同一类族的超方形 R_j 中。

设超方形 R_Q 满足条件: $u_{j_i} \leq u_{Q_i} \leq v_{j_i}$ and $u_{j_i} \leq v_{Q_i} \leq v_{j_i} \forall i \in [1, M_a]$ 则称超方形为超方形 R_j 中的 Nested 超方形。在超方形 R_j 中找出与期望类别相关联的 nested 超方形集合 Φ , 类似于步骤①~③进行非交叠的 nested 超方形扩展。如果超方形集合 Φ 为空集,利用式(12),式(13)和式(14)为 a 在超方形 R_j 中建立一个新的 nested 超方形。返回第2步,进行新的输入与分类。

(3) 如果 $y_j^a = 1, Y^b$ 处于激活状态,设此时 Y^b

$= \{y_k^b = 1, y_j^b = 0 \forall j \neq K\}$, 而且 F^{ab} 的输出 $X^{ab} = 1$ 。此时 ART_b 网络的预测输出与 ART_b 的期望输出相同,网络权重矢量不变,返回第2步,进行新的输入与分类。

(4) 如果 $y_j^a = 1, Y_b$ 处于非激活状态,则 F^{ab} 的输出 $X^{ab} = 1$ 。

此时没有期望输出, ART_b 网络进行正常预测输出,网络权重矢量不变。返回第2步,进行新的输入与分类。

(5) 如果 Y^a 与 Y^b 都处于非激活状态,则 F^{ab} 的输出 $X^{ab} = 0$ 。

此时没有预测输出和期望输出,在所有 ART_a 网络的超方形集合中找出与输入矢量 a 可进行非交叠超方形扩展的超方形集合 Φ , 选择尺寸最小的超方形 R_j 进行非交叠扩展,利用式(10)和式(11)进行相应的网络权重矢量学习。如果超方形集合 Φ 为空集,利用式(12)和式(13)为 a 建立一个新的超方形。然后返回第2步,进行新的输入与分类。

4 试验结果与结论

具有自适应类警戒参数的模糊 ARTMAP 神经网络用于强噪声情况下和模糊样本情况下掌纹识别分类的试验结果分别如表1和表2所示,两表中还列出了同样试验条件下传统模糊 ARTMAP 神经网络的分类结果。两种试验条件下的试验样本都有50类别,5000个掌纹样本,每一类别掌纹有100个样本,掌纹样本来源于 Dept. of MEEM, City University of Hong Kong 的掌纹样本库。掌纹样本由手掌上的三大屈肌纹(俗称生命线、智慧线和感情线)的25个几何极坐标特征所描述。 $I^a = \{a, a^c\}$ 和 $I^b = \{b, b^c\}$ 都存在的有监督训练重复进行50次,在有监督的训练过程中每一类别的掌纹抽取同样数目的样本进行训练学习。掌纹样本含强噪声(SNR = 15)情况下,传统模糊 ARTMAP 神经网络的 ART_a 网络的初始警戒参数为 $\rho_a^{(ini)} = 0.85$, 为了对比试验结果,具有自适应类警戒参数的模糊 ARTMAP 神经网络的最小警戒参数也为 $\rho_a^{\min} = 0.85$ 。模糊掌纹样本情况下两警戒参数为 $\rho_a^{(ini)} = \rho_a^{\min} = 0.78$ 。当所有的样本都用作有监督训练时,本文提出的新的神经网络可以获得100%的识别率,当用作有监督训练的样本数目减少时,新的神经网络的识别率稍微降低,但比对应的传统模糊 ARTMAP 神经网络的

识别率高得多。

表 1 强噪声情况下具有自适应类警戒参数的模糊 ARTMAP 神经网络试验结果

	本文提出的模糊 ARTMAP 网络识别率(%)	传统的模糊 ARTMAP 网络识别率(%)
5000 样本有监督训练时	100	100
1000 样本有监督训练时	99.2	96.8
500 样本有监督训练时	97.5	92.1

表 2 模糊样本情况下具有自适应类警戒参数的模糊 ARTMAP 神经网络试验结果

	本文提出的模糊 ARTMAP 网络识别率(%)	传统的模糊 ARTMAP 网络识别率(%)
5000 样本有监督训练时	100	99.6
1000 样本有监督训练时	98.7	93.3
500 样本有监督训练时	96.5	88.4

综上所述,本文提出的具有自适应类警戒参数的模糊 ARTMAP 神经网络比传统的模糊 ARTMAP 神经网络具有更高的正确识别率。这种新的神经网络还具有更好的记忆稳定性和记忆弹性,并可以解决传统模糊 ARTMAP 神经网络不能解决的非凸输入样本空间的分类问题。



严超华 1982 年于复旦大学数学系获学士学位,1984 年于东南大学数理力学系获硕士学位,现为南昌航空工业学院副教授。主要从事光测力学和图象处理等方面的研究工作。

参 考 文 献

- 1 Carpenter G A, Grossberg S. A massively parallel architecture for a self-organizing neural pattern recognition machine. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1987,37:54 ~ 115.
- 2 Carpenter G A, Grossberg S. ART2: Stable self-organization of category recognition codes for analog input patterns. *Applied Optics*, 1987,26:4919 ~ 4930.
- 3 Carpenter G A, Grossberg S. ART-3: Hierarchical searching using chemical transmitters in self-organizing pattern recognition architectures. *Neural Networks*, 1990,3:129 ~ 152.
- 4 Carpenter G A, Grossberg S, Rosen D B. Fuzzy ART: Fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system. *Neural Networks*, 1991,4:759 ~ 771.
- 5 Carpenter G A, Grossberg S, Reynolds J H. ARTMAP: Supervised real-time learning and classification of nonstationary data by a self-organizing neural network. *Neural Networks*, 1991,4:565 ~ 588.
- 6 Carpenter G A, Grossberg S, Markuzon N *et al.* Fuzzy ARMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional supervised maps. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1992,3:698 ~ 613.
- 7 Georgopoulos M, Heileman G L, Huang J. Properties of learning related to pattern diversity in ART 1. *Neural Networks*. 1991,4:751 ~ 757.
- 8 Moore B. ART 1 and pattern clustering. *Proceedings of the 1988 Connectionist Models Summer School, San Mateo, CA*. 1989:174 ~ 185.
- 9 Huang J, Georgopoulos M, Heileman G L. Fuzzy ART Properties. *Neural Networks*, 1995,8:202 ~ 213.



黎 明 1985 年于上海交通大学电子工程系获学士学位,1997 年于南京航空航天大学测试工程系博士学位,现为南昌航空工业学院副研究员。主要从事图象处理,模式识别,神经网络和遗传算法方面的研究工作。

刘高航 1969 年于南京航空航天大学自动控制系获学士学位,现为南昌航空工业学院教授。主要从事测试技术和模式识别等方面的研究工作。

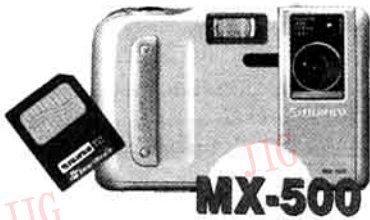
Fuzzy ARTMAP with Adaptive Vigilance Parameter for Each Cluster

Li Ming, Yan Chao-hua and Liu Gao-hang

(Department of Applied Engineering, Nanchang Institute of Aeronautical Technology, Nanchang 330034)

Abstract A new fuzzy ARTMAP neural network with adaptive cluster vigilance parameter is proposed. Each cluster (hyper-rectangle) has its own vigilance parameter which is adaptively adjusted during the training procedure. And a new learning law that defines the establishments and expansions for either non-overlapped hyper-rectangles or non-overlapped nested hyper-rectangles is proposed. The proposed neural network can obtain high prediction rate, which has resolved not only the problem of memory stability and plasticity but also the problem of non-convex input patterns, both of which exist in traditional fuzzy ARTMAP neural networks. The simulations of applying the new net to palm prints recognition demonstrate its good performance.

Keywords Pattern recognition, Fuzzy ARTMAP, Adaptive, Hyper-rectangle



富士 MX-500 数码相机

150万双“眼睛” MX-500采用了富士开发的新型超高解像度 CCD。这种 CCD 具有 150 万正方形像素,可以捕捉所有的细微变化,其所有的图象包括任何一个环节。

速度的需要 对于其它的数码相机来说,超百万像素的数码相机要占用更长的时间来进行数据处理与存储,对此, MX-500 带有 DRAM 的高速 RISC 处理器。再配上处理原始图象的运算法则,不仅可以加快处理速度,而且可以产生高清晰度、细腻的画面。

取景快捷 当您拍摄一幅精彩的作品时,您可以透过光学取景器,或者 1.8 英寸的彩色 LCD 监视器。而当您想要立即回放相片或把它们展示给其他人看时,清晰的 LCD 监视器就会帮上大忙。

自动调节 MX-500 能够精确迅速的测量光线和拍摄物体距离。CCD 自动对焦系统可以设定正确的焦距,同时 AE 系统亦拥有精确的 64 区分区测光功能。

镜头清晰 拥有高达 170 线/毫米的解像度, MX-500 内置的新型富士龙镜头比大多数 SLR 镜头更为清晰。镜头错误率之低达到令人惊异的 0.3%,比同等级中具有象征意义的数码相机要低 2/3。这种新型富士龙镜头的卓越质素应用在广播专业相机中也同样深受好评,因为它有一个 F3.2 的大光圈,并在焦距方面提供多种变化,相当于 35mm 相机的 35mm 焦距。

操作简便 若要按拍摄、回放与编辑模式,你只须使用模式拨盘和相机背面的 ← ↑ → ↓ 四个方向键便可。

创作无限 在困难的光线环境中,曝光补偿以 0.3Ev 为增量可以从 -0.9Ev 调整到 +1.5Ev。MX-500 同时还有许多其他的功能,包括根据亮度及闪光灯能量变化进行的白位平衡调整。在微距模式中,您可以将相机自由的移近至 3.5 英寸/cm 来拍摄象名片般大小的物体。2 倍的数码远距离拍摄模式则增添了更多的拍摄可能。您还可以选择 3 种锐利度模式和 1,280 * 1,024 或 640 * 480 两种解像度模式。

乐趣无穷 与传统的单幅回放相比,在 MX-500 中,有一整排模式可供您选择。当您想要查看图象的细节时,可以选择回放变焦模式来使图象放大到 4 倍。然后通过 ← ↑ → ↓ 四个方向键来将画面滚动到您感兴的部分。

通过多幅画面回放模式可以一次显示多达 9 幅画面。在电视屏幕上放映您的相片也很容易,只要通过视频输出终端来与相机相连。

存储轻易 您所拍摄的图象会被存储在一张记忆卡上,当一张存储满了之后,可以拿另一张卡来替换。它也使得将文件输入电脑变得简便。只需一张 PC 卡转换器或软盘转换器,或用一根 PC 线通过 MX-500 的串口来将图象传输到 PC 机中。将它插入富士数码打印机 NX-5/5D 中,它的热感应技术能够产生如照片一样的效果。

持久耐用 MX-500 的能量使用极其有效率,当 LCD 监视器打开时,4 节碱性电池可以拍摄大约 200 幅相片。

北京中恒讯视科技发展有限公司

孙舟 供稿