

文章编号: 1006-9941(2008)02-0175-05

基于 Fisher 准则函数的凝聚相炸药爆炸火光图像识别研究

易建坤¹, 吴腾芳², 彭建雄³, 翟国锋²

(1. 解放军炮兵学院, 安徽 合肥 230031;

2. 解放军理工大学工程兵工程学院, 江苏 南京 210007; 3. 海军某部筹建办, 北京 100841)

摘要: 为研究利用爆炸火光常规 RGB 图像识别炸药类型的可行性, 以 30 g 小药量凝聚相炸药爆炸火光的高速摄像图片为对象, 提取爆炸火光高光区域的面积时程曲线, 用面积时程曲线的形态特征参数建立了描述凝聚相炸药爆炸火光的多维特征向量空间, 采用经过推广的三类问题的 Fisher 准则函数和 Bayes 决策规则确定了具有最佳识别特征向量的三类问题的线性识别模式, 并对试验样本集进行 TNT、RDX、HMX 三类炸药识别。结果表明: 检测样本集对训练样本集所确立的线性识别模式的误判率的检测结果为 10.07%, 在全样本空间, 利用自析方法所检测的线性识别模式的误判率为 17.48%, 识别效率较高。

关键词: 爆炸力学; 爆炸火光; Fisher 准则; 图像识别

中图分类号: TJ55; O389

文献标识码: A

1 引言

有关凝聚相炸药爆炸火光现象的研究较之其它爆炸现象的研究要少。事实上爆炸火光现象与爆压、爆速、氧平衡等炸药参数存在相关性^[1-4]。炸药类型一确定, 这些参数也相应确定。故可推测爆炸火光现象会反映某些炸药类型信息。Jay A Orson 等^[5-6]对炸药爆炸的红外光谱信号进行分析后, 发现不同类型的炸药爆炸时的红外光谱在某些特定波段内会出现可识别的差异, 这证明了炸药爆炸火光现象可反映某些炸药类型信息的事实。Anthony N Dill^[7]通过对两种裸露装药多次爆炸过程中的近红外图像分析与信息提取, 发展了一种用于两类炸药的模式识别技术。这对于军事领域战场环境目标识别及公共安全领域恐怖爆炸事件中涉爆炸药类型识别具有重要应用价值。目前针对凝聚相炸药爆炸火光现象反映炸药初始条件信息的研究在国内未见报道。本研究通过小药量炸药爆炸火光的可见光高速摄像图片, 利用图像模式识别方法讨论了从爆炸火光可见光 RGB 图像中识别炸药类型的可行性。

2 图像识别技术简介^[8-9]

图像识别(pattern recognition)是近四十年来发展起来的一门新型技术, 它以研究某些对象或过程(统称图像)的分类与描述为主要内容。图像识别方法大体上可

分两类: 统计方法(数学方法)、语言(或结构)学方法。前者以数学决策理论为基础, 根据这种理论建立统计学识别模型。统计图像识别过程如图 1 所示。

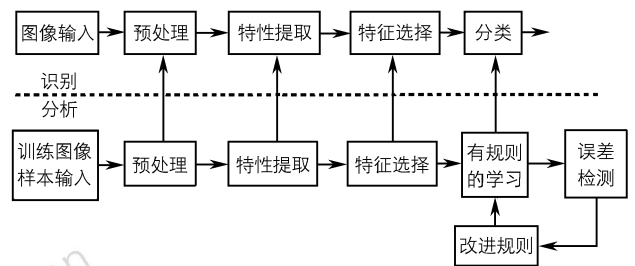


图 1 统计图像识别过程框图

Fig. 1 Scheme of process for statistical pattern recognition

图 1 中上半部是识别部分; 下半部是分析部分, 即对已知类别的图像样本制定出判决函数及判决规则(有规则的学习), 以对未知类别的图像进行分类。其中, 特征提取及判别函数的制定很重要, 在实用中判别函数有线性的和非线性的, 最常用的是 Fisher 线性判别函数。

3 爆炸火光图像的预处理及特征提取

3.1 试验简介及爆炸火光图像信息分析

爆炸试验采用 30 g 的小药量裸露柱形装药进行空爆。试验炸药为 TNT、RDX、HMX、JH-2、C4、PBX-RDX、JH6、B、PBX-HMX、JO11、JO941、钝化 HMX 共十二种。在试验炸药范围内按炸药主成分可分作 TNT 类(ω_1)、RDX 类(ω_2)、HMX 类(ω_3)三大类炸药。每种试验三次, 共 36 次。每次通过 FASTCAM-APX120KC 型高速摄

收稿日期: 2006-12-11; 修回日期: 2007-05-17

作者简介: 易建坤(1978-), 男, 博士, 从事爆破器材爆炸作用及应用技术方面的研究。e-mail: sujiang1978@hotmail.com

像机所获得的爆炸火光数字图片均以 JPEG 格式存储,以 RGB 模式表现,图像深度为 $2^8 = 256$ 位,如图 2 所示。

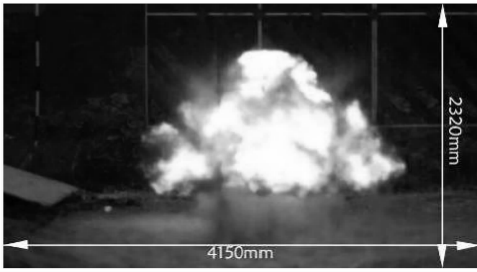


图 2 单幅 JH-2 炸药爆炸火光图像 (5.25 ms)

Fig.2 Image of explosion fireball of JH-2 at 5.25 ms

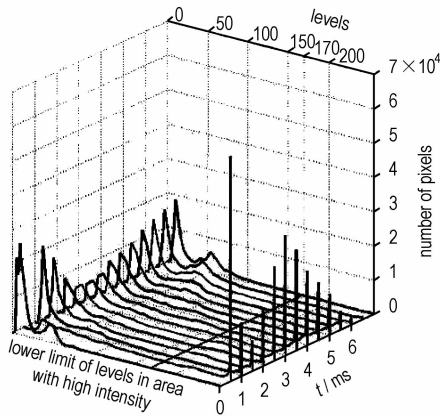


图 3 不同时刻 JH-2 炸药爆炸火光图像中色阶与像素数关系曲线

Fig.3 Relationship between pixels and levels in image of explosion fireball of JH-2 at different time

由于图像深度 256 位的限制,要从图 2 中精确找出背景色与爆炸火光区域的分界线存在困难。为避免误差,只将图中色阶 170 ~ 255 范围内的高光区域记录的爆炸火光信息作为研究对象,即图 3 中箭头所指实线以右部分。利用图像处理软件获得此区域的像素数后,换

算得到高光区域实际面积。从起爆开始,每隔 0.25 ~ 0.5 ms 时间段分析一幅高速摄像图片,获得爆炸火光高光区域面积时程曲线 ($A-t$)。因爆炸瞬间 (1 ms 以内) 光强度大,强光范围超过镜头所及的区域,为准确起见,只研究起爆后 1 ms 至火光消失这段属于爆轰产物二次燃烧阶段的曲线。图 4 即为从高速摄像图片中所获得的部分炸药的爆炸火光高光区域的面积时程曲线。

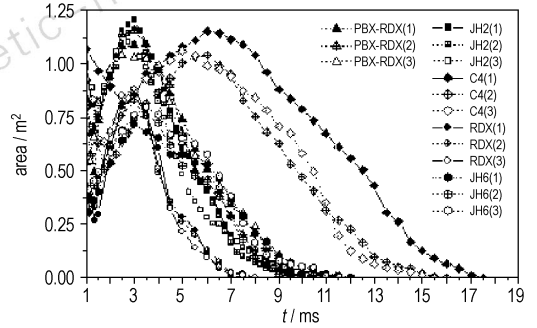


图 4 RDX 系炸药爆炸火光高光区的面积时程曲线

Fig.4 Curves of time vs area with intensive light of the images of fireball of RDX type

3.2 面积时程曲线的形态特征提取

参考文献[7]的方法,如图 4 所示的每条曲线提取如下形态特征: A_{max} 、 T_{max} 、 A_{median} 、 T_{median} 、 T_{end} 、 \bar{A} 、 C_1 、 C_2 、 C_3 。其中, A_{max} 、 T_{max} 为 $A(t)$ 最大值对应的坐标; T_{end} 为 $A(t)$ 为 0 时的时间; $\bar{A} = \int_{T_{max}}^{T_{end}} A(t) dt$; A_{median} 、 A_{median} 为 $\bar{A}/2$ 处所对应的坐标; C_1 、 C_2 、 C_3 为 $y = C_1 + C_2t + C_3t^2$ 拟合 $A(t)$ 时的三个参数。爆炸火光数字图像经上述信息分析、提取处理过程,最终抽象为高光区面积时程曲线的九个特征参数。由于数据较多,只选取了检测样本集 B 中爆炸事件所对应的所有特征参数值列于表 1 中。

表 1 B 样本集中描述样本的特征参数值 (9 维特征向量)

Table 1 Eigenvectors of training set B

type of explosive	\bar{A} / $m^2 \cdot ms$	T_{max} / ms	A_{max} / m^2	T_{median} / ms	A_{median} / m^2	C_1	C_2	C_3	T_{end} / ms
RDX (3)	2.57176	3.00	0.88214	3.00	0.88214	0.36802	0.13944	-0.02638	8.00
PBX-RDX (3)	5.21563	2.50	1.04230	4.00	0.99298	0.88914	0.00400	-0.00913	11.00
JH2 (3)	4.46180	2.75	1.10330	3.00	1.09297	1.34137	-0.18506	0.00475	10.50
JH6 (3)	4.26259	3.50	0.79769	4.00	0.76347	0.44307	0.08991	-0.01267	11.50
C4 (3)	8.64508	5.00	1.05998	6.00	0.99268	0.69468	0.08835	-0.00969	15.50
HMX (3)	2.51823	2.50	0.64633	3.50	0.54535	0.22216	0.15534	-0.02302	8.50
phlegmatized HMX (3)	3.10507	2.50	0.63123	3.50	0.55235	0.55775	-0.00885	-0.00467	11.00
PBX-HMX (3)	2.82599	2.50	0.69753	3.50	0.60876	0.40764	0.08714	-0.0165	9.50
JO941 (3)	2.18301	3.00	0.39967	4.00	0.34434	0.24519	0.03642	-0.00558	11.50
JO11 (3)	4.60331	3.00	0.85531	4.00	0.78138	0.67209	-0.00104	-0.00478	13.00
B (3)	18.3060	5.50	1.92566	6.50	1.87245	1.00091	0.20449	-0.01661	17.50
TNT (3)	24.9801	4.50	2.02242	8.00	1.80432	1.37263	0.05978	-0.00524	25.50

Note: RDX (3) denotes the third explosion of RDX.

4 三类问题的线性识别模式的确立

将十二种炸药每种试验三次所获得的 36 个爆炸事件当作样本集 C , 取每种炸药的前两次爆炸事件构成训练本集 A 用来进行学习, 含 24 个样本; 取每种炸药的第三次爆炸事件构成样本集 B 用于检测识别效果, 含 12 个样本。本研究只考虑按炸药成分分成三大类的炸药类型识别, 因此这是一个具有 9 维特征向量的样本空间的三类模式识别问题。

4.1 三类问题的 Fisher 准则函数

应用统计方法解决模式识别问题时, 常用 Fisher 直线投影法将多维特征空间的维数进行压缩, 以便处理。二类问题的 Fisher 线性判别实现的是多维向量空间到一维空间的投影转换。对于 $C=3$ 的多类问题 (C 为类别数 >2), Fisher 线性判别推广后包括 $C-1$ 个判别函数, 这样就成为从维空间向 $C-1$ 维空间作投影, 而这需通过 $C-1$ 个判别函数来实现^[10-11]。

$$y_i = W_i'X \quad i = 1, \dots, C-1 \quad (1)$$

若将 y_i 看作向量 Y 的分量, 把权向量 W_i 看作 d 行 $C-1$ 列的的矩阵的列, 则可将投影写成矩阵方程:

$$Y = W'X \quad (2)$$

样本集合 X 包含 n 个 d 维的样品, $X_1 \dots X_n$, 其中 n_i 个属于 ω_i 类的样品记为子集 C_i , 样品 $X_1 \dots X_n$, 投影到相应的样品集合 $Y_1 \dots Y_n$ 。定义:

$$M_i = \frac{1}{n_i} \sum_{i=1}^{n_i} X_i \quad (3)$$

$$S_i = \sum_{X \in C_i} (X - M_i)(X - M_i)' \quad (4)$$

$$S_w = \sum_{i=1}^c S_i \quad (5)$$

$$S_B = \sum_{i=1}^c n_i (M_i - M)(M_i - M)' \quad (6)$$

$$\bar{M}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{Y \in C'_i} Y \quad (7)$$

$$\bar{M} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^c n_i \bar{M}_i$$

$C-1$ 维空间内投影的类间离散度:

$$\bar{S}_w = \sum_{i=1}^c \sum_{Y \in C'_i} (Y - \bar{M}_i)(Y - \bar{M}_i)' \quad (9)$$

$C-1$ 维空间内投影的类内离散度:

$$\bar{S}_B = \sum_{i=1}^c n_i (M_i - \bar{M})(M_i - \bar{M})' \quad (10)$$

将式(2)~(8)代入式(9)、(10)后可得:

$$\bar{S}_w = W'S_w W$$

$$\bar{S}_B = W'S_B W$$

简单从数值上度量离散度就是计算离散度矩阵的行列式。如同二类问题, 类间离散度越大表明不同类的投影之间分离得越开; 类内离散度越小表明同类样本的投影点越集中。要使投影后不同类样品分离得更开些, 就要找到使类间离散度对类内离散度之比为最大的变换 W 矩阵, 据此获得三类问题的 Fisher 准则函数 (Fisher 比):

$$J(W) = \frac{|\bar{S}_B|}{|\bar{S}_w|} = \frac{|W'S_B W|}{|W'S_w W|} \quad (11)$$

如同二类问题准则函数取极大值的推导一样, 求 $J(W)$ 最大值的问题最终也变为下述广义特征值问题:

$$S_B w_i = \lambda_i S_w w_i \quad (12)$$

所求得的变换矩阵的列向量即为广义特征值所对应的特征向量。而事实上只有最大特征值所对应的特征向量对分离效果起决定作用, 其它特征向量作用可以忽略不计。这样样本在 $C-1$ 维空间投影退化为在最大特征值对应的权向量所确定的 1 维直线上的投影, d 维空间的三类分类问题最终转化为一维空间的分类问题。

4.2 Bayes 决策规则

假定三类炸药 $\omega_1 = \text{TNT}$ 系、 $\omega_2 = \text{RDX}$ 系、 $\omega_3 = \text{HMX}$ 系模式的出现是一个随机概率事件, 出现机率相等, 这样三类模式的先验概率 $P(\omega_i) = 1/3$ 。后验概率表示在 Fisher 直线上的投影属于类的概率。根据 Bayes 公式可得^[12]:

$$P(\omega_i/X) = \frac{p(X/\omega_i)P(\omega_i)}{\sum_{i=1}^3 p(X/\omega_i)P(\omega_i)} = \frac{p(X/\omega_i)}{\sum_{i=1}^3 p(X/\omega_i)}$$

这样基于最小错误率的 Bayes 决策规则为:

$$\text{若 } P(\omega_i/X) = \text{Max}_{i=1,2,3} P(\omega_i/X), \text{ 则 } X \in \omega_i \quad (13)$$

其中,

$$p_n(X/\omega_i) = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \frac{(X - X_j)^2}{\sigma_i^2}\right\}$$

为类条件概率密度, 用正态窗函数的 Parzen 窗估计法估计所得^[11]; X 为 ω_i ($i=1,2,3$) 类样本在 Fisher 直线上的

投影; $\sigma_i = \sqrt{\frac{1}{n_i - 1} \sum_{j=1}^{n_i} (X_j - \bar{X})^2}$; n_i 为各类的样本数。

4.3 基于训练样本集 A 的模式的最佳特征向量的确定

九个特征量并不是每一个都对模式识别产生重要作用。故有必要在向一维空投影前先挑选出对分类效果影响最显著的特征或特征组合。

最佳特征向量或特征向量组合的确定原则是:

- ① 所计算的 Fisher 比值尽可能大,由式(11) Fisher 比的定义可知 Fisher 比越大的分类模式分类效果越好;
- ② 所确定的分类模式尽可能稳定。

以 A 为训练样本集,采用自析法^[13]来获得最佳特征及特征组合。具体步骤为:从样本集 A 中提取出 1 个样本,只计算由其余 23 个样本所得 Fisher 比值。九个特征量的所有组合形式共有 $\sum_{n=1}^9 (n=1,2\cdots 9)$ 种,计算出每种组合对应的 Fisher 比值。每个样本提取一次,共进行 24 次,找出 $C_9^n (n=1,2\cdots 9)$ 中平均 Fisher 比值最大的那些特征组合,共可获得九个特征组合。最后再比较这九个特征组合在 24 次计算中所获得的 $p(X/\omega_i)$ 的标准偏差,偏差越大表示识别模式越不稳定。上述步骤利用 MATLAB 软件编程计算完成,限于篇幅,具体过程不再赘述。最终获得的最佳特征向量或特征向量组合为: A_{\max} 和 \bar{A} 、 T_{\max} 、 A_{median} 、 T_{median} 、 C_1 。

5 识别模式的误判概率估计

5.1 样本集 B 对样本集 A 的自析样本集所确定的识别模式的检验

(1) 样本 B 对以 A_{\max} 为识别特征所确定的识别模式的检验

选取特征 A_{\max} 作为为三类炸药模式的模式识别特征,并用在 4.3 中样本集 A 的 24 个自析样本集获得的所有 24 个相近的 Bayes 决策规则分别对 B 样本集中的 12 个样本进行识别。计算结果如图 5 所示:竖直线表示样本集 B 中的所有样本的投影,其中的虚线表示被错误分类的样本投影;曲线分别为三类炸药的类条件概率密度曲线和后验类条件概率曲线。图中属于各类的样本分布都相对集中,类与类之间的区分也较为明显。整个识别过程共进行的识别次数为 288 次,识别错误的次数为 29 次,识别错误率为 10.07%。其中,TNT 类的类识别错误率为 0; HMX 类的类识别错误率为 18.3%; RDX 类的类识别错误率为 5.83%。

(2) 样本 B 对以 \bar{A} 、 T_{\max} 、 A_{\max} 、 T_{median} 、 C_1 为识别特征所确定的识别模式的检验

以 \bar{A} 、 T_{\max} 、 A_{\max} 、 T_{median} 、 C_1 四个特征量作为模式识别特征对样本集 B 的识别结果如图 6 所示。由于类条件概率密度及后验类条件概率曲线在 24 次提取过程中分布不稳定,从图 6 中只可看出样本集 B 中只有属于 TNT 类的样本很好的被区分开,而属于 HMX 类和 RDX 类的分界区域则是很不明显。在所有的 288 次识别过程中,识别错误率达 19.1%。

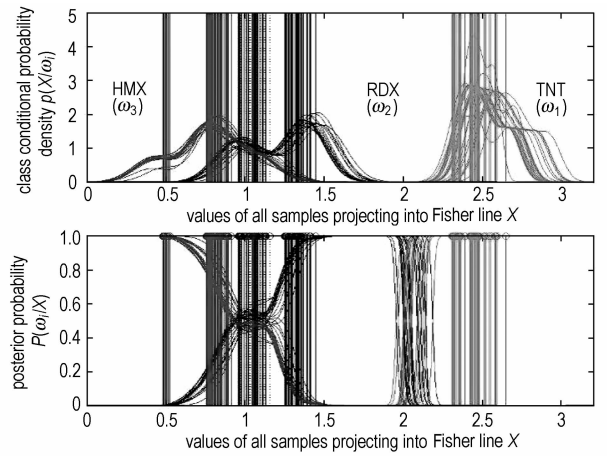


图 5 在样本集 A 所有样本提取过程中识别特征 A_{\max} 所确定的识别模式对样本集 B 的识别结果
Fig. 5 Results of set B classified by distinguishing patterns with feature A_{\max} established during jackknifing procedure of set A

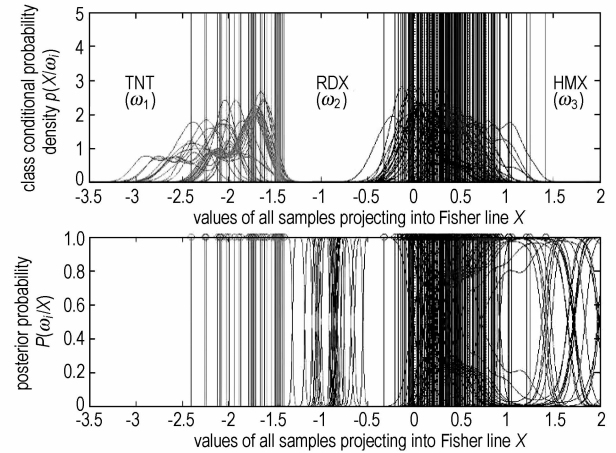


图 6 在样本集 A 所有样本提取过程中识别特征 \bar{A} 、 T_{\max} 、 A_{\max} 、 T_{median} 、 C_1 所确定的识别模式对样本集 B 的识别结果
Fig. 6 Results of set B classified by distinguishing patterns with feature \bar{A} 、 T_{\max} 、 A_{\max} 、 T_{median} 、 C_1 established during jackknifing procedure of set A

综上所述,以 A_{\max} 为识别特征的识别模式对样本集 B 的误判率要低于以 \bar{A} 、 T_{\max} 、 A_{median} 、 T_{median} 、 C_1 为识别特征组合的识别模式,且稳定性好。

5.2 自析法 (Jackknifing) 对总体样本集 C 误判率的估计
为充分利用所有的样本信息来建立和验证识别模式,对识别模式的误判率进行更客观的估计,此处在整个样本集 C 中来考查误判率。

自析法 (Jackknifing) 剔除样本的过程通常为每次剔除一个样本。考虑到样本集 C 中样本数变多,采用每次剔除 3 个样本 (不得超过 TNT 类样本数的一半) 的自析方法来获得样本集 C 的自析样本集,共可获得

可能的自析样本集数为 $C_{36}^{33} = 7140$ 个。由各自析样本集所确定的 Bayes 决策规则有 7140 种; 对剔除出的样本需进行的识别次数为 $7140 \times 3 = 21420$ 次。根据在对样本集 B 的检验过程中, \bar{A} 、 T_{\max} 、 A_{\max} 、 T_{median} 、 C_1 组合的稳定性与识别正确率均远弱于单个特征 A_{\max} , 故只考虑以此 A_{\max} 为识别特征建立起的识别模式的误判率。图 7 为总误判率与类误判率随参与识别的自析样本集数的变化曲线。随着参与计算的自析样本数目的增多, 总误判率与类误判率都趋于一个稳定值, 分别为: 总误判率 17.484%; RDX 类的误判率 21.95%; HMX 类的误判率 20.011%; TNT 类的误判率为 0。而且从图 7 中还可看出从 7140 种可能的自析样本集中任取样本集数达 2500 个参与计算, 不但可获得与稳定值偏差不大的误判率估计 (分别为 17.547%、22.254%、20%、0), 而且使计算量锐减。

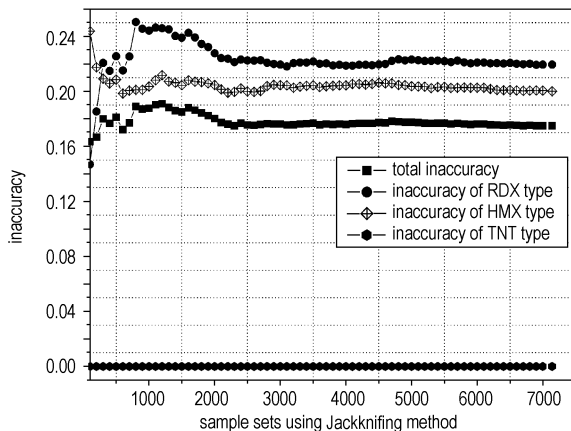


图 7 总误判率、类误判率随自析样本集数的变化曲线

Fig. 7 Curves of percent of total inaccuracy and type inaccuracy vs count of sample sets

6 结论

(1) 通过对爆炸火光高速摄像图片信息的分析与提取, 获得了用爆炸火光高光区域的面积时程曲线的形态特征参数建立的用来描述爆炸火光的特征向量空间。以样本集 A 为训练学习样本集, 采用 Fisher 准则函数和 Bayes 决策规则确定出具有最佳识别特征向量 A_{\max} 的三类问题的线性识别模式, 实现了对测试样本集 B 和全样本集空间的炸药类型识别。

(2) 识别误判率结果表明 TNT 类的炸药爆炸火光现象与其它类型的炸药有明显的差异性, 其可识别性最高; HMX 类与 RDX 类炸药之间存在部分混淆。但总的误判率表明利用爆炸火光的常规 RGB 图像对

炸药类型进行 TNT 类、HMX 类、RDX 类识别在 40 g 小药量级别上是可行的。

(3) 对于几百公斤级的大药量恐怖爆炸事件 (爆炸火光持续时间较长), 通过常规摄像头就可获取到爆炸火光区域面积时程曲线。能否采用与本文相类似的训练过程获得几百公斤级的凝聚相炸药类型识别模式是公共安全领域里很值得探讨的问题。

参考文献:

- [1] C H 约翰逊, P A 珀森, 著. 猛炸药爆炸学 [M]. 猛炸药爆炸学译校组译校. 北京: 国防工业出版社, 1976.
- [2] M A БУДНИКОВ, И В БЫСТРОВ 等著. 炸药与火药 [M]. 戴实之, 朱志琳等译校. 中国人民解放军军事工程学院, 1955.
- [3] Gelfand B E, Gogulya M F, Medvedev S P, et al. Diagnostics of the afterburning of the detonation products of condensed explosives [J]. *Doklady Physical Chemistry*, 2001, 379(1-3): 186-190.
- [4] Kuhl A L, Forbes J, Chandler J, et al. Confined combustion of TNT explosion products in air [C] // 8th International Colloquium on Dust Explosions, Schaumburg, IL, September 21-25, 1998. 3-4.
- [5] Jay A Orson. Collection of detonation signatures and characterization of spectral features [D]. USAF, AFIT/GSO/ENP/00M-01, 2000. 32-53.
- [6] Jay A Orson, William F Bagby, Glen P Perram. Infrared signatures from bomb detonations [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2003, (44): 101-107.
- [7] Anthony N Dills. Classification of battlespace detonations from temporally resolved multi-band imagery and mid-infrared spectra [D]. AFIT/DS/ENP/05-03, Air Force Institute of Technology, USA, March, 2005. 23~26/11~13.
- [8] 程民德, 沈燮昌. 图像识别导论 [M]. 上海: 上海科学技术出版社, 1983.
- [9] CHENG Min-de, SHEN Xie-chang. Introduction of Pattern Recognition [M]. Shanghai: Shanghai Technology Press, 1983.
- [10] 李月景. 图像识别技术及其应用 [M]. 北京: 机械工业出版社, 1985.
- [11] LI Yue-jing. Technology of Pattern Recognition and Its Application [M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 1985.
- [12] 沈清, 汤霖. 模式识别导论 [M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1991.
- [13] SHEN Qing, TANG Lin. A Guide of Pattern Recognition [M]. Changsha: National University of Defense Technology Press, 1991.
- [14] 边肇祺, 张学工. 模式识别 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [15] BIAN Zhao-qi, ZHANG Xue-gong. Pattern Recognition [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999.
- [16] 盛骤, 谢式千, 潘承毅. 概率论与数理统计 [M]. 北京: 高等教育出版社, 1989.
- [17] SHENG Zhou, XIE Shi-qian, PAN Cheng-yi. Probability and Statistics [M]. Beijing: Higher Education Press, 1989.
- [18] Asokan Mulayath Variyath, Bovas Abraham, CHEN Jia-hua. Analysis of performance measures in experimental designs using jackknife [J]. *Journal of Quality Technology*, 2005, 37(2): 91-100.

Theoretical Study on Molecular Structure and Crystal Band Structure of 4-Amino-1,2,4-triazol-5-one

YAN Biao¹, MA Hai-xia¹, SONG Ji-rong^{1,2}

(1. College of Chemical Engineering/Shaanxi Key Laboratory of Physico-Inorganic Chemistry, Northwest University, Xi'an 710069, China;

2. Conservation Technology Department, the Palace Museum, Beijing 100009, China)

Abstract: The density-functional theory (DFT) method of the Amsterdam density functional (ADF) was used to calculate the geometry and frequency of 4-amino-1,2,4-triazol-5-one (ATO). The calculated results were compared through varying basis sets and relativity effect. The geometry, Mayer bond orders, net charges of atoms, frontier orbital energy and the main atomic orbital percentage were calculated. Results indicate that the basis sets in ADF program have a great influence on the calculation. Results obtained by the basis set of TZP are good conformity with the experimental. The crystal field theory was used to calculate the energy band structure and density of state (DOS) on ATO. The properties of ATO are similar to insulators.

Key words: physical chemistry; density functional theory (DFT); 4-amino-1,2,4-triazol-5-one (ATO); crystal band structure

(上接 179 页)

Pattern Recognition for Images of Explosion Fireball of Condensed Explosives Based on Fisher Criterion

YI Jian-kun¹, WU Teng-fang², PENG Jian-xiong³, ZHAI Guo-feng²

(1. Artillery Academy of PLA, Hefei 230031, China;

2. Engineering Institute of Engineer Corps PLA University of Sci. & Tech., Nanjing 210007, China;

3. Preparatory Office for Navy Unit of PLA, Beijing 100841, China)

Abstract: To investigate the feasibility of discriminating explosive type with RGB image of fireball of explosion, the curves of time vs area with intensive light on the images were obtained on the basis of a lot of photographs of explosion of condensed explosive with small dosage (30 g) by the high speed photography, and multi-dimension eigenvector space to describe firelight of explosion of condensed explosives was built by using feature parameters of configurations of curves of area vs time. And finally the linear three-type pattern recognition with optimal eigenvector was made by applying three-type Bayes's decision rule and generalized fisher criterion. The test data of TNT, RDX, HMX were discriminated. Results show that the inaccuracy is 10.07% of pattern recognition built by the training set, while it is 17.48% of pattern recognition with using Jackknifing method in the total sample sets.

Key words: explosion mechanics; light of explosion; Fisher criterion; pattern recognition

读者·作者·编者

2008 年钝感弹药学术研讨会召开

由中国工程物理研究院化工材料研究所、北京理工大学爆炸科学与技术国家重点实验室联合主办,中国工程物理研究院化工材料研究所承办的 2008 年钝感弹药学术研讨会于 2008 年 3 月 29 日~4 月 1 日在海南省三亚市召开。来自北京理工大学、南京理工大学、国防科技大学、湖南大学、航天四院、航天六院、二炮军代室、甘肃 805 厂以及中国工程物理研究院各研究所的六十余位领导、专家、学者出席了大会,他们就有关钝感弹药技术及研究中产生的新材料、新工艺和新思想进行了深入的学术交流。此次会议的召开,对推动钝感弹药研究领域的交流与合作,促进钝感弹药的研究发展,将起到积极作用。

《含能材料》编辑部供稿