

# 自动目标识别算法性能评价的一种方法<sup>1)</sup>

熊艳 张桂林 彭嘉雄

(华中理工大学图象识别与人工智能研究所 武汉 430074)

## 摘 要

研究了自动目标识别 (ATR) 算法性能评价方法。从象质评价的角度讨论了图象质量的统计描述方法, 给出了 12 个与 ATR 系统性能有关的图象质量指标。提出了一种基于响应函数模型的评价 ATR 算法性能的系统化的新方法, 建立了一个模块式的集测试、分析、评价于一体的 ATR 算法性能评价系统的方案, 并采用这种方案对两种 ATR 算法的性能进行了分析与评价, 从而对该方案的可行性进行了论证。

**关键词:** ATR 算法, 性能评价, 测试图象集, 图象质量指标, 响应函数模型。

## 1 引言

ATR 技术是 60 年代发展起来的。为了适应现代化战争的需要, 目前发达国家都很重视对它的研究, 以提高武器系统的智能化和命中率。特别是由于成像制导具有精度高、抗电磁干扰等优点, 更是受到了各国军事界的普遍重视。

任何一项技术的进步与其性能评价的发展紧密相关, ATR 系统更是如此。由于光电干扰技术的发展和作战任务的特定要求, 使得输入图象相当复杂, 并且在内容和质量上各异, 因此几乎没有一个统一的算法。这就迫切要求在系统论证和研制过程中, 能对算法的性能给出定量的评价, 以便优化系统的算法组合, 使系统的性能满足纷繁变化的战场环境的要求。因此如何科学地分析和评价 ATR 系统及算法, 以有针对性地改善提高其性能成为一个急待解决的问题。

国外自 70 年代末就开始了 ATR 算法及系统性能评价技术的研究, 并取得了一系列的进展。1990 年, 美国 HONEYWELL 系统研究中心的 H. Nasr 和 M. Bazakos 运用最优化和人工智能等技术, 研制出第一套模块式的人机交互的实时 ATR 系统性能评价的软硬件系统 Auto-I<sup>[1]</sup>。本文对 ATR 算法性能评价方法进行了进一步的研究。

## 2 图象质量指标的确定

采用一种实景目标图象与背景图象合成的方法为评价系统提供输入测试信号<sup>2)</sup>。根据

1) 航天技术研究基金资助项目。

2) 熊艳. 自动目标跟踪算法性能评价方法的研究. 华中理工大学硕士论文, 1993.

本文于 1993 年 11 月 22 日收到

ATR 算法的特点,为计算这些测试图象的质量指标对其分区。这些区域分别是目标分割区  $S$ , 目标区  $T$  和局部背景区  $B$ 。由于测试图象为目标图象与背景图象的合成图象,所以目标分割区  $S$  已知,目标区  $T$  由包含  $S$  区的最小矩形确定,局部背景区  $B$  为与  $T$  同一中心两倍于  $T$  的区域除去  $T$  后的剩余部分, $B$  区和  $T$  区面积相等。另外,将  $B$  区和  $T$  区之和称为目标局部背景区  $BT$ 。

选定 12 种与 ATR 性能相关的图象质量指标。

- 1)  $E_{BT}$ : 目标局部背景区象素灰度分布的熵。
- 2)  $C_{BT}$ : 目标局部背景区对比度<sup>[2]</sup>。
- 3)  $K_{BT}$ : 目标局部背景区复杂度<sup>[2]</sup>。
- 4)  $S_{BT}$ : 目标局部背景区稳定度<sup>[2]</sup>。
- 5)  $SNR_{BT}$ : 目标局部背景区信噪比,由  $BT$  区的灰度均值与其测量噪声的标准差确定。
- 6)  $E_B$ : 局部背景区象素灰度分布的熵。
- 7)  $TSD$ : 目标象素灰度标准差。
- 8)  $ATES$ : 目标边缘强度,由目标边缘的 Sobel 梯度幅值的均值确定。
- 9)  $TBC$ : 目标区与局部背景区象素灰度对比度,  $TBC = ABS(M(T) - M(B))/M(B)$ , 其中  $M(T), M(B)$  分别为目标区  $T$  和局部背景区  $B$  象素灰度平均值。
- 10)  $ETB$ : 目标区与局部背景区熵的差值,  $ETB = ABS(E_T - E_B)$ , 其中  $E_T, E_B$  分别为目标区  $T$  和局部背景区  $B$  象素灰度分布的熵。
- 11)  $SBC$ : 分割区与局部背景区象素灰度对比度。
- 12)  $ESB$ : 目标区与局部背景区熵的差值。

### 3 基于响应函数模型的 ATR 算法性能评价

响应函数模型是用一组有限的实验数据,去拟合特定的数学模型,从而建立输入与输出的函数关系。这种方法不考虑被测系统的内部结构,能给出大部分或者所有系统的性能模型。ATR 算法性能函数可表示为

$$PM = f(P, M), \quad (1)$$

其中  $PM$  表示 ATR 算法性能,  $P$  表示算法的参数,  $M$  表示输入图象的质量指标。ATR 算法输出是二值响应,算法所报告的目标位置与其真实位置  $(x_0, y_0)$  相差在  $\pm \Delta \text{pixel}$  范围内,称正确截获,否则为错误截获。以正确截获概率作为 ATR 算法性能的指标。设  $c$  为正确报告次数,  $n$  为总报告次数,则正确截获概率被定义为  $p = c/n$ 。

设在观察点  $i$  处,事件发生的概率  $p_i$  为

$$p_i = \text{prob}(y_i = 1) = F(x_i \beta), \quad (2)$$

它是自变量  $x_i$  的函数,其中  $F(x_i \beta)$  为累积密度函数,通常表现为“S”形。

用一般线性回归模型分析二态因变量,由于模型的剩余只取两个值,难以满足剩余的均值为 0、方差为常数的前提,另外,一般线性模型的函数形式与累积密度函数不符。一种合理的回归模型称之为罗吉斯缔 (Logistic) 回归模型<sup>[3]</sup>,其分布函数为

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{-x_i\beta}}, \quad (3)$$

其中  $-x_i\beta$  的值可以从  $-\infty$  变到  $+\infty$ , 但  $p_i$  的值落在 0 和 1 之间, 其函数形式为“S”形。

$x_i$  为图象质量指标,  $y_i$  为算法响应, Logistic 回归分析输出量为

a) 回归系数的估计量及标准差  $\hat{\beta} = (\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_m), stb(\hat{\beta}_j), j = 0, 1, \dots, m$ .

b) 拟合度的  $\chi^2$  统计检验量, 它服从于  $\chi^2(n - m - 1)$  分布, 它可提供 Logistic 回归模型的拟合度的检验。

另外, 大量实验也证明了采用这种函数模型的合理性。

#### 4 Logistic 回归分析的多重共线性的消除

通常, 强相关性的存在使 Logistic 回归分析产生多重共线性问题<sup>[3]</sup>, 如果直接将 12 个图象质量指标与算法性能之间建立 Logistic 回归模型, 由于图象质量指标之间存在不同程度的强相关性, 将大大降低了 Logistic 回归分析的精度。为此, 通过因子分析的主因子解和方差最大正交因子旋转的方法<sup>[4]</sup>, 将 12 个图象质量指标分成若干组, 使得组内指标间相关性强, 组间指标间相关性弱, 那么同组指标中最多只能有一个引入 Logistic 回归分析。

为了进一步减少数据处理量, 可以通过多元相关回归因素分析删除那些与自动目标识别算法性能弱相关的图象质量指标。由 Logistic 分布函数可构造罗吉特 (logit) 函数

$$\text{logit}(p_i) = \log \frac{p_i}{1 - p_i}, \quad (4)$$

则有

$$\text{logit}(p_i) = x_i\beta. \quad (5)$$

经 logit 变换, 把取值为 0 到 1 的概率值和取值为  $(-\infty, +\infty)$  的  $\text{logit}(p)$  建立了联系, 而且  $\text{logit}(p_i)$  是  $x_i$  的线性函数。这里以  $y = \text{logit}(p)$  为因变量, 以图象质量指标为自变量, 利用多元线性相关回归因素分析, 确定自变量和因变量之间相关程度。选择那些相关性强的图象质量指标, 舍去那些相关性弱的图象质量指标。

#### 5 ATR 算法性能评价实验<sup>1)</sup>

选用以下两种 ATR 算法作为研究对象:

算法 CLASS1. 利用象素灰度信息的窗框分割后识别。

算法 CLASS2. 利用象素灰度信息和边缘信息的窗框分割后识别。

采用实景目标图象与背景图象合成的方法生成 200 幅测试图象构成测试图象集  $A$ 。针对上述 2 种 ATR 算法, 考虑到以分割算法为基础的 ATR 算法的具体特点, 从 12 个图

1) 见190页脚注2)。

象质量指标中, 选取以下 7 个进行分析:  $E\_BT$ ,  $SNR\_BT$ ,  $E\_B$ ,  $TSD$ ,  $ATES$ ,  $SBC$ ,  $ESB$ . 它们就构成了图象质量指标数据集  $AMEA$ . 利用测试图象集  $A$  分别对这两种 ATR 算法进行测试, 而测试结果就构成了算法输出响应数据集  $ACCLASS1$  和  $ACCLASS2$ .

对上述 7 个图象质量指标数据进行因子分析的结果见表 1, 2 所示, 表 1 为 7 个图象质量指标的相关矩阵, 表 2 为其方差极大的旋转因子载荷阵. 因子 1 包含的高载荷的图象质量指标为  $E\_BT$ ,  $SNR\_BT$ ,  $E\_B$  和  $ESB$ , 因此这四个参数之间具强相关性. 如果它们中不只一个被用于 Logistic 回归分析, 则会由于它们之间的强相关性引起多重共线性问题. 故在这四个参数里选取一个而删除另外三个. 因子 2 包含高载荷的  $TSD$  和  $ATES$ , 同理, 也只能在二者之间选取一个. 因子 3 只包含一个高载荷的图象质量指标  $SBC$ .

对上述 7 个图象质量指标与这 2 个 ATR 算法的正确截获概率之间进行多元相关回归因素分析的结果表明,  $E\_BT$  与它们的正确截获概率的相关性较弱, 故仅考虑其它 6 个指标对其的影响. 综合因子分析和多元相关回归因素分析的结果, 可得正确截获概率  $p$  的 Logistic 回归模型最多有三个自变量, 其一为  $SNR\_BT$ ,  $E\_B$  和  $ESB$  之中的一

表 1  $AMEA$  的相关矩阵

	$E\_BT$	$SNR\_BT$	$E\_B$	$TSD$	$ATES$	$SBC$	$ESB$
$E\_BT$	1.						
$SNR\_BT$	-0.761	1.					
$E\_B$	0.948	-0.780	1.				
$TSD$	0.385	-0.532	0.377	1.			
$ATES$	0.446	-0.482	0.268	0.651	1.		
$SBC$	0.152	-0.019	-0.089	-0.060	0.501	1.	
$ETB$	-0.858	0.632	-0.923	-0.035	-0.507	0.097	1.

表 2 方差极大的旋转因子载荷阵

	$FACTOR1$	$FACTOR2$	$FACTOR3$
$E\_BT$	0.926	0.260	0.182
$SNR\_BT$	-0.742	-0.505	-0.023
$E\_B$	0.964	0.217	-0.073
$TSD$	0.145	0.957	-0.095
$ATES$	0.159	0.759	0.561
$SBC$	-0.028	0.007	0.983
$ESB$	-0.978	0.120	0.059

个,其二为 *TSD* 和 *ATES* 之中的一个,其三为 *SBC*。采用增项法对 CLASS2 算法的正确截获概率  $p$  的 Logistic 回归分析的最优(次优)的 Logistic 回归模型为

$$\text{logit}(p) = -0.817 + 0.079[\text{SNR}_{BT}] + 2.518[\text{SBC}], \quad (6)$$

其拟合度的 chi-squared 统计检验量  $\chi^2 = 189.96$ ,  $\chi^2 < \chi^2(1 - \alpha)(197)$ , 故回归效果显著。其等概率曲线如图 1 所示。可以看出:

- 1) *SBC* 和 *SNR<sub>BT</sub>* 是影响 CLASS2 算法性能的主要因素。
- 2) *SBC* 愈大,即目标与背景的对比度愈大,CLASS2 算法的性能愈好。
- 3) *SNR<sub>BT</sub>* 愈大,即信噪比愈大,CLASS2 算法的性能愈好。

进一步,以 *SBC* 为自变量,算法 CLASS1 和 CLASS2 的 Logistic 回归模型分别如图 2 实线、虚线所示。可以看出:

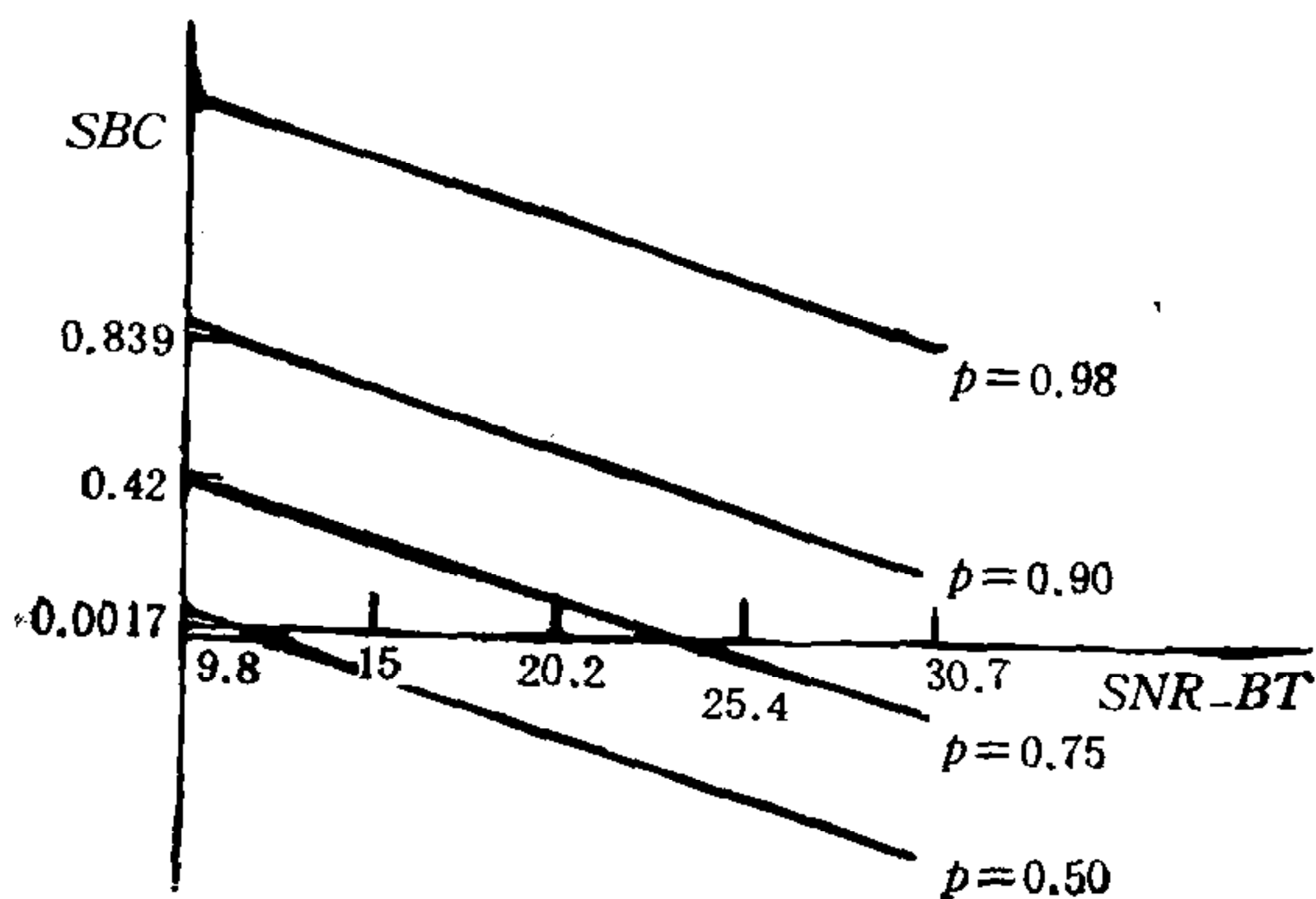


图 1 CLASS2 算法的性能曲线

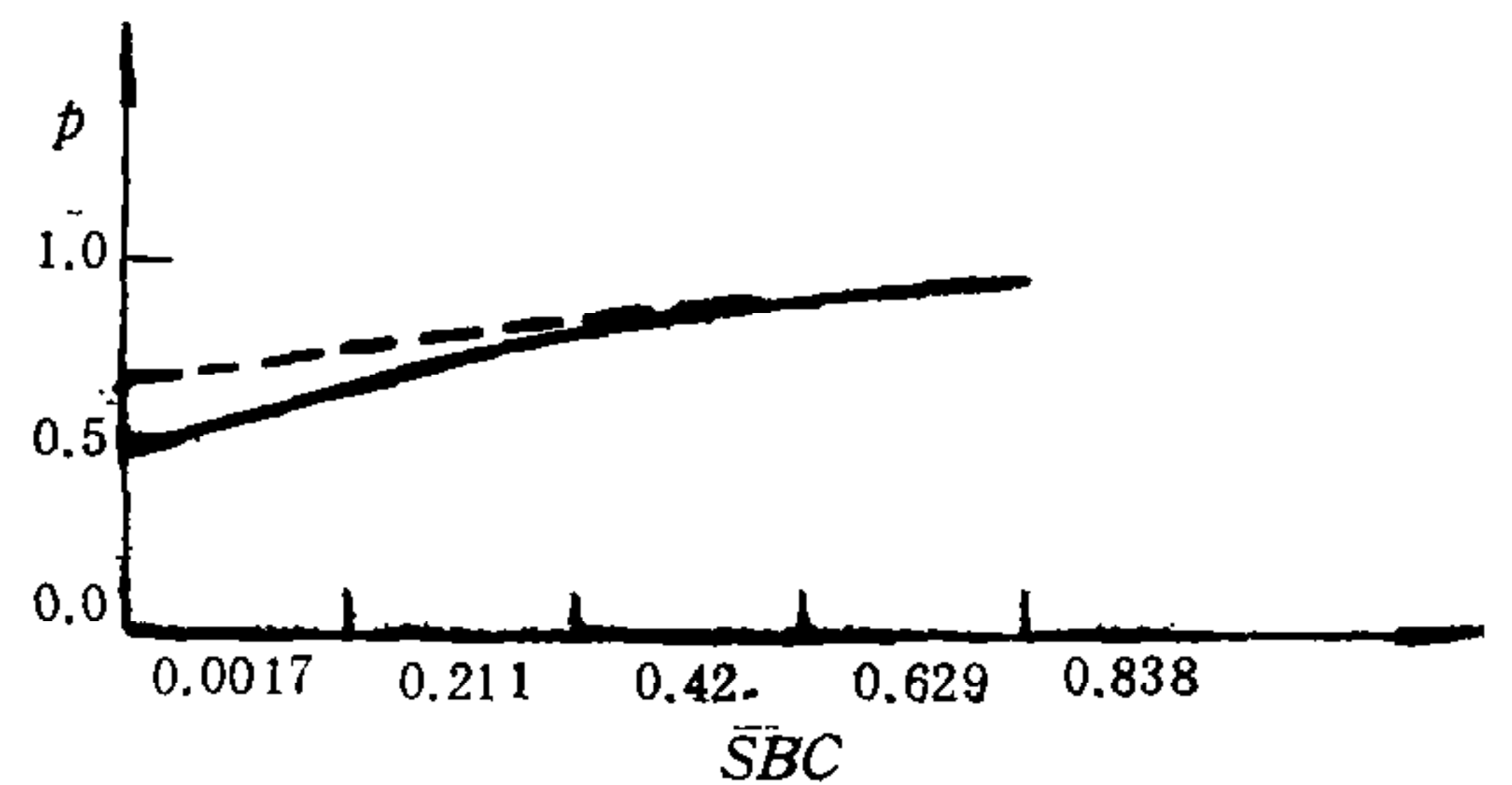


图 2 算法 CLASS1 和 CLASS2 的性能比较

- 1) CLASS1 算法对于 *SBC* 的变化较 CLASS2 算法灵敏。
- 2) CLASS2 算法的性能优于 CLASS1 算法,并且这种优势在 *SBC* 较低时尤为明显。

由此可见,CLASS2 算法通过增加边缘信息,解决了低对比度时仅利用灰度信息窗框分割存在的问题。

### 参 考 文 献

- [1] Sadjadi F, Bazakos M. Automated evaluation and adaption of automatic target recognition systems. *SPIE*, 1990, **1310**:108—119.
- [2] Rich R. Image contrast complexity and stability. *CVGIP*, 1984, **26**:394—399.
- [3] Weisberg S. Applied linear Regression, 2nd ed. N. K.: John Wiley & Sons, 1985. 196—198, 267—271.
- [4] Krzanowski W J. Principles of multivariate analysis—a user's perspective. Oxford: Clarendon Press, 1988. 474—502.

## A METHOD OF AUTOMATIC TARGET RECOGNITION ALGORITHM PERFORMANCE EVALUATION

XIONG YAN      ZHANG GUILIN      PENG JIAXIONG

*(Inst. of Image Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong  
Univ. of Sci. & Tech. Wuhan 430074)*

### ABSTRACT

A research on the performance evaluation of automatic target recognition(ATR) algorithms has been done. 12 kinds of image metrics related to ATR performance were chosen under the law of image quality description. And then a systematic approach based on response surface model for the scientific evaluation of ATR algorithm performance was presented. And also we provide a modular project of ATR evaluation system with many of needed capabilities for rapid testing, analysis and evaluation and data reduction. Finally, we do a comparative study for the performance of two kinds of ATR algorithms to prove its feasibility.

**Key words:** ATR algorithm, performance evaluation, testing image set, image metrics, response surface model.



**熊 艳** 生于 1969 年 4 月。分别于 1990 年、1993 年在华中理工大学获学士、硕士学位,现为华中理工大学图象识别与人工智能研究所博士生。主要研究领域: 图象分析、模式识别、人工智能。



**张桂林** 生于 1944 年 5 月。1967 年毕业于北京邮电学院无线电系,现任华中理工大学图象识别与人工智能研究所副教授,从事数字图象处理、模式识别与智能控制的研究工作。曾发表论文 17 篇。



**彭嘉雄** 生于 1934 年 12 月。现为华中理工大学图象识别与人工智能研究所教授,博士导师,国务院学位委员会学科评审委员,计算机视觉与智能控制学会副理事长。80 年以来,发表论文 70 多篇。研究方向: 计算机视觉与智能控制。