

文章编号:1673-5005(2011)01-0174-05

基于多特征集成分类器的人脸表情识别

郑秋梅, 吕兴会, 时公喜

(中国石油大学 计算机与通信工程学院, 山东 东营 257061)

摘要:提出基于多特征集成分类器的人脸表情识别新算法。新算法首先对预处理后的人脸表情图像通过 3 种不同的特征提取方法来提取不同类型的表情特征,然后对不同特征构造不同的分类器,最后构造一个基于神经网络的集成分类器模型,对这 3 个分类器的输出进行决策融合,从而实现人脸表情的最终识别。在 JAFFE 人脸表情数据库中的试验结果表明,所提算法的识别效果优于单个特征和单一的分类器。

关键词:人脸表情识别;多特征;集成分类器;神经网络

中图分类号:TP 391.4 **文献标志码:**A **doi:**10.3969/j.issn.1673-5005.2011.01.035

Facial expression recognition based on multi-feature and combining multiple classifiers

ZHENG Qiu-mei, LÜ Xing-hui, SHI Gong-xi

(College of Computer and Communication Engineering in China University of Petroleum, Dongying 257061, China)

Abstract: A multi-feature and combining multiple classifiers method for facial expression recognition was proposed. First, three features are obtained from pre-processed face images by three different feature extraction methods. Then different classifiers are made based on different features. At last, a model of combining multiple classifiers is developed based on nerve net. The outputs of three classifiers are input to the model in order to get facial expression recognition. Experimental results on JAFFE database show that proposed method is superior to the single feature and single classifier.

Key words: facial expression recognition; multi-feature; combining multiple classifiers; nerve net

人脸表情识别涉及的领域非常广泛,包括图像分析^[1-4]、模式识别、机器视觉、人机交互等。人脸表情识别的研究主要集中在特征提取和表情分类两个方面。近年来,涌现出了很多新的特征提取方法。Ruan 等提出的二维判别保局投影算法(two-dimensional discriminant locality preserving projections, 2D-DLPP)^[5]具有非线性数据表达和保留局部结构信息的性能,强调了判别信息,适合应用于表情特征提取和识别工作。笔者曾提出一种新的 Gabor 特征降维方法^[6],利用分布估计算法选择具有最大判别力的 Gabor 核的尺度和方向,降低了特征维数。后来,笔者又提出双向二维直接线性判别分析算法((2D)²DLDA 算法)^[7],从水平和垂直两个方向对图像矩阵执行直接线性判别分析,进行列和行的两

次维数压缩,降低了特征维数。集成分类器的分类方法因其具有泛化能力强和不易出现“过学习”等优点,逐渐成为模式识别领域中的研究热点。在人脸识别及表情识别领域,出现了利用不同特征、不同分类器相互组合的系统,并且识别性能获得了较大提高^[8-10]。笔者结合整体特征、局部特征和集成分类器的优势,提出一种基于多特征集成分类器的人脸表情识别方法。

1 人脸表情识别系统结构

本文中提出的基于多特征集成分类器人脸表情识别系统的结构如图 1 所示。系统的基本思想是充分利用人脸图像的信息,对预处理后的表情图像,通过 3 种不同的特征提取方法来提取不同类型的表情

收稿日期:2010-01-10

基金项目:“863”国家高科技研究发展计划项目(2007AA09Z301);山东省自然科学基金项目(Y2007G21)

作者简介:郑秋梅(1964-),女(汉族),山东高密人,教授,硕士,硕士生导师,主要从事图像处理方面的研究工作。

特征,即改进的 Gabor 特征、 $(2D)^2DLDA$ 特征、2D-DLPP 特征。对 3 种特征分别用最近邻分类器、神经网络分类器、最小距离分类器进行初步分类,然后用基于神经网络的集成分类器模型对多个分类器的输出进行融合,实现人脸表情的最终识别,从而提高识别率。

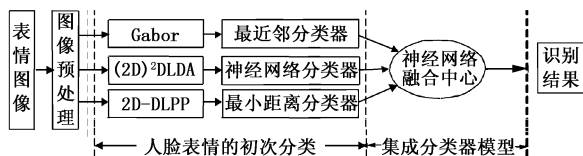


图 1 基于多特征集成分类器的人脸表情识别系统图

Fig. 1 Facial expression recognition system based on multi-feature and combining multiple classifiers

上述多特征集成分类器人脸表情识别系统具有以下优势:

(1) 使用不同的训练集,提取不同类型的特征,有利于结合整体特征和局部特征的优势;

(2) 用不同的特征去训练不同的单分类器,然后把不同的训练集整合起来对融合规则进行训练,尽可能加大了各单分类器的差异,有利于各单分类器的互补;

(3) 在计算单分类器的输出上,对每一样本使用不同的计算方式:能直接输出度量级信息的(神经网络)直接使用其输出信息;基于距离的单分类器(最小距离分类器、最近距离分类器)则输出样本对各类别的相似度^[10];

(4) 不用传统的积规则、和规则等去融合各单分类器的输出信息,而是在神经网络的基础上利用系统的决策误差调整各层间的权值和阈值,实现了融合规则的自动调整和优化。

显然,本文所提出的多特征集成分类器方法,能够保证分类的准确性和稳定性,提高人脸表情识别效果。

2 人脸表情的初次分类

2.1 基于 Gabor 特征的人脸表情识别

改进的 Gabor 特征提取方法^[6]是将 Gabor 核的尺度和方向的选择问题简化为特征选择问题,利用基于群体的增量学习算法(PBIL)对 Gabor 核的尺度和方向进行选择,得到最优尺度和方向的滤波器集合,并在此基础上提取 Gabor 特征,降低了特征维数,减少了特征中的冗余信息。

基于 PBIL 的 Gabor 核的尺度和方向的选择算法过程描述如下:

(1) 设置 PBIL 算法中的必要的参数,包括种群大小 M 、个体长度 L 、变异率 P_m 、学习率 α 、概率变异的学习率 a_m 、最优个体数目 μ 。其中个体由定长的二进制串构成, L 是全局滤波器组的个数。

(2) 初始化概率向量 $p(x)$ 。根据概率向量,生成第一代的 M 个个体。设置训练次数 t 为 1。

(3) 根据适应度函数^[6]评估每个个体的适应值。

(4) 选择 μ 个适应值最高的最优个体,并根据下式修正概率向量 p :

$$p_{l+1}(x) = (1 - \alpha)p_l(x) + \alpha(1/\mu) \sum_{k=1}^{\mu} x_l^k. \quad (1)$$

式中, $p_l(x)$ 为第 l 代的概率向量; $x_l^1, x_l^2, \dots, x_l^{\mu}$ 为选择的 μ 个个体。

(5) 根据如下概率变异公式修改概率模型:

$$p_{l+1}(x) = (1 - \alpha_m)p_l(x) + \alpha_m U(0, 1). \quad (2)$$

式中, $U(0, 1)$ 表示一个向量,其每个分量都是 0、1 之间的均匀分布随机数。

(6) 根据新的概率模型生成下一代个体。

(7) 如果终止条件满足,算法终止,输出最优解;否则,转步骤(3), $t = t + 1$ 。

2.2 基于 $(2D)^2DLDA$ 算法的人脸表情识别

$(2D)^2DLDA$ ^[7] 算法从水平和垂直两个方向对图像矩阵执行直接线性判别分析,进行列和行的两次维数压缩,提取的特征数目大大减少。水平方向的处理称之为 2DDLDA 算法,垂直方向的称之为 Alternate 2DDLDA 算法。

设在训练集中有 C 个样本类别: $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_C$, 每类有样本 N_i 个,所有训练样本总数为 M 。矩阵 $A_j^i (j = 1, 2, \dots, N_i; i = 1, 2, \dots, C)$ ($m \times n$ 的图像矩阵) 代表第 i 类的第 j 个训练样本图像,所有训练样本的平均图像是 $\bar{A}$,第 i 类的平均图像是 $\bar{A}_i (i = 1, 2, \dots, C)$ 。

(1) 2DDLDA 算法。训练样本的类间离散度矩阵 G_b 和类内离散度矩阵 G_w 分别为

$$G_b = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^C N_i (\bar{A}_i - \bar{A})^T (\bar{A}_i - \bar{A}), \quad (3)$$

$$G_w = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^{N_i} (A_j^i - \bar{A}_i)^T (A_j^i - \bar{A}_i). \quad (4)$$

试图找一个矩阵来对角化 G_b 和 G_w , 这个矩阵就是水平方向的投影矩阵 X 。

(2) Alternate 2DDLDA 算法。训练样本的类间离散度矩阵 H_b 和类内离散度矩阵 H_w 分别为

$$H_b = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^C N_i (\bar{A}_i - \bar{A}) (\bar{A}_i - \bar{A})^T, \quad (5)$$

$$\mathbf{H}_w = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^{N_i} (\mathbf{A}_j^i - \overline{\mathbf{A}_i}) (\mathbf{A}_j^i - \overline{\mathbf{A}_i})^T. \quad (6)$$

与 2DDLDA 相似, 找一个矩阵对角化 $\mathbf{H}_b$ 和 $\mathbf{H}_w$ 。这个矩阵就是垂直方向的投影矩阵 $\mathbf{Z}$ 。

$\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Z}$ 确定以后, 给定人脸图像 $\mathbf{A}$, 令 $\mathbf{Y} = \mathbf{Z}^T \mathbf{A} \mathbf{X}$, 可以求得图像 $\mathbf{A}$ 的特征矩阵 $\mathbf{Y}$ 。

2.3 基于 2D-DLPP 算法的人脸表情识别

2D-DLPP 算法^[5] 通过在 2D-LPP 的目标函数中增加一个类间离散度约束, 找到一个通过最小化类内距离、最大化类间距离的最能判别不同类的子空间, 该算法强调了判别信息, 更适合识别工作。

2D-DLPP 算法的目标函数为

$$J(\mathbf{Y}) = \frac{\sum_{c=1}^C \sum_{i,j=1}^{n_c} (\mathbf{Y}_i^c - \mathbf{Y}_j^c)^T (\mathbf{Y}_i^c - \mathbf{Y}_j^c) \mathbf{S}_{ij}^c}{\sum_{i,j=1}^C (\mathbf{M}_i - \mathbf{M}_j)^T (\mathbf{M}_i - \mathbf{M}_j) \mathbf{W}_{ij}}. \quad (7)$$

其中

$$\mathbf{M}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} \mathbf{Y}_k^i, \quad \mathbf{M}_j = \frac{1}{n_j} \sum_{k=1}^{n_j} \mathbf{Y}_k^j.$$

式中, $\mathbf{Y}_i^c$ 和 $\mathbf{Y}_j^c$ 表示在第 c 类的两个投影图像矩阵; $\mathbf{S}_{ij}^c$ 为属于第 c 类的任意两个样本之间的权值矩阵; $\mathbf{W}_{ij}$ 为任意两个类的均值矩阵之间的权值矩阵; $\mathbf{M}_i$ 和 $\mathbf{M}_j$ 分别代表第 i 类和第 j 类的投影图像的平均矩阵。

$\mathbf{A}$ 记做 $m \times n$ 的图像矩阵, $\mathbf{I}$ 是变换矩阵, 线性变换是 $\mathbf{Y} = \mathbf{A} \mathbf{I}$ 。将式(7) 进行变换化简为

$$J(\mathbf{I}) = \frac{\mathbf{I}^T \mathbf{A}^T \mathbf{L} \mathbf{A} \mathbf{I}}{\mathbf{I}^T \mathbf{F}^T \mathbf{H} \mathbf{F} \mathbf{I}} = \frac{\mathbf{I}^T \mathbf{P}_s \mathbf{I}}{\mathbf{I}^T \mathbf{P}_w \mathbf{I}}, \quad (8)$$

其中

$$\mathbf{P}_s = \frac{1}{2} \sum_{c=1}^C \sum_{i,j=1}^{n_c} (\mathbf{A}_i^c - \mathbf{A}_j^c)^T (\mathbf{A}_i^c - \mathbf{A}_j^c) \mathbf{S}_{ij}^c,$$

$$\mathbf{P}_w = \frac{1}{2} \sum_{c=1}^C \sum_{i,j=1}^{n_c} (\mathbf{F}_i - \mathbf{F}_j)^T (\mathbf{F}_i - \mathbf{F}_j) \mathbf{W}_{ij},$$

$$\mathbf{F}_i = \frac{(1)}{n_i} \sum_{k=1}^{n_i} \mathbf{A}_i^k.$$

求解公式 $\mathbf{A}^T \mathbf{L} \mathbf{A} \mathbf{I} = \lambda \mathbf{F}^T \mathbf{H} \mathbf{F} \mathbf{I}$ 的特征值和特征向量。其中 $\mathbf{L} = \mathbf{D} - \mathbf{S}$, $\mathbf{D}_{ii} = \sum_j \mathbf{S}_{ji}$, $\mathbf{F}_i$ 是第 i 类的均值矩阵。投影矩阵 $\mathbf{I} = [a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_d]$ 由 d 个最小的非零特征值所对应的特征向量构成。对任意一幅图像 $\mathbf{A}_i$ 有 $\mathbf{A}_i \rightarrow \mathbf{Y}_i = \mathbf{A}_i \mathbf{I}$ 。 $\mathbf{Y}_i$ 就是投影后的特征矩阵。

3 基于神经网络的集成分类器模型

基于神经网络的集成分类器模型是一个单分类

器的组合器。通过模型将各单分类器的输出作为新的特征进行融合, 用神经网络对融合规则进行训练。

3.1 模型说明

基于神经网络的集成分类器模型(图2) 由输入层、隐含层和输出层组成。与单个神经网络分类器的区别在于: 输入层的节点不是一般意义上的节点, 而是一个个独立的单分类器, 节点数等于单分类器的个数, 因此每个节点的输入也不同于普通节点的单一输入, 而是一个向量。

输入层的 l 个节点对应 l 个单分类器, 每个节点的输入是相应的单分类器对同一个样本的决策向量, 向量的长度与类别数目相等, 分量为此单分类器判定样本属于对应类别的概率。这些概率值在预先设定规则下与权值进行运算, 结果作为隐含层的输入。隐含层节点数 m 可按经验公式来取, 每个节点的输出由这层的输入经过一个激励函数计算所得, 节点的输出与权值进行运算, 作为输出层的输入。输出层节点数 n 为 人脸表情的类别数, 每个节点的输出是 $[0, 1]$ 上的小数, 由这层的输入经过激励函数计算所得, 表示系统判定输入样本属于某类别的概率, 是集成分类器模型的最终输出, 其中最接近 1 的那个分量对应着样本预测的类别。

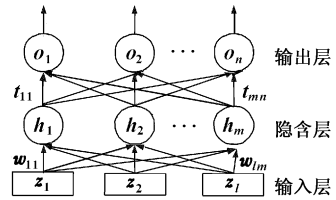


图2 基于神经网络的集成分类器模型

Fig.2 Combining multiple classifiers model based on nerve net

3.2 算法描述

模型的输入为 $\mathbf{Z} = \{z_1, z_2, \cdots, z_l\}$, $z_i = [z_{i1} \ z_{i2} \ \cdots \ z_{im}]^T$ 表示分类器 i 对样本图像的输出, 作为新的特征, 成为输入层节点 i 的输入。 y_j 是隐含层节点 j 的输出。 $\mathbf{O}(o_1, o_2, \cdots, o_n)$ 为模型的 实际输出向量, 它的分量 o_k 即为集成分类器最终判定输入样本属于类别 C_k 的概率, d_k 表示输出层节点 k 的期望输出值。 w_{ij} 表示输入层节点 i 与隐含层节点 j 的连接权值, 是一个向量。 t_{jk} 表示隐含层节点 j 与输出层节点 k 的连接权值。 θ 是阈值, f 是激励函数,

$$f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})}, \eta \text{ 是学习率。}$$

隐含层神经元和输出层神经元的输出分别为

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^l w_{ij} z_i - \theta_j\right) = f(\text{net}_j), \tag{11}$$

$$O_k = f\left(\sum_{j=1}^m t_{jk} y_j - \theta_k\right) = f(\text{net}_k). \tag{12}$$

输出层和隐含层权值修正为

$$\begin{cases} t_{jk}(t+1) = t_{jk}(t) + \Delta t_{jk} = t_{jk}(t) + \eta \delta_k y_j, \\ w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij} = w_{ij}(t) + \eta \delta_j z_i, \\ \delta_k = (d_k - o_k) f'(\text{net}_k) = (d_k - o_k) o_k (1 - o_k), \\ \delta_j = \left(\sum_{k=1}^n \delta_k t_{jk}\right) f'(\text{net}_j) = \left(\sum_{k=1}^n \delta_k t_{jk}\right) y_j (1 - y_j). \end{cases} \tag{13}$$

输出层和隐含层阈值修正为

$$\begin{cases} \theta_k(t+1) = \theta_k(t) + \eta \delta_k, \\ \theta_j(t+1) = \theta_j(t) + \eta \delta_j. \end{cases} \tag{15}$$

具体步骤如下:

(1) 把所有样本分为训练集和测试集两部分,对训练集进一步细分为 l 组,分别用来训练 l 个单分类器。

(2) 指定学习率 η , 初始化各权值 w_{ij} 、 t_{jk} 和阈值 θ 。

(3) 根据相应的度量级信息计算方法,对训练集中的每个样本 $\mathbf{X}$, 计算分类器 i 对样本图像 $\mathbf{X}$ 的输出 $z_i = [z_{i1} \ z_{i2} \ \cdots \ z_{in}]^T$, 作为输入层节点 i 的输入。

(4) 计算隐含层和输出层节点的净输入和输出。

(5) 计算输出层节点的误差,修正输出层和隐含层的权值和阈值,转步骤(3)。

(6) 当迭代次数大于某个预定的值,结束,并记录此时的权值和阈值。

用训练好的神经网络实现从输入到输出的映射,根据输出向量中的最大分量所在的位置,决定输入样本所属类别。

4 试验结果分析

试验采用日本的 JAFFE 表情库,此库包含了 213 幅 10 名日本女性的表情图像,每人有 7 种表情,每种表情有 3 ~ 4 张样本。库中图像的原始尺寸为 256 × 256 像素,256 级灰度。

试验中,先对图像进行预处理,包括人眼定位、灰度均衡化和尺度归一化,将所有图像都归一化为尺寸为 128 × 128 像素。然后把 213 幅图像分成训练集和测试集两部分,在每人每种表情中任取一幅图像作为测试样本,剩下的作为训练样本。这样测试

集包含 70 幅图像,训练集中包含 143 幅图像。把训练集细分成 3 组,每组中每种表情有 6 ~ 7 张样本。每组提取一种特征,训练一个单分类器。整个训练集用来训练神经网络集成分类器模型。

为验证本文方法的有效性,在 Intel (R) Core (TM) 2 Duo CPU 机器上进行试验。表 1 中列出了采用不同算法进行表情识别的识别率和单个样本识别时间。在采用多特征集成分类器后,虽然增加了样本的识别时间,但是识别率较单特征单分类器有较大提高,体现了多特征集成分类器的明显优势。基于神经网络的集成分类器模型较基于传统的积规则、和规则的集成分类器有更高的识别率,充分体现了神经网络集成分类器模型的准确性和稳定性。

表 1 不同算法的识别率和识别时间的比较

Table 1 Comparison of recognition rate and running time by different method		
识别方法	识别率 r/%	单个样本识别 时间 t/s
Gabor	87.14	0.0150
(2D) ² DLDA	87.14	0.0185
2D-DLPP	88.57	0.0125
集成分类器方法	积	90.00
	和	90.00
	神经网络	91.43

5 结束语

基于多特征集成分类器的方法进行了人脸表情识别。构造了一个基于神经网络的集成分类器模型,对多特征多分类器的输出进行决策融合。在日本的 JAFFE 上试验得到了令人满意的结果,充分体现了多特征集成分类器的明显优势和神经网络集成分类器模型的准确性和稳定性。但是,样本的识别时间主要决定于多个单分类器的初次识别时间和集成分类器对单分类器识别结果的融合时间,故识别时间有所增加。因此,实现算法的并行性,以补偿算法的复杂性和运算时间的高开销是下一步要研究和解决的问题。

参考文献:

[1] 郑秋梅,李新安,杨发科. 基于形态膨胀操作的小波图像压缩编码算法[J]. 中国石油大学学报:自然科学版,2007,31(6):117-119.
ZHENG Qiu-mei, LI Xin-an, YANG Fa-ke. Wavelet image compression coding algorithm based on a morphological operator[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2007,31(6):117-119.
[2] 郑秋梅,杨发科,蒋晓红. 一种基于关系的小波域水印

- 算法[J]. 中国石油大学学报:自然科学版, 2009, 33(2):164-168.
- ZHENG Qiu-mei, YANG Fa-ke, JIANG Xiao-hong. A digital watermarking algorithm based upon relationship in wavelet transform domain [J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2009, 33(2):164-168.
- [3] ZHENG Qiu-mei, WANG Hong-xia. Image retrieval algorithm based on vector transferring and clustering [J]. Journal of Computational Information Systems, 2009, 5(2):1009-1016.
- [4] ZHENG Qiu-mei, SHI Gong-xi, LÜ Xing-hui. A robust digital watermarking scheme based on integer wavelet using compound encryption[C]//Proceedings of 2009 4th International Conference on Computer Science & Education, Nanning, China, July 25-28, 2009. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009:716-719.
- [5] ZHI Ruicong, RUN Qiuqi. Facial expression recognition based on two-dimensional discriminant locality preserving projections [J]. Neurocomputing, 2008, 71(7/9):1730-1734.
- [6] ZHENG Qiu-mei, LÜ Xing-hui, SHI Gong-xi. EDA-based optimal gabor kernel's scale and orientation selection for facial expression recognition[C]//Proceedings of 2009 4th International Conference on Computer Science & Education, Nanning, China, July 25-28, 2009. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009:113-117.
- [7] 郑秋梅,吕兴会,时公喜. 基于双向二维直接线性判别分析的人脸表情识别[J]. 中国石油大学学报:自然科学版, 2010, 34(5):179-182.
- ZHENG Qiu-mei, LÜ Xing-hui, SHI Gong-xi. Two directional two dimensional direct linear discriminant analysis for facial expression recognition [J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2010, 34(5):179-182.
- [8] 陈羽,赖剑煌. 基于多分类器融合的人脸识别方法[J]. 中山大学学报:自然科学版, 2006, 45(4):23-27.
- CHEN Yu, LAI Jian-huang. Face recognition based on fusion of multiple classifiers [J]. SunYatsen University (Acta Scientiarum Naturalium), 2006, 45(4):23-27.
- [9] 刘松. 基于 SVM 信息融合的图像识别与并行实现[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(33):168-170.
- LIU Song. Image recognition based on SVM information fusion and DSP parallel realization [J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(33):168-170.
- [10] 蒋林波,蔡立军,易叶青. 一个新的多分类器组合模型[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(17):131-134.
- JIANG Lin-bo, CAI Li-jun, YI Ye-qing. New model of combining multiple classifiers [J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(17):131-134.
- (编辑 修荣荣)

欢迎订阅 2011 年《中国石油大学学报(自然科学版)》

《中国石油大学学报(自然科学版)》(ISSN1673-5005, CN37-1441/TE)是教育部主管,国内外公开发行的石油科学技术类综合性的学术刊物,属中文核心期刊,两获国家百种重点科技期刊奖,并连获三届中国高校精品科技期刊奖。目前被列入以下国际重要检索刊源数据库:美国《工程索引》(EI)、美国《化学文摘》(CA)、俄罗斯《文摘杂志》(AJ)、日本《科学技术文献速报》(CBST)、美国《石油文摘》(PA)等。主要刊登矿产普查与勘探、油田开发、石油炼制、石油化工、石油机械工程及油气储运、工业过程自动化、石油工业管理工程等专业,以及计算机科学和基础科学方面的科学研究成果学术论文。可供国内外科研人员、油田矿场技术人员和高等院校教师、学生阅读与参考。

本刊为国际标准大 16 开本,双月刊,逢双月 20 日出版,每期 160 页,每册定价 10.00 元,全年 60.00 元(含邮费)。欢迎广大读者直接从本期刊社订阅,在校学生半价优惠。

订阅汇款方式

1. 邮局汇款:山东省东营市北二路 271 号中国石油大学期刊社

邮政编码:257061 联系电话:(0546)8393341 联系人:杨红军

2. 银行汇款:

银行户名:中国石油大学(华东)

开户银行:山东省东营市工商银行西城办事处石油大学分理处

帐号:1615011209000023246 (请在备注栏内注明订阅《中国石油大学学报》)