

基于 Fisher 变换的植物叶片图像识别监督 LLE 算法*

阎庆^{1,2} 梁栋² 张晶晶¹

(1. 安徽大学电气工程与自动化学院, 合肥 230039; 2. 安徽大学电子信息工程学院, 合肥 230039)

【摘要】 提出一种基于 Fisher 投影的监督 LLE 方法,应用于植物叶片图像识别中。该方法利用 Fisher 投影距离取代样本的测地距离,并以此为基础计算样本的权值,加入 LLE 算法的代价函数中。该方法克服了传统 LLE 算法无监督学习不适应分类问题的缺陷,在抑制噪声点影响的同时可以更好地挖掘样本的类别信息,提高叶片的分类精度。基于实拍植物叶片图像数据库的实验结果证明,该算法的平均识别率达到 92.36%。

关键词: 植物叶片 识别 特征提取 监督局部线性嵌入 流形学习 Fisher 变换

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2012)09-0179-05

Recognition Method of Plant Leaves Based on Fisher Projection-supervised LLE Algorithm

Yan Qing^{1,2} Liang Dong² Zhang Jingjing¹

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Anhui University, Hefei 230039, China)

(2. School of Electronics and Information Engineering, Anhui University, Hefei 230039, China)

Abstract

A new supervised weighted LLE method based on the Fisher projection was proposed. This method utilized the Fisher projection distance to replace the sample's geodesic distance, and the importance score of each sample was obtained based on this distance, then the importance scores were added into the cost function of LLE. This method can overcome the disadvantage of traditional LLE, an unsupervised learning algorithm which cannot solve the classification problem very well, and can exploit the category information better and reduce the influence of noise points at the same time. The experimental results based on the real-world plant leaf databases show its mean accuracy of recognition is up to 92.36%.

Key words Plant leaves, Recognition, Feature extraction, Supervised locally linear embedding, Manifold learning, Fisher projection

引言

由于叶片采集的便利性以及其自身的生物特征,使其成为识别植物最直接、有效的方法。国内学者对该问题作了很多研究,也取得了一些成果。目前提出的方法主要有两大类:一类是提取叶片图像的形状或纹理等作为分类特征,实现分类识别^[1-7];一类是利用流形学习等方法先对原始图像进行非线性

维数约简,在低维利用分类器实现分类^[8-9]。但是随着外界自然条件的变化,植物叶片图像的分类特征会有很明显的差别,因此该类方法应用效果受到影响。第二类方法在这方面有了很大的提高,但是存在计算复杂度过高^[8]或者对样本类别信息利用不充分^[9]等缺陷。文献[9]利用 WLLE 实现降维,算法效率得到提高,但是并没有充分挖掘样本的类别信息,分类精度受到制约。本文以该方法为基

收稿日期:2012-03-21 修回日期:2012-05-03

* 国家自然科学基金资助项目(61172127)、高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20113401120006)、安徽大学 211 创新团队项目(KJTD007A)和安徽大学“211 工程”青年科学研究基金资助项目(KJQN1114)

作者简介:阎庆,博士生,主要从事数字图像处理、模式识别研究,E-mail: rubby_yan5996@sina.com.cn

通讯作者:梁栋,教授,博士生导师,主要从事计算视觉、计算信号处理研究,E-mail: dliang@ahu.edu.cn

础,建立一种新的监督 LLE 方法,进一步提高叶片分类识别的精度。

流形学习基于数据分布的内在维数来分析数据,旨在发现高维观测数据空间中隐藏的低维流形及其维数,实现数据降维。LLE 认为数据是局部线性的,任一点可以由其近邻点的线性组合来表示^[10]。因为 LLE 算法有全局最优的解析解,将低维嵌入的计算归结为求解稀疏矩阵的特征向量,不需要迭代,算法复杂度相对较小,因此在图像处理及模式识别等领域应用广泛^[11-13]。针对分类问题,也提出了一些监督 LLE 方法,但是这些方法存在人为限制学习样本空间和需要选择参数过多^[14-17]等问题。

Fisher 变换是模式识别领域一种经典方法,将原来高维的模式样本投影到最佳鉴别向量空间以达到维数约简的目的,投影后保证样本在新的空间中有最大的类间距离和最小的类内距离,即模式在该空间中具有最佳的可分性。本文提出一种基于 Fisher 准则的监督 LLE 算法(FS-LLE),首先将原始叶片数据做 Fisher 投影,利用投影轴上样本间的相互距离作为 LLE 降维时确定邻域的依据,并以此距离取代文献[9]中热核函数距离的计算方法,实现加权降维,最后在低维空间利用最近邻法实现叶片的分类识别。

1 WLLLE 算法基本步骤

设采样得到的数据集 \mathbf{X} 为 $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$ ($\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^D$), 文献[9]中 WLLLE 算法的具体步骤如下:

(1) 寻找与每个 \mathbf{x}_i 的欧式距离最小的 k 个近邻点构成邻域。

(2) 计算利用邻域重构 \mathbf{x}_i 时的权值 w_{ij} , 使重构代价函数最小

$$\min_{\mathbf{W}} \varepsilon(\mathbf{W}) = \sum_i \left\| \mathbf{x}_i - \sum_{j=1}^k w_{ij} \mathbf{x}_j \right\|^2 \quad (1)$$

其中权值 w_{ij} 满足约束条件 $\sum_j w_{ij} = 1$, 且当 $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j$ 不是近邻点时 $w_{ij} = 0$ 。 \mathbf{W} 为由 w_{ij} 构成的权值矩阵。

(3) 计算各样本点的 k 个近邻的权重之和

$$b_{ii} = \sum_{j=1}^k u_{ij} \quad (2)$$

其中

$$u_{ij} = \begin{cases} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{\alpha}\right) & (\mathbf{x}_i \in \Omega(\mathbf{x}_j)) \\ 0 & (\mathbf{x}_i \notin \Omega(\mathbf{x}_j)) \end{cases} \quad (3)$$

式中 α ——可调参数 $\Omega(\cdot)$ ——某点邻域 u_{ij} 为各近邻点之间的加权矩阵元素。

(4) 保持 w_{ij} 不变,使得加权误差函数最小

$$\min_{\mathbf{Y}} \phi(\mathbf{Y}) = \sum_{i=1}^n b_{ii} \left\| \mathbf{y}_i - \sum_{x_j \in \Omega(\mathbf{x}_i)} w_{ij} \mathbf{y}_j \right\|^2 = \|\mathbf{YB}(\mathbf{I} - \mathbf{W}^T)\|^2 = \text{tr}(\mathbf{YNY}^T) \quad (4)$$

其中 $\sum_i \mathbf{y}_i = 0$ $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{y}_i \mathbf{y}_i^T = \mathbf{I}$

$$\mathbf{B} = [b_{11} \quad b_{22} \quad \dots \quad b_{nn}]$$

式中 \mathbf{y}_i ——与 \mathbf{x}_i 对应的降维点, $\mathbf{y}_i \in \mathbf{R}^d$ ($d \ll D$)

$\text{tr}(\cdot)$ ——矩阵的迹 \mathbf{I} ——单位矩阵

n ——样本数目

则低维流形的坐标即为矩阵 $\mathbf{N} = \mathbf{B}(\mathbf{I} - \mathbf{W})^T(\mathbf{I} - \mathbf{W})$ 的最小的第 2 到第 $t+1$ 个特征向量, t 为低维流形 \mathbf{Y} 的维数。

该算法虽然能在一定程度上克服噪声和样本外点的影响,但是在计算加权矩阵和构造样本点邻域时采用的仍然是欧式距离,而欧氏距离在处理分类识别问题时不能充分利用样本的类别信息,因此利用该方法降维后的流形聚类效果不够理想,不利于其在分类识别中的应用。

2 基于 Fisher 准则的监督 LLE 算法

2.1 Fisher 变换

设模式特征为 $\mathbf{A} = \{\mathbf{a}_i\}$ 的 M 维向量,模式类内散布矩阵为 \mathbf{S}_w ,类间散布矩阵为 \mathbf{S}_b ,总体散布矩阵为 \mathbf{S}_t ,即

$$\mathbf{S}_b = \sum_{i=1}^2 P(\omega_i) (\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu}_0) (\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu}_0)^T \quad (5)$$

$$\mathbf{S}_w = \sum_{i=1}^2 P(\omega_i) E\{(\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu}_0) (\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu}_0)^T | \omega_i\} \quad (6)$$

$$\mathbf{S}_t = \mathbf{S}_b + \mathbf{S}_w \quad (7)$$

其中, $P(\omega_i)$ 、 $E\{\cdot\}$ 、 $\boldsymbol{\mu}_0$ 、 $\boldsymbol{\mu}_i$ 分别为先验概率、协方差、全体向量均值和类内向量均值。

Fisher 准则函数定义为

$$J(\boldsymbol{\Phi}) = \frac{\boldsymbol{\Phi}^T \mathbf{S}_b \boldsymbol{\Phi}}{\boldsymbol{\Phi}^T \mathbf{S}_w \boldsymbol{\Phi}} \quad (8)$$

其中, $\boldsymbol{\Phi}$ 为 M 维列向量。使 Fisher 鉴别准则函数取得最大值的向量 $\boldsymbol{\Phi}^*$ 即为 Fisher 最佳投影向量,模式样本集在该向量上的投影保证具有最大的类间散布和最小的类内散布,因此这个投影方向上的样本距离是最能反映样本类别信息的一种距离度量。可以利用这种距离度量构造一种新的监督流形方法实现单类样本分类。

2.2 FS-LLE 算法

针对 WLLLE 存在的问题,利用 Fisher 准则在挖掘类别信息上的良好性能,将其与加权 LLE 相结合构成一种新的监督 LLE 算法。算法流程如下:

(1) 对每一个样本点 x_i , 利用 Fisher 准则将其投影到 Fisher 空间。然后利用投影点 x_i 之间的距离, 找到每个原始样本点 x_i 的 k 个近邻点。这种近邻的构造保证了样本的近邻点最有可能由同类别点构成, 因此可以最大程度地利用样本的类别信息帮助实现分类识别。

(2) 利用建立在投影距离基础上的邻域点重构样本, 同 WLLE 算法的步骤(2)一样求出权值 w_{ij} 。

(3) 将式(3)改造为

$$u_{ij} = \begin{cases} \exp\left(-\frac{D(x_i, x_j)}{\alpha}\right) & (x_i \in \Omega(x_j)) \\ 0 & (x_i \notin \Omega(x_j)) \end{cases} \quad (9)$$

然后用 WLLE 算法的步骤(3)计算 b_{ii} 。其中 $D(x_i, x_j)$ 表示样本间的 Fisher 投影距离。

(4) 之后与 WLLE 算法相同, 找到样本的低维流形 Y 。

(5) 对测试样本 Z , 利用已有流形邻域关系近似得到低维映射, 再用最近邻分类器实现叶片测试样本的分类识别。

3 分类实验

为了验证所提出算法 FS-LLE 在分类问题上的性能, 利用植物叶片图像数据库 (<http://www.intelengine.cn/data>) 进行分类实验。该数据库是由中科院合肥智能所建立的, 其中包括 220 种植物的 16 846 幅叶片图像。从 68 幅夹竹桃叶片图像中任取 30 幅作为正类训练样本, 再从其余 219 种植物叶片中

任取 60 幅作为负类训练样本; 选取夹竹桃叶片剩余的 38 幅图像和其余类别植物叶片的 20 幅图像作为待识别的测试样本。部分叶片图像如图 1 所示。

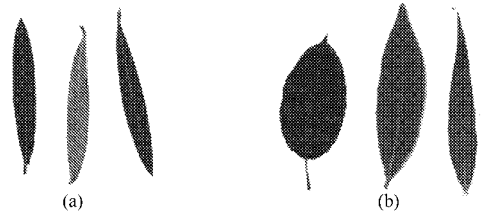


图 1 正负类叶片图像

Fig. 1 Positive and negative sort of leaf image

(a) 夹竹桃 (b) 其他

因为原始数据库中图像的大小不一, 为方便起见, 对所有图像进行预处理: 将其统一调整为 64×64 像素、256 灰度级、白色背景的灰度图像。每幅图像构成 1 个矩阵。然后将每个矩阵以行为单位依次连接成 1 个一维向量。则训练样本和测试样本均可由 4 096 维向量表示。为防止小样本问题, 先对该数据集进行 PCA 降维预处理。

3.1 聚类性能分析

同类样本点的聚类效果可以作为判断所提取特征可否应用于模式分类的最好的可视化数据。本文选取 30 幅正类图像和 60 幅负类图像分别通过普通 LLE 算法、PCA 算法、WLLE 算法和本文的 FS-LLE 算法进行维数约简, 得到二维可视化结果如图 2 所示。

从图 2 可以明显看到, LLE 和 PCA 方法对于样本类别信息挖掘不够, 所以数据的聚类效果很差。

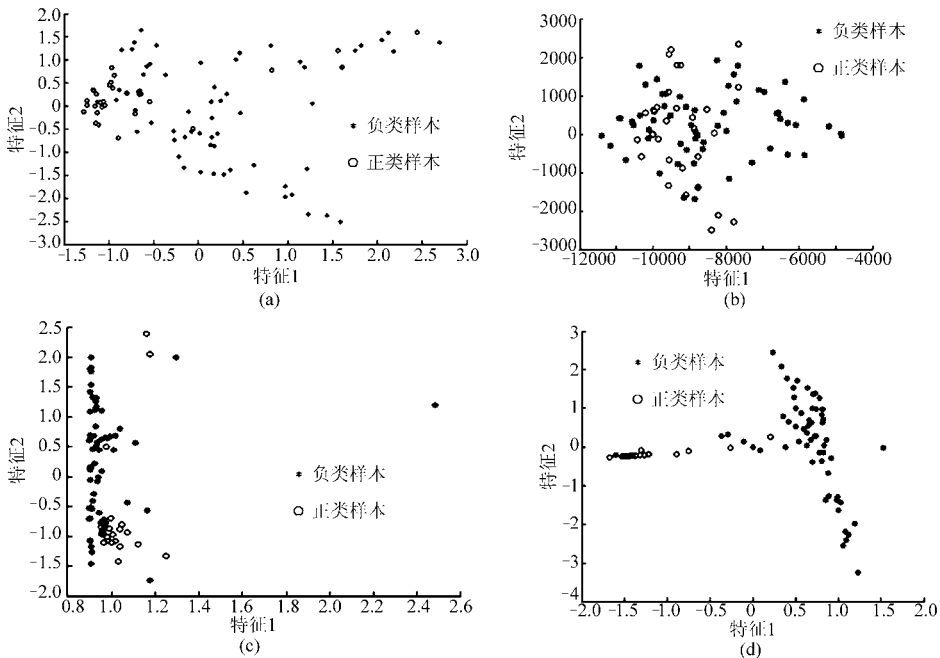


图 2 不同算法数据聚类效果比较

Fig. 2 Clustering effect comparison of different algorithms

(a) LLE 算法 (b) PCA 算法 (c) WLLE 算法 (d) FS-LLE 算法

WLLE 方法由于采用加权的方法可以在一定程度上抑制样本外点的影响,所以聚类效果稍有改善,而本文方法的聚类效果是最好的。因此应用本文方法降维后再利用简单的分类器即可以实现较高精度的分类效果。

3.2 参数选择

热核函数参数 α 取经验值 $100^{[9]}$ 。而近邻数 k 的选择对算法性能的影响较大。本文中样本近邻的构成是以前投影到 Fisher 空间后的投影距离为依据的。因此数据点的邻域值 k 若太小,不能反映正负类别流形特征;若 k 值太大,则会破坏类别信息。尤

其是靠近 Fisher 空间两类分界区域的样本点,如果 k 过大,必定会将过多的异类样本加入自身领域中,影响降维后数据的聚类效果。所以将样本近邻数 k 的上限选为样本数据较少的正类样本数目的一半,即 15。 k 的下限取为 5。为了最终确定 k 值,本文固定数据集不变, k 在 $[5, 15]$ 区间范围内依次取值,采用最近邻分类法测试分类率,结果如表 1 所示。从表 1 中可见 k 在 $[10, 13]$ 区间内取值时,分类率变化不大。因为训练样本不同时,样本投影分布会有一些的变化,考虑到算法的鲁棒性,本文取 $k = 10$,防止 k 值过大带来的负面影响。

表 1 改变参数 k 的分类结果

Tab. 1 Classification result by changing value of k

k	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
分类率/%	71.34	74.56	78.23	83.51	87.82	91.54	91.07	91.40	90.91	87.51	86.17

3.3 实验结果

利用由上述方法降维的数据集来获取分类特征,实现分类。在分类实验中采用最简单的最近邻分类器来识别叶片图像的类别,每次实验重复 20 次。每次实验中训练样本和测试样本均随机产生。表 2 中列出了 20 次实验中分类率的均值和最佳分辨率。

表 2 植物叶片图像分类结果

Tab. 2 Classification results of plant leaves images

算法	PCA	LLE	WLLE	FS-LLE
平均分类率/%	85.43	89.12	91.77	92.36
最佳分类率/%	86.43	89.58	92.89	93.05

由表 2 可见本文算法对分类精度有了一定程度的

提高,这和上节中数据降维后聚类的效果是一致的。

4 结束语

流形学习可以有效发现高维非线性数据集的内在维数并进行维数约简,近年来越来越受到机器学习和认知科学领域研究者的重视。但是因为该方法本身是一种非监督方法,在分类识别问题中的应用效果不理想。

本文提出一种基于 Fisher 投影距离的监督局部线性嵌入算法 FS-LLE,并通过该算法实现对叶片图像的分类识别。实验结果表明该算法因为更有效地利用了训练样本的类别信息,维数约简后,样本的聚类性能较好,因此利用最简单的分类器也可以得到满意的分类效果。

参 考 文 献

- Du Jixiang, Huang D S, Wang Xiaofeng, et al. Shape recognition based on radial basis probabilistic neural network and application to plant species identification [M]. Wang J, Liao X F, Yi Z. Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag, 2005, 3497:281~285.
- Gu Xiao, Du Jixiang. Leaf recognition based on the skeleton segmentation [M]. Huang D S, Zhang X P, Huang G B. Lecture Notes in Computer Science, Springer-Verlag, 2005, 3644: 253~262.
- 杜吉祥. 植物机器识别技术的研究 [D]. 合肥:中国科学技术大学,2005.
Du Jixiang. Study of plant leaf recognition techniques by machine [D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2005. (in Chinese)
- Li Y F, Zhu Q S, Cao Y K, et al, A leaf vein extraction method based on snakes technique [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Neural Netwo and Brain, 2005: 885~888.
- Camargo Neto J, Meyer G E, Jones D D, et al. Plant species identification using Elliptic Fourier leaf shape analysis [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2006, 50(2): 121~134.
- Bruno O M, Plotze R O, Falvo M, et al. Fractal dimension applied to plant identification [J]. Inform. Sci., 2008, 178(12):2722~2733.
- 王晓峰,黄德双,杜吉祥,等. 叶片图像特征提取与识别技术的研究 [J]. 计算机工程与应用,2006,42(3): 190~193.

- Wang Xiaofeng, Huang Deshuang, Du Jixiang, et al. Feature extraction and recognition for leaf images [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2006, 42(3): 190 ~ 193. (in Chinese)
- 8 张善文, 黄德双. 一种鲁棒的监督流形学习算法及其在植物叶片分类中的应用[J]. *模式识别与人工智能*, 2010, 23(6): 836 ~ 841.
- Zhang Shanwen, Huang Deshuang. A robust supervised manifold learning algorithm and its application to plant leaf classification [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2010, 23(6): 836 ~ 841. (in Chinese)
- 9 张善文, 王献峰. 基于加权局部线性嵌入的植物叶片图像识别方法[J]. *农业工程学报*, 2011, 27(12): 141 ~ 145.
- Zhang Shanwen, Wang Xianfeng. Method of plant leaf recognition based on weighted locally linear embedding [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2011, 27(12): 141 ~ 145. (in Chinese)
- 10 Roweis S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding [J]. *Science*, 2000, 290 (5500): 2 323 ~ 2 326.
- 11 Chang H, Yeung D Y. Locally linear metric adaptation with application to semi-supervised clustering and image retrieval [J]. *Pattern Recognition*, 2006, 39(7): 1 253 ~ 1 264.
- 12 Song Yangqiu, Nie Feiping, Zhang Changshui. Semi-supervised sub-manifold discriminant analysis [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, 29(13): 1 806 ~ 1 813.
- 13 Xiang Shiming, Nie Feiping, Song Yangqiu, et al. Embedding new data points for manifold learning via coordinate propagation [J]. *Knowledge and Information Systems*, 2009, 19(2): 159 ~ 184.
- 14 Babak Alipanahi, Ali Ghodsi. Guided locally linear embedding [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32(7): 1 029 ~ 1 035.
- 15 孟德宇, 徐宗本, 戴明伟. 一种新的有监督流形学习方法[J]. *计算机研究与发展*, 2007, 44(12): 2 072 ~ 2 077.
- Meng Deyu, Xu Zongben, Dai Mingwei. A new supervised manifold learning method [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2007, 44(12): 2 072 ~ 2 077. (in Chinese)
- 16 Zheng Weili, Ru Nie, Yao Feihan. Supervised locally linear embedding for fault diagnosis [J]. *Advanced Materials Research*, 2010, 139 ~ 141: 2 599 ~ 2 602.
- 17 Oleg Okun, Olga Kouropteva, Matti Pietikäinen. Supervised locally linear embedding algorithm [C] // Proc. of the Tenth Finnish Artificial Intelligence Conference, Oulu, Finland, 2002: 50 ~ 61.

欢迎订阅 2013 年《中国农业科学》中、英文版

《中国农业科学》中、英文版由农业部主管、中国农业科学院主办。主要刊登农牧业基础科学和应用基础科学研究论文、综述、简报等。设有作物遗传育种·种质资源·分子遗传学;耕作栽培·生理生化·农业信息技术;植物保护;土壤肥料·节水灌溉·农业生态环境;园艺;贮藏·保鲜·加工;畜牧·资源昆虫;兽医;农业经济与管理等栏目。读者对象是国内外农业科研院(所)、农业大专院校的科研、教学及管理人员。

《中国农业科学》中文版为半月刊,影响因子、总被引频次连续多年居全国农业科技期刊最前列或前列位次。为北京大学图书馆 1992—2011 年连续 6 次遴选的核心期刊,位居《中文核心期刊要目总览》“农业综合类核心期刊表”的首位。1999 年起连续 10 年获“国家自然科学基金重点学术期刊专项基金”资助;1999 年获“首届国家期刊奖”,2003、2005 年获“第二、三届国家期刊奖提名奖”;2002—2011 年先后 9 次被中信所授予“百种中国杰出学术期刊”称号;2009 年获中国期刊协会/中国出版科学研究院“新中国 60 年有影响力的期刊”称号;2010 年荣获“第二届中国出版政府奖期刊提名奖”。

《中国农业科学》中文版大 16 开,每月 1、16 日出版,国内外公开发行。每期 224 页,定价 49.50 元,全年定价 1 188.00 元。国内统一刊号:CN11-1328/S,国际标准刊号:ISSN 0578-1752,邮发代号:2-138,国外代号:BM43。

《中国农业科学》英文版(*Agricultural Sciences in China*),2002 年创刊,月刊,2012 年更名为《农业科学学报》(*Journal of Integrative Agriculture*, JIA)。2006 年 1 月起与国际著名出版集团 Elsevier 合作,全文数据在 ScienceDirect 平台面向世界发行。2009 年被 SCI 收录,2012 年 JCR 影响因子为 0.449。

JIA 大 16 开,每月 20 日出版,国内外公开发行。每期 160 页,国内订价 80.00 元,全年 960.00 元。国内统一刊号:CN 10-1039/S,国际标准刊号:ISSN 2095-3119,邮发代号:2-851,国外代号:1591M。

《中国农业科学》中、英文版均可通过全国各地邮局订阅,也可向编辑部直接订购。