

V ;初始化去权值矩阵 $W=[w_{ik}]_{C \times D}=[1/D]$,确定种群大小 M 、最大评价次数 $maxIter$.

2. For
3. $g=0$
4. 根据公式(8)计算 σ^2
5. 根据公式(13)计算隶属度 U
6. 根据公式(18)更新聚类中心 Z
7. 生成种群 P_0, DO
8. Repeat
9. 对于每一个个体计算适应度值(目标函数值)
10. 根据适应度值,运用公式(10)和公式(11)计算烟花的爆炸半径以及爆炸火花数
11. 根据算法 1 进行种群演化
12. $g=g+1$
13. 直至满足终止条件
14. End for

3 实验结果与分析

本节采用 UCI 数据集与图像数据进行实验,并与 EWKM,FWKM,FSC,LAC 算法结果进行对比,验证本文算法性能.由于 FWASSC 是基于群智能的算法,为了定性比较 FWASSC 算法与对比算法的性能,本文采用最大迭代次数($MaxIter=500$)作为所有算法的迭代终止条件,种群规模 $M=5$.EWKM,FWKM,FSC,LAC 参数设置见表 1.实验平台为 Windows10,硬件为 Intel(R) Core(TM) i5-6600 3.30GHz CPU,8G RAM,所有算法在 MATLAB 2014b 环境下实现.

Table 1 Parameter settings

表 1 参数设置

算法	参数设置
FWASSC	$m=2, \beta=2, \eta=0.2$
EWKM	$\gamma=2$
FWKM	$\beta=2$
FSC	$\beta=2$
LAC	$h=2$

3.1 UCI数据集结果与分析

本节采用来自 UCI 的 5 个数据集对算法性能进行验证,UCI 数据集详细信息参见表 2.选用公式(19)的 Rand Index(RI)^[38]与公式(20)的 Normalized Mutual Information(NMI)^[39]性能指标对聚类结果进行评价.

$$RI = \frac{f_{00} + f_{11}}{N(N-1)/2} \quad (19)$$

$$NMI = \frac{\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^C n_{ij} \log \frac{N \times n_{ij}}{n_i \times n_j}}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^K n_i \log \frac{n_i}{N} \right) \left(\sum_{j=1}^C n_j \log \frac{n_j}{N} \right)}} \quad (20)$$

其中, K 是类别数, C 是聚类个数, N 是样本总数, f_{00} 是不属于同一簇类并被分配到不同簇的样本点对的数量, f_{11} 是属于同一类并被分配到同一簇的样本点对的数量. n_i 是属于类 i 的样本数, n_j 是属于类 j 的样本数, n_{ij} 是属于类 i 并被分配到类 j 的样本点对的数量.两个指标越大,表明聚类结果越好.

每种算法独立运行 20 次,用 RI 与 NMI 的平均值表示聚类结果.实验结果见表 3、表 4.对比本文算法与其他几种算法可以看到,本文算法具有更加良好的性能.例如在数据集 Iris 上的实验结果,本文算法的 RI 与 NMI

均值远大于其他几种算法.在大多数情况下,相似的结论也可以从其他几个数据集中得到.因此,本文算法性能优良,尤其在维度较多时,本文算法优点更加明显.

Table 2 Dataset information

表 2 数据集信息

数据集	样本数	维数	类别数
Iris	150	4	3
Glass	214	9	6
heart	270	13	2
Sonar	208	60	2
Wine	175	13	3

Table 3 Clustering result of FWASSC, EWKM, FSC, FWKM, LAC runs 20 times (RI)

表 3 FWASSC,EWKM,FSC,FWKM,LAC 运行 20 次的聚类结果(RI)

数据集		FWASSC	EWKM	FSC	FWKM	LAC
Iris	Mean	0.924 6	0.854 9	0.910 8	0.898 3	0.843 5
	Std	0.015 1	0.056 9	0.078 3	0.083 0	0.057 1
Glass	Mean	0.684 5	0.661 0	0.590 3	0.579 8	0.674 3
	Std	0.025 6	0.028 4	0.087 7	0.094 1	0.019 2
heart	Mean	0.644 1	0.515 9	0.551 9	0.547 8	0.513 6
	Std	0.017 6	0.002 5	0.033 1	0.031 5	0.009 9
Sonar	Mean	0.548 2	0.505 1	0.501 4	0.501 4	0.506 4
	Std	0.011 8	0.002 4	0.002 0	0.000 8	0.003 5
Wine	Mean	0.860 9	0.708 3	0.600 1	0.600 2	0.702 9
	Std	0.026 6	0.013 3	0.005 5	0.005 5	0.023 8

Table 4 Clustering result of FWASSC, EWKM, FSC, FWKM, LAC runs 20 times (NMI)

表 4 FWASSC,EWKM,FSC,FWKM,LAC 运行 20 次的聚类结果(NMI)

数据集		FWASSC	EWKM	FSC	FWKM	LAC
Iris	Mean	0.825 0	0.726 2	0.818 2	0.787 5	0.719 3
	Std	0.028 7	0.057 1	0.077 3	0.115 2	0.057 9
Glass	Mean	0.321 6	0.319 0	0.198 0	0.229 3	0.320 4
	Std	0.029 0	0.051 5	0.060 7	0.052 2	0.042 4
heart	Mean	0.268 3	0.021 3	0.093 5	0.092 6	0.022 4
	Std	0.024 5	0.004 0	0.038 2	0.032 2	0.012 0
Sonar	Mean	0.050 0	0.009 9	0.015 0	0.013 6	0.011 8
	Std	0.029 7	0.002 7	0.006 9	0.003 0	0.005 5
Wine	Mean	0.682 5	0.429 3	0.146 9	0.152 2	0.422 6
	Std	0.042 1	0.007 9	0.018 4	0.020 7	0.027 5

3.2 图像数据结果与分析

为了进一步验证本文算法的性能,将算法应用于图像分割.实验时,采用空间灰度相关法(SGLDM)提取图像的纹理特征,进而采用本文算法聚类图像.文献[40]提出了空间灰度相关法(SGLDM)提取图像的纹理特征.该方法是基于一个二阶联合条件概率密度函数估计,其概率函数为 $P(i,j|d,\theta)$,其中, i,j 是分布于空间中两个像元的像素值, d 是两个像元点之间的距离, θ 是两像元点之间的连线与水平轴所形成的夹角.当 $\theta=0^\circ,45^\circ,90^\circ,135^\circ$ 时,联合概率密度函数的定义如下.

$$\begin{cases} p(i,j|d,0^\circ) = \text{No.}\{(k,l),(m,n) \in (N \times M) |_{m-k=0,n-l=d,G(k,l)=i,G(m,n)=j}\} \\ p(i,j|d,45^\circ) = \text{No.}\{(k,l),(m,n) \in (N \times M) |_{m-k=d,n-l=d,G(k,l)=i,G(m,n)=j}\} \\ p(i,j|d,90^\circ) = \text{No.}\{(k,l),(m,n) \in (N \times M) |_{m-k=0,n-l=d,G(k,l)=i,G(m,n)=j}\} \\ p(i,j|d,135^\circ) = \text{No.}\{(k,l),(m,n) \in (N \times M) |_{m-k=d,n-l=d,G(k,l)=i,G(m,n)=j}\} \end{cases} \quad (21)$$

其中, $N \times M$ 是图像大小,且有 $L+1$ 个灰度级;No.表示集合中元素的个数; $G(k,l),G(m,n)$ 是图像中的两个像素点.

选用人工合成图片,并加入高斯噪声、Berkeley 图像分割数据集验证算法的抗噪性能、分割精度与时间复杂度.

3.2.1 算法抗噪性能分析

在如图 1(a)所示的人工合成图像中加入均值为 0.1、方差为 0.003 的高斯噪声后进行实验,并与上述的 EWKM,FWKM,FSC,LAC 这 4 种算法进行对比,聚类结果如图 1(c)~图 1(g)所示.从图中可以看出,对比算法 EWKM,FWKM,FSC 对图像噪声极其敏感,导致结果中背景与目标混淆严重;虽然对比算法 LAC 的结果稍好一些,已基本区分开背景与目标,但仍存在被噪声污染的数据点错分现象;相比之下,本文算法的聚类结果就比较理想,不但区分开了噪声污染的目标和背景部分,只存在个别样本的错分.因此,本文算法具有较好的抗噪性能.

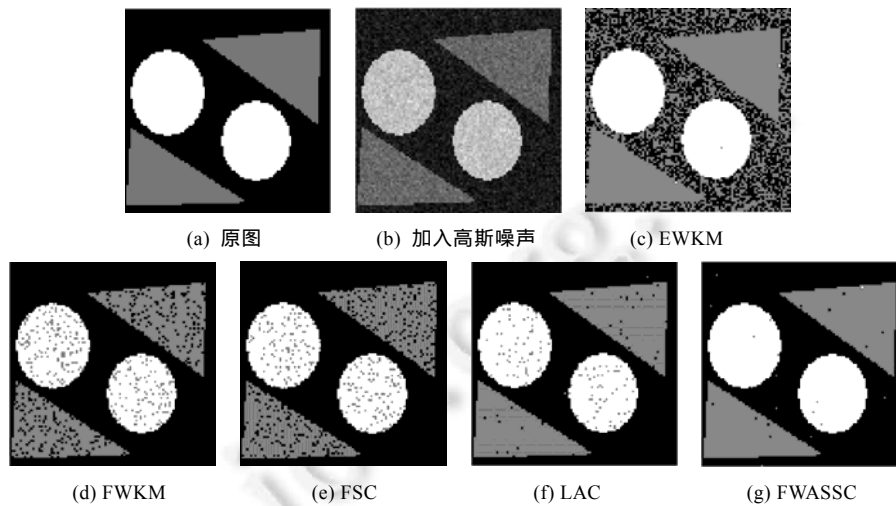


Fig.1 Clustering result of noisy images

图 1 含噪声图像的聚类结果

3.2.2 算法分割精度分析

Berkeley 计算机视觉组公开的图像分割数据集中包括了大量自然图像,为研究提供了便利.选取图 2(a)所示的图像进行实验,聚类个数为 2,背景天空为第 1 类,目标物飞机为第 2 类.实验结果如图 2(b)~图 2(f)所示.

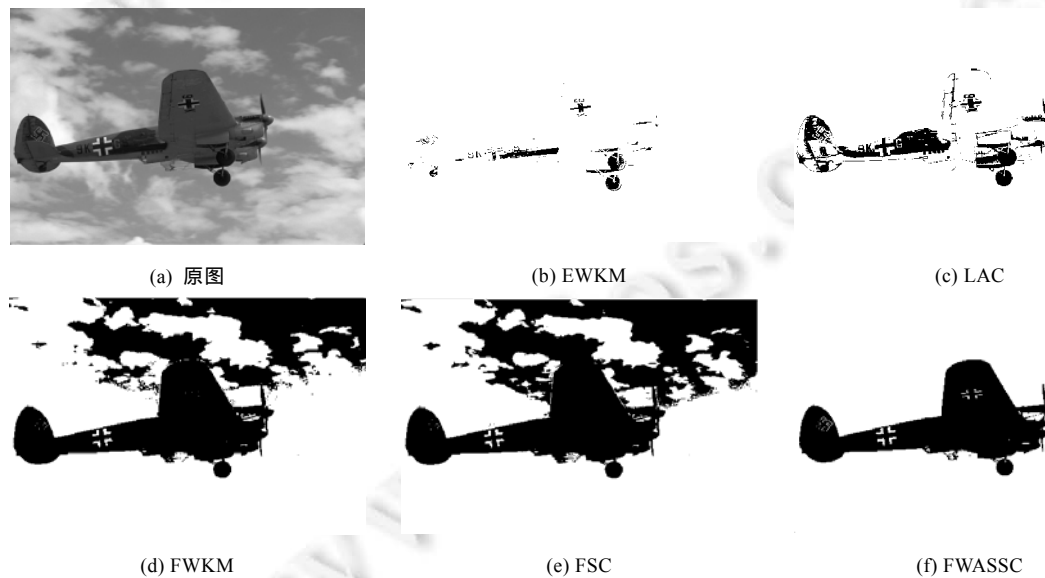


Fig.2 Berkeley natural image clustering results

图 2 Berkeley 自然图像聚类结果

对于结果的评价,主要从视觉评价与 Dice 系数进行.其中,视觉评价主要从图像是否错分、区域是否一致、边缘保持是否完整等几个方面来判断.Dice 系数采用公式(22)的计算方法.

$$DC = \frac{2|M \cap N|}{|M| + |N|} \quad (22)$$

其中, M 是非零的金标准, N 为非零的分割结果. DC 值越大,表示分割结果越好.

从实验结果可以看出,对比算法 EWKM 与 LAC 分割效果相当不理想,出现了严重的过分割现象,尤其是 EWKM,整个飞机只有极少部分划分正确;LAC 分割结果虽然可以大致看清飞机的轮廓,但机身部分错分严重,与天空相近的颜色都被划分到另一类中;虽然 FWKM 和 FSC 分割结果相对于前两种有很大的改善,飞机轮廓清晰可见,但机身与天空的划分并不准确.本文提出的算法 FWASSC 分割结果相对于对比算法,取得了令人满意的分割结果,不但将飞机轮廓清晰的分割出来,而且边缘保持完整,细节划分准确,未出现过分割或欠分割问题.根据 Berkeley 计算机视觉组提供的分割金标准,采用 Dice 系数评价分割结果,即分割结果与分割金标准越相似,Dice 系数就越大.图 2 的分割结果对应的 Dice 系数见表 5.

Table 5 Dice coefficients of Fig.2

表 5 图 2 的 Dice 系数

算法	FWASSC	EWKM	FSC	FWKM	LAC
DC	0.872 6	0.637 4	0.718 4	0.709 7	0.648 3

由表 5 中的数据可以得到:本文算法 FWASSC 的 Dice 系数值为 0.8726,而对比较算法 EWKM,FSC,FWKM,LAC 中 Dice 系数最高的也只有 0.7184(FSC 算法).依据 Dice 系数评价不难得得到本文算法分割精度高于其他几种算法的结论.

3.2.3 算法时间复杂度分析

在本文提出的算法 FWASS 中,其时间复杂度主要来源于隶属度矩阵 U 的计算、聚类中心 Z 的计算与维度权值矩阵 W 的更新计算.其中,计算所有样本的隶属度时,时间复杂度为 $O(NCD)$;为每一个个体重新计算聚类中心时,其时间复杂度为 $O(CD)$;对于维度权值的计算,初始化烟花时时间复杂度为 $O(CD)$.假设算法中烟花种群规模为 M ,需要经过 T 次迭代算法收敛,则 FWASSC 算法的时间复杂度为 $O(MNCDT)$.可见,算法的时间复杂度与数据个数、维度、聚类个数以及烟花种群规模有关.

表 6 给出了 EWKM,FSC,FWKM,LAC 算法及本文算法 FWASS 分割图 1 和图 2 的运行时间对比情况.

Table 6 Running time of each algorithm on Fig.1 and Fig.2

表 6 各种算法分割图 1 与图 2 的运行时间

图像	大小	聚类个数	运行时间(s)				
			FSC	FWKM	EWKM	LAC	FWSSC
图 1(加入噪声)	100×100	3	1.36	1.37	1.46	1.35	2.02
图 2	321×481	2	0.95	0.98	0.96	0.95	1.50

从表 6 中的分割时间也可以看出,FWASS 算法中由于烟花算法的引入,导致整个算法的耗时比其他几种算法稍长.如果对于实时性要求不是很高的图像分割领域,用相对较长的时间换取抗噪性能与分割精度较大提高的算法也是有意义的.

4 临床 MR 图像数据实验

4.1 乳腺 MR 图像的分割

虽然以上分析均已说明本文算法具有良好的性能,本节仍将其应用于临床数据分析,进一步验证其聚类 MR 图像的性能.在与上述数据实验同等环境下,对如图 3(a)所示的 DICOM 格式临床乳腺 MR 图像进行聚类,分割出肿瘤所在区域,即图中白色圆圈标注的区域,并与 FSC,FWKM,EWKM 和 LAC 算法的分割结果进行对比.图像数据来源于德国西门子 1.5 T 标准双乳线圈磁共振扫描仪,为注入造影剂增强后的三维 T1 加权梯度回波序

列图.扫描成像时,病人采取俯卧位,双侧乳腺自然悬垂于乳房线圈的空洞内,各参数如下: $TR=5.6\text{ms}$, $TE=2.76\text{ms}$,层间距为 0.3mm ,层厚为 1.2mm , $FOV=34\text{cm}\times 34\text{cm}$,图像大小为 512×512 ,每次扫描时间为 60s .

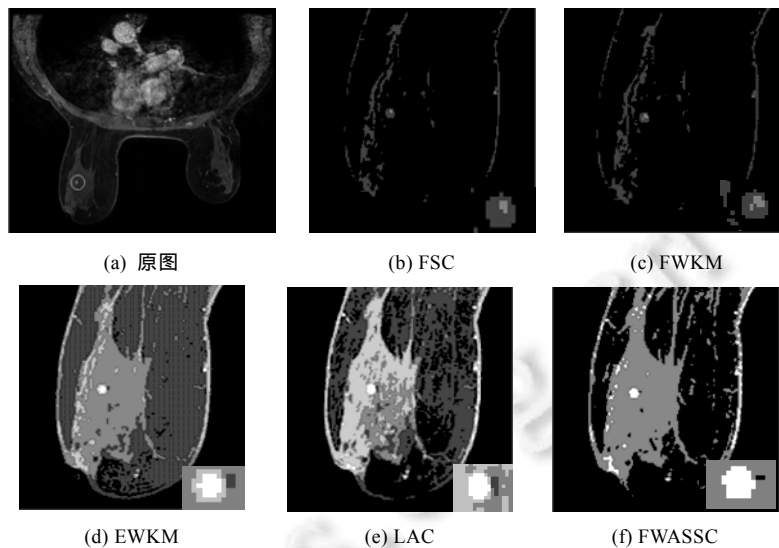


Fig.3 Clustering results of clinicalmammography MR images

图3 临床乳腺 MR 图像聚类结果

图 3(b)~图 3(f)分别为对比算法 FSC,FWKM,EWKM,LAC 与本文算法 FWASSC 对图 3(a)的聚类结果.为了更加清晰地显示结果,图 3(b)~图 3(f)中仅保留了与肿瘤相关的一边乳房的分割情况,且在图的右下角给出了所分割肿瘤形状的放大效果.

在图 3(b)~图 3(f)中,对比算法 FSC,FWKM 分割结果中,肿瘤并未被完全分割出来,肿瘤周围大片区域划分错误.尽管 EWKM 与 LAC 分割效果与前两种算法相比有一定的改进,肿瘤也较为完整地分割出来,但是分割效果同样不理想,肿瘤周围区域本应属于同一个簇类被划分到不同的簇类中.反观本文算法的结果,不仅准确分割出肿瘤部分,而且肿瘤周围区域基本划分正确,轮廓也较为清晰.

4.2 脑部MR图像的分割

本节选取如图 4(a)所示的 DICOM 格式临床脑部 MR 图像来验证本文算法的有效性.图像数据来源于 GE 公司 signa HDxT 3.0T 核磁共振设备,T1 序列图,各参数如下: $TR=3042.13\text{ms}$, $TE=11.77\text{ms}$,层间距为 6mm ,厚度为 5mm , $DFOV=220\text{mm}$,图像大小为 512×512 .聚类个数为 4,如图 4(b)~图 4(f)所示为对比算法与本文算法的聚类结果.从图中可以很清晰地看出各对比算法对于脑部灰质与白质的分割效果均不理想,而本文算法基本能够准确地划分灰质和白质.脑部 MR 图像的分割结果再一次验证了本文算法的性能.

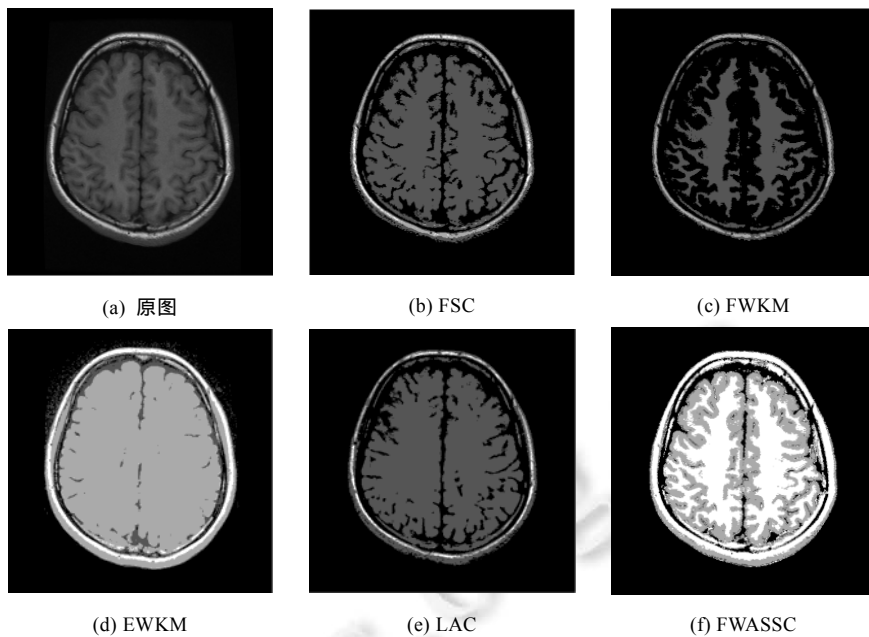


Fig.4 Clustering results of brain MR images

图 4 临床脑部 MR 图像聚类结果

5 结 论

本文提出了一种基于烟花算法的软子空间聚类算法,进行 MR 图像的聚类.算法借鉴 PSO 和 DESC,将对权值的等式约束放松为界约束,并引入噪声聚类重新设计了目标函数,弥补了现有软子空间聚类算法对噪声数据敏感的缺陷;结合硬聚类、模糊聚类与噪声聚类算法思想,提出了新的隶属度计算方法,提高了算法的鲁棒性;在聚类过程中引入自适应烟花算法,有效平衡局部搜索与全局搜索,弥补了现有算法依赖初始聚类中心的选择而易陷入局部最优的缺陷.实验结果表明,本文算法不仅在 UCI 数据集上能够取得较好的聚类结果,而且对图像聚类也具有较好的抗噪性能,对 MR 图像的聚类也具有较高的精度和鲁棒性,能够较为有效地实现 MR 图像的分割.

未来的研究将继续对该算法进行改进,使其参数自适应,适应各种情况下的 MR 图像聚类.

References:

- [1] Montseny E, Sobrevilla P, Romani S. A fuzzy approach to white blood cells segmentation in color bone marrow images. In: Proc. of the 2004 IEEE Int'l Conf. on Fuzzy Systems, Vol.1. IEEE, 2004. 173-178. <http://ieeexplore.ieee.org/document/1375712/> [doi: 10.1109/FUZZY.2004.1375712]
- [2] Dunn JC. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters. *Journal of Cybernetics*, 1973,3(3):32-57. [doi: 10.1080/01969727308546046]
- [3] Bezdek JC. A convergence theorem for the fuzzy ISODATA clustering algorithms. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1980,2(1):1-8. [doi: 10.1109/TPAMI.1980.4766964]
- [4] Hathaway RJ, Bezdek JC, Tucker WT. Recent convergence results for the fuzzy C-means clustering algorithms. *Journal of Classification*, 1988,5(2):237-247. [doi: 10.1007/BF01897166]
- [5] Ahmed MN, Yamany SM, Farag AA. Bias field estimation and adaptive segmentation of MRI data using a modified fuzzy C-means algorithm. In: Proc. of the IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. 1999. 250-255. [doi: 10.1109/CVPR.1999.786947]

- [6] Zhang DQ, Chen SC. A novel kernelized fuzzy *C*-means algorithm with application in medical image segmentation. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2004,32(1):37–50. [doi: 10.1016/j.artmed.2004.01.012]
- [7] Krinidis S, Chatzis V. A robust fuzzy local information *C*-means clustering algorithm. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2010, 19(5):1328–1337. [doi: 10.1109/TIP.2010.2040763]
- [8] Kumar S, Ray SK, Tewari P. A hybrid approach for image segmentation using fuzzy clustering and level set method. *Int'l Journal of Image Graphics and Signal Processing*, 2012,6:1–7. [doi: 10.5815/ijigsp.2012.06.01]
- [9] Agrawal R, Gehrke J, Gunopulos D. Automatic subspace clustering of high dimensional data for data mining application. In: *Proc. of the ACM SIGMOD Record*. 1998. 94–105. [doi: 10.1145/276304.276314]
- [10] Chan E, Ching W, Ng M. An optimization algorithm for clustering using weighted dissimilarity measures. *Pattern Recognition*, 2004,37(5):943–952. [doi: 10.1016/j.patcog.2003.11.003]
- [11] Jing L, Ng MK, Xu J. Subspace clustering of text documents with feature weighting *K*-means algorithm. In: *Proc. of the Advances in Knowledge Discovery and Data Mining, Pacific-Asia Conf. (PAKDD 2005)*. Hanoi, 2005. 802–812. [doi: 10.1007/11430919_94]
- [12] Deng Z, Choi KS, Chung FL. Enhanced soft subspace clustering integrating within-cluster and between-cluster information. *Pattern Recognition*, 2010,43(3):767–781. [doi: 10.1016/j.patcog.2009.09.010]
- [13] Chen LF, Guo GD, Jiang QS. Adaptive algorithm for soft subspace clustering. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2010,21(10): 2513–2523 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3763.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2010.03763]
- [14] Zhu L, Cao L, Yang J. Soft subspace clustering with competitive agglomeration. In: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Fuzzy Systems*. 2011. 691–698. [doi: 10.1109/FUZZY.2011.6007424]
- [15] Frey BJ, Dueck D. Clustering by passing messages between data points. *Science*, 2007,315(5814):972–976. [doi: 10.1126/science.1136800]
- [16] Yu ZW, Li L, Liu JM, Zhang J, Han GQ. Adaptive noise immune cluster ensemble using affinity propagation. *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering*, 2015,27(12):3176–3189. [doi: 10.1109/TKDE.2015.2453162]
- [17] Gan G, Ng MKP. Subspace clustering using affinity propagation. *Pattern Recognition*, 2015,48(4):1455–1464. [doi: 10.1016/j.patcog.2014.11.003]
- [18] Jing L, Ng MK, Huang JZ. An entropy weighting *k*-means algorithm for subspace clustering of high-dimensional sparse data. *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering*, 2007,19(8):1026–1041. [doi: 10.1109/TKDE.2007.1048]
- [19] Chen X, Ye Y, Xu X. A feature group weighting method for subspace clustering of high-dimensional data. *Pattern Recognition*, 2012,45(1):434–446. [doi: 10.1016/j.patcog.2011.06.004]
- [20] Gan G, Ng MKP. Subspace clustering with automatic feature grouping. *Pattern Recognition*, 2015,48(11):3703–3713. [doi: 10.1016/j.patcog.2015.05.016]
- [21] Gan G, Wu J. A convergence theorem for the fuzzy subspace clustering (FSC) algorithm. *Pattern Recognition*, 2008,41(6):1939–1947. [doi: 10.1016/j.patcog.2007.11.011]
- [22] Domeniconi C, Gunopulos D, Ma S. Locally adaptive metrics for clustering high dimensional data. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2007,14(1):63–97. [doi: 10.1007/s10618-006-0060-8]
- [23] Zhu L, Lei JS, Bi ZQ, Yang J. Soft subspace clustering algorithm for streaming data. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software*, 2013, 24(11):2610–2627 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4469.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2013.04469]
- [24] Vesterstrøm J, Thomsen R. A comparative study of differential evolution, particle swarm optimization, and evolutionary algorithms on numerical benchmark problems. In: *Proc. of the Congress on Evolutionary Computation (CEC 2004)*, Vol.2. IEEE Xplore, 2004. 1980–1987. [doi: 10.1109/CEC.2004.1331139]
- [25] Lin L, Gen M, Liang Y. A hybrid EA for high-dimensional subspace clustering problem. In: *Proc. of the 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*. IEEE, 2014. 2855–2860. [doi: 10.1109/CEC.2014.6900313]
- [26] Yu Z, Wong HS. GCA: A real-time grid-based clustering algorithm for large data set. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Pattern Recognition*. IEEE, 2006. 740–743. [doi: 10.1109/ICPR.2006.597]
- [27] Lu YP, Wang SR, Li SZ, Zhou CL. Particle swarm optimizer for variable weighting in clustering high-dimensional data. *Machine Learning*, 2011,82(1):43–70. [doi: 10.1007/s10994-009-5154-2]

- [28] Yu Z, Wong HS. Quantization-Based clustering algorithm. Pattern Recognition, 2010,43(8):2698–2711. [doi: 10.1016/j.patcog.2010.02.020]
- [29] Yu ZW, Chen HT, You J, GQ Han, Li L. Hybrid fuzzy cluster ensemble framework for tumor clustering from bio-molecular data. IEEE/ACM Trans. on Computational Biology and Bioinformatics, 2013,10(3):657–670. [doi: 10.1109/TCBB.2013.59]
- [30] Yu ZW, Chen HT, You J, Liu JM, Wong HS, Han GQ, Li L. Adaptive fuzzy consensus clustering framework for clustering analysis of cancer data. IEEE/ACM Trans. on Computational Biology & Bioinformatics, 2015,12(3):568–582. [doi: 10.1109/TCBB.2014.2359433]
- [31] Bi ZS, Wang JH, Yin J. Subspace clustering based on differential evolution. Chinese Journal of Computers, 2012,35(10):2116–2128 (in Chinese with English abstract).
- [32] Dave RN. Characterization and detection of noise in clustering. Pattern Recognition Letters, 1991,12(11):657–664. [doi: 10.1016/0167-8655(91)90002-4]
- [33] Tan Y, Zhu Y. Fireworks algorithm for optimization. In: Proc. of the 1st Int'l Conf. on Advances in Swarm Intelligence (ICSI 2010). Beijing, 2010. 355–364. [doi: 10.1007/978-3-642-13495-1_44]
- [34] Pei Y, Zheng SQ, Tan Y, Takagi H. An empirical study on influence of approximation approaches on enhancing fireworks algorithm. In: Proc. of the 2012 IEEE Congress on System, Man and Cybernetics. 2012. [doi: 10.1109/ICSMC.2012.6377916]
- [35] Zheng S, Janecek A, Tan Y. Enhanced fireworks algorithm. In: Proc. of the Evolutionary Computation. IEEE, 2013. 2069–2077. [doi: 10.1109/CEC.2013.6557813]
- [36] Zheng SQ, Janecek A, Li JZ, Tan Y. Dynamic search in fireworks algorithm. In: Proc. of the Evolutionary Computation. IEEE, 2014. 3222–3229. [doi: 10.1109/CEC.2014.6900485]
- [37] Li J, Zheng S, Tan Y. Adaptive fireworks algorithm. In: Proc. of the 2014 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Beijing, 2014. 3214–3221. [doi: 10.1109/CEC.2014.6900418]
- [38] Rand WM. Objective criteria for the evaluation of clustering methods. Journal of the American Statistical Association, 1971, 66(336):846–850. [doi: 10.1080/01621459.1971.10482356]
- [39] Strehl A, Ghosh J. Cluster ensembles—A knowledge reuse framework for combining multiple partitions. Journal of Machine Learning Research, 2003,3(3):583–617. [doi: 10.1162/153244303321897735]
- [40] Haralick RM, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification. IEEE Trans. on Systems Man and Cybernetics, 1973,SMC-3(6):610–621. [doi: 10.1109/TSMC.1973.4309314]

附中文参考文献:

- [13] 陈黎飞,郭躬德,姜青山. 自适应的软子空间聚类算法. 软件学报, 2010,21(10):2513–2523. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3763.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2010.03763]
- [23] 朱林,雷景生,毕忠勤,杨杰. 一种基于数据流的软子空间聚类算法. 软件学报, 2013(11):2610–2627. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/4469.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2013.04469]
- [31] 毕志升,王甲海,印鉴. 基于差分演化算法的软子空间聚类. 计算机学报, 2012,35(10):2116–2128.



范虹(1969 -),女,宁夏平罗人,博士,副教授,CCF 专业会员,主要研究领域为图像处理,模式识别,智能信息处理.



朱艳春(1986 -),男,博士生,助理研究员,主要研究领域为动态磁共振成像技术,定量磁共振成像算法,快速磁共振成像技术,重建算法.



侯存存(1992 -),女,硕士生,主要研究领域为图像处理.



姚若侠(1968 -),女,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为计算复杂性与符号计算,孤立子理论,模式识别,算法分析与设计.