











而  $\bar{e}_{x^a} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \left( \left( x_{(j)}^c [1:l]^T, \overbrace{0, \dots, 0}^{s-l} \right) - u_{(j)}^c \cdot A^a \right)_{x_{(j)}^c [1:l] \in N_k(x^c [1:l])}$  与  $\bar{e}_y = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \left( \left( y_{(j)} \right)^T - u_{(j)} \cdot B \right)_{y_{(j)} \in N_k(y)}$  分别表示  $x^c [1:l]$

与  $y$  的  $k$  个近邻在共享子空间基于共享表征进行重构的平均重构误差,  $N_k(\cdot)$  表示  $k$  近邻集合.

对比公式(6)和公式(7),我们不难发现,由于存在视角缺失(即  $x^m$  未知),公式(6)中的第 2 项没有出现在公式(7)中.此外,公式(7)利用了局部邻域样本在共享子空间中重构误差具有同分布的假设,而非直接对重构误差最小化.这样有利于在视角缺失情况下,获得共享表征的最佳逼近.

进一步地,通过最小化公式(7)可得  $u^c$  的逼近:

$$\hat{u}^c = \left[ (1-\beta) \left( \left( x^a \right)^T - \bar{e}_{x^a} \right) \cdot \left( A^a \right)^T + \beta \left( y^T - \bar{e}_y \right) \cdot B^T \right] \cdot \left[ (1-\beta) A^a \cdot \left( A^a \right)^T + \beta B \cdot B^T \right]^{-1} \quad (8)$$

与此同时,基于公式(7)和公式(8),进一步可得:

$$u^c \cdot A = u^c \cdot A^a + u^c \cdot A^m \approx \hat{u}^c \cdot A^a + \bar{e}_{x^a} + \hat{u}^c \cdot A^m + \bar{e}_{x^m} = \hat{u}^c \cdot A + \bar{e}_{x^c} \quad (9)$$

式中,  $\bar{e}_{x^c} = \bar{e}_{x^a} + \bar{e}_{x^m}$ ,  $\bar{e}_{x^m} = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k \left( \left[ \overbrace{0, \dots, 0}^l, \left( x_{(j)}^c [l+1:s]^T \right) \right] - u_{(j)}^c \cdot A^m \right)_{x_{(j)}^c [l+1:s] \in N_k(x^c [l+1:s])}$ .

### 3 多元线性回归补全

如前所述,由公式(2)确定的优化模型实际上是最小化两个视角数据在共享子空间的总体重构误差,并由 $\beta$ 平衡两个视角的重构误差.不难看出,所获得的最优共享表征  $u^c$  对于单一视角的重构并不是最优的.显然,式(2)中的  $X^T$  与  $U \cdot A$  仍呈一定的线性关系,因此可进一步通过回归实现缺失视角的精确补全:

$$\min_W g(W) = \|X^T - [U \cdot A \ \mathbf{1}] \cdot W\|_F^2 + \lambda \|W\|_F^2,$$

其中,  $\mathbf{1} = [1, 1, \dots, 1]^T \in R^{n_s \times 1}$  为全 1 列向量,  $\lambda$  为正则参数,  $W \in R^{(s+1) \times s}$  为回归系数,则联合式(9)可进一步实现缺失数据的精确补全:

$$\left( \hat{x}^m \right)^T = \left[ \hat{u}^c \cdot A + \bar{e}_{x^c} \ \mathbf{1} \right] \cdot W^m \quad (10)$$

其中,  $W^m = \left[ \overbrace{\mathbf{0}, \dots, \mathbf{0}}^l, W[:, l+1:s] \right] \in R^{(s+1) \times s}$ .

### 4 多视角噪声数据的降噪

对于多视角数据  $\{x^c, y\}$ , 在其采集过程中,除了由于视角缺失问题以外,噪声也是造成多视角数据低质的重要原因.而从某种意义上来说,噪声数据也可看作是一种视角缺失的数据(即视角真实值的缺失).为此,本文提出的视角缺失补全思想可扩展到解决含有噪声的多视角数据的降噪问题.假设多视角数据  $\{x^c, y\}$  的  $x^c$  为含有噪声的视角,为实现对  $x^c$  的去噪,首先可根据公式(4)获得多视角噪声数据  $\{x^c, y\}$  的共享表征  $u^c$ ,并可进一步直接利用回归方法获得降噪后的  $\hat{x}^c$ :

$$\left( \hat{x}^c \right)^T = \left[ u^c \cdot A \ \mathbf{1} \right] \cdot W \quad (11)$$

## 5 实验结果与分析

### 5.1 数据集说明及评价标准

#### 5.1.1 数据集

A. UCI 多特征手写体数据集<sup>[18]</sup>.

该数据集包含 0~9 共 10 个数字的多特征数据集,每类有 200 个样本,对每个二值化手写体数字图像抽取 6 个视角特征见表 1.

**Table 1** UCI hand-written dataset with multiple features

**表 1** UCI 多特征手写数据集

mfeat_fou	mfeat_fac	mfeat_kar	mfeat_pix	mfeat_zer	mfeat_mor
76 维	216 维	64 维	240 维	47 维	6 维

**B.COIL-20 数据集<sup>[19]</sup>.**

该数据集共包括 20 个如图 4 所示的物体.对于每个物体,每隔 5°进行拍照,共获得 72 张图像.在本实验中,每幅图像下采样至大小为 64×64.为构造多视角数据集,对每个物体的 72 张图像,以间隔 30°为基准,构造 36 对多视角数据集.如图 5 所示,{0°,30°}组成一组多视角数据对,以此类推,本文用 COIL-20-30°表示该数据集.此外,基于同样方法,本文还另外构造了 COIL-20-60°多视角数据集.



Fig.4 COIL-20 dataset  
图 4 COIL-20 数据集

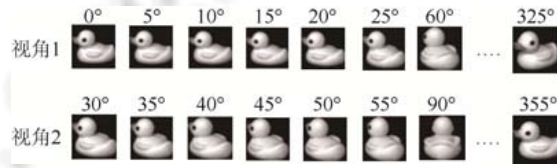


Fig.5 COIL-20-30° multiview dataset  
图 5 COIL-20-30°多视角数据集

**C.人工合成数据集.**

在上述数据集的基础上,本文还在一个人工合成的多视角数据集上进行了验证.该数据集包括 10 类,每类 200 个样本,记为  $\{X_i, Y_i\}_{i=1, \dots, 10}$ , 并有  $X_i^T = U^T \cdot A_i + \delta + \varepsilon_{i,x}, Y_i^T = U_i^T \cdot B_i + \eta + \varepsilon_{i,y}$ , 其中,  $X_i \in R^{80 \times 200}, Y_i \in R^{100 \times 200}, U_i \in R^{50 \times 200}$  为由随机函数生成的潜在共享表征矩阵.  $A_i \in R^{50 \times 80}, B_i \in R^{50 \times 100}$  为随机生成的载入矩阵,  $\delta, \eta$  为数据分布偏移常量矩阵,  $\varepsilon_{i,x} \rightarrow G(0, I_\varepsilon), \varepsilon_{i,y} \rightarrow G(0, I_\varepsilon)$  为随机扰动矩阵.重复上述过程,本文构造了 5 组人工合成的多视角数据集,以此验证本文算法的鲁棒性.

**5.1.2 评价标准**

本文采用标准化均方根误差  $NRMSE^{[20,21]}$  作为补全数据的评价标准:

$$NRMSE = \sqrt{\frac{\sum_{d=1}^N \frac{(x[d] - \hat{x}[d])^2}{(x^{\max}[d] - x^{\min}[d])^2}}{N}} \times 100\%,$$

其中,  $x[d]$  表示第  $d$  维变量的真实值,  $\hat{x}[d]$  表示  $x[d]$  的估计值,  $x^{\max}[d], x^{\min}[d]$  分别表示第  $d$  维变量的最大值和最小值,  $N$  为缺失属性的个数.此外,本文针对图像数据还采用了峰值信噪比(PSNR)作为图像补全、图像降噪增强的客观评价标准.

**5.2 实验结果分析**

**5.2.1 基于视角相容性的多视角数据类属判别**

为了验证基于视角相容性的多视角数据类属判别性能,本文选用 UCI 多特征手写数据集进行实验.针对该数据集,任选两个视角数据集分别作为  $X$  和  $Y$ ,这样,共有  $C_6^2 = 15$  种组合方式.对于每种组合,从每类样本中随机选择 90% 构成训练集,其余 10% 作为测试样本.

图 6 所示为组合(zer, kar)的视角相容性混淆矩阵  $C = [C_{i,j}]$ . 图中的  $C_{i,j}$  表示第  $j$  类测试样本在第  $i$  类共享子空间中的相容性平均值( $\times 10^3$ ), 即  $C_{i,j} = \sum_j f_i(u_i^c | A_i, B_i, x^c, y)_{\{x^c, y\} \in \{X_j, Y_j\}}$ , 颜色越深, 表示相容性越强, 反之则越弱. 不难看出, 基于视角相容性, 可以对多视角数据类属进行很好的判别.

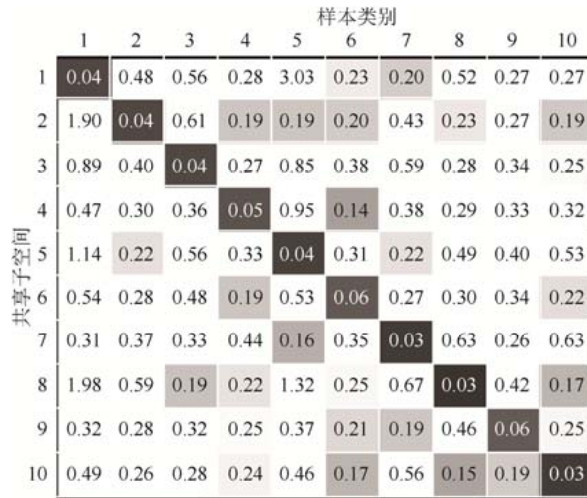


Fig.6 View compatibility based confusion matrix of group (zer, kar)

图 6 UCI 多特征手写体数据集中组合(zer, kar)的视角相容性混淆矩阵  $C = [C_{i,j}]$

在 UCI 多特征数据集上不同算法的分类性能比较见表 2. 表 2 中的  $X\_knn$ 、 $Y\_knn$ 、 $XY\_knn$  分别表示基于  $X$  视角、 $Y$  视角以及  $X$  视角和  $Y$  视角的串联利用最近邻分类器的分类性能,  $U\_knn$  为基于共享表征的最近邻分类性能, 而  $VCMC$  表示本文提出的基于视角相容性(view compatibility based multi-view classification, 简称  $VCMC$ ) 进行分类的分类性能, 每种算法的参数均由算法性能取得最优时的值来确定. 从表中可以看出, 与其他方法相比, 本文提出的  $VCMC$  方法表现出了明显的优势. 这也间接表明, 多视角数据间具有较强的共享信息, 利用视角相容性所构造的判据可以有效地提高分类性能. 同时, 本文算法也克服了最近邻分类器的度量选取问题.

Table 2 Classification comparisons of different methods on UCI dataset

表 2 不同算法在 UCI 数据集上的分类性能对比

视角 X	视角 Y	$X\_knn$ (%)	$Y\_knn$ (%)	$XY\_knn$ (%)	$U\_knn$ (%)	$VCMC$ (%)
fac	fou	96.90	79.90	<b>98.25</b>	96.40	98.00
fac	kar	96.90	96.20	97.45	96.45	<b>98.20</b>
fac	mor	96.90	66.60	<b>97.65</b>	84.75	95.70
fac	pix	96.90	97.90	97.85	94.35	<b>97.90</b>
fac	zer	96.90	79.00	97.55	97.35	<b>98.35</b>
fou	kar	79.90	96.20	96.65	92.65	<b>96.65</b>
fou	mor	79.90	66.60	81.90	82.20	<b>85.35</b>
fou	pix	79.90	97.90	<b>98.40</b>	94.35	97.90
fou	zer	79.90	79.00	83.90	81.95	<b>85.65</b>
kar	mor	96.20	66.60	96.90	91.05	<b>97.35</b>
kar	pix	96.20	97.90	97.70	95.05	<b>98.05</b>
kar	zer	96.20	79.00	96.90	96.75	<b>97.60</b>
mor	pix	66.60	97.90	<b>98.30</b>	92.65	97.40
mor	zer	66.60	79.00	82.40	73.65	<b>83.25</b>
pix	zer	97.90	79.00	97.80	97.20	<b>98.15</b>

5.2.2 多视角缺失数据补全性能分析

为了验证基于视角相容性的多视角数据缺失补全性能, 本文分别在 UCI 多特征手写数据集、COIL-20 数据集和人工合成数据集上进行了实验.

A. UCI 数据集上的视角缺失补全性能分析.

为验证补全性能, 针对该数据集的每种组合, 测试样本的缺失视角缺失部分的比例分别设为  $(s-l)/s=20\%$ ,



40%.表 3 给出了不同算法在缺失比例 $(s-l)/s=20\%$ 与 $(s-l)/s=40\%$ 下针对 UCI 数据的补全性能对比.表中的 KNN 表示利用多视角数据视角间的近邻关系的传递性,通过使用简单的“近邻”样本均值实现补全的性能;LRC 表示直接建立视角间属性回归(linear regression completion,简称 LRC)模型实现补全的性能.可以看出,与其他算法相比,本文算法具有更好的补全性能,也表明利用共享子空间建立的视角相容性判别模型可显著提高视角缺失的补全性能.

**Table 3** Performance comparisons of different completion methods on UCI dataset with  $(s-l)/s=20\%$ , 40%

**表 3** 针对 UCI 数据集,不同算法在 $(s-l)/s=20\%$ ,40%下的补全性能对比(NRMSE)

视角 $x^a$	视角 $y$	$(s-l)/s=20\%$			$(s-l)/s=40\%$		
		KNN (%)	LRC (%)	本文算法(%)	KNN (%)	LRC (%)	本文算法(%)
Kar	fac	9.97	10.84	<b>8.74</b>	10.12	11.04	<b>8.92</b>
Kar	zer	11.91	10.83	<b>8.94</b>	12.06	11.06	<b>9.96</b>
Kar	fou	13.22	12.91	<b>9.56</b>	13.38	12.22	<b>11.15</b>
Kar	mor	13.96	11.99	<b>10.64</b>	14.12	12.84	<b>11.01</b>
Kar	pix	9.35	10.59	<b>6.66</b>	9.49	10.84	<b>6.83</b>
Fac	zer	12.00	8.81	<b>5.89</b>	12.05	8.85	<b>6.17</b>
Fac	fou	14.24	11.24	<b>5.29</b>	14.29	11.31	<b>5.72</b>
Fac	mor	15.13	12.21	<b>8.33</b>	15.18	12.27	<b>8.42</b>
Fac	pix	7.82	8.60	<b>3.97</b>	7.87	8.65	<b>4.17</b>
Fac	kar	8.46	7.10	<b>5.43</b>	8.50	7.17	<b>5.52</b>
Zer	fac	8.80	8.60	<b>5.18</b>	8.94	15.67	<b>6.55</b>
Zer	fou	12.43	11.54	<b>5.11</b>	12.63	11.75	<b>7.44</b>
Zer	mor	12.81	12.68	<b>9.02</b>	13.01	13.32	<b>9.81</b>
Zer	pix	8.30	11.97	<b>4.14</b>	8.41	12.23	<b>5.01</b>
Zer	kar	8.86	8.60	<b>5.18</b>	8.98	8.73	<b>6.76</b>
Fou	fac	13.56	13.55	<b>13.40</b>	13.67	19.94	<b>13.50</b>
Fou	zer	13.85	13.47	<b>12.69</b>	13.98	14.25	<b>12.87</b>
Fou	mor	14.90	14.21	<b>13.12</b>	15.02	14.31	<b>13.27</b>
Fou	pix	13.56	14.19	<b>13.43</b>	13.67	15.07	<b>13.53</b>
Fou	kar	13.82	14.44	<b>13.38</b>	13.94	14.11	<b>13.56</b>
Pix	fac	22.33	19.54	<b>18.55</b>	22.39	21.88	<b>18.68</b>
Pix	zer	29.42	24.23	<b>17.72</b>	29.47	24.35	<b>18.25</b>
Pix	fou	33.67	32.42	<b>17.20</b>	33.69	32.16	<b>20.21</b>
Pix	mor	36.06	31.20	<b>22.86</b>	36.06	31.24	<b>23.04</b>
Pix	kar	21.92	16.05	<b>15.68</b>	21.96	<b>16.09</b>	16.25

**B.COIL-20 数据集上的视角缺失补全性能分析.**

在 COIL-20-30°及 COIL-20-60°数据集上,不同算法在缺失视角缺失部分的比例分别为 $(s-l)/s=20\%$ ,60%的补全性能对比见表 4.通过本实验可进一步说明利用多视角数据间的相容互补性有助于视角缺失数据的补全.此外,为从视觉上更为直观地观察视角缺失的补全效果,图 7 给出了本文算法和 KNN 在 COIL-20-30°数据集上针对视角完全缺失( $(s-l)/s=100\%$ )情况下进行补全后的结果.图中的第 1 行为基准图像(即完全缺失的视角),第 2 行与第 3 行分别为基于本文算法与 KNN 方法进行补全后的结果.

**C.人工数据集上的视角缺失补全性能分析.**

为了验证本文算法的有效性,本文还在人工合成的多视角数据集上进行了实验,在人工合成数据集上对于 $(s-l)/s=20\%$ ,60%的情况,不同算法的补全性能对比见表 5.通过在人工合成的数据集上进行实验,充分验证了本文提出的补全算法的有效性.

**Table 4** Performance comparisons of different completion methods on COIL-20 dataset with  $(s-l)/s=20\%$ , 60%

**表 4** 针对 COIL-20 数据集,不同算法在 $(s-l)/s=20\%$ ,60%下的补全性能对比(NRMSE)

多视角数据集	$(s-l)/s$	KNN (%)	LRC (%)	本文算法(%)
COIL-20-30°	20%	8.61	44.18	<b>6.23</b>
	60%	8.64	44.23	<b>6.38</b>
COIL-20-60°	20%	7.92	56.05	<b>5.72</b>
	60%	7.93	56.22	<b>5.85</b>



Fig.7 Performance comparisons of different completion methods on COIL-20-30° dataset with  $(s-l)/s=100\%$

图7 对于 COIL-20-30°数据集,不同算法在 $(s-l)/s=100\%$ 情况下的补全性能的对比情况

**Table 5** Performance comparisons of different completion methods on synthetic dataset with  $(s-l)/s=20\%$ ,  $60\%$   
表5 针对人工合成数据,不同算法在 $(s-l)/s=20\%$ ,  $60\%$ 下的补全性能比较(NRMSE)

$(s-l)/s$	KNN (%)	LRC (%)	本文算法 (%)
20%	1.95	0.63	<b>0.14</b>
60%	1.97	0.64	<b>0.18</b>

从上述针对 UCI 数据集、COIL-20 数据集以及人工合成数据集视角缺失补全的实验可以看出,本文算法明显优于其他算法的补全性能.由于多视角数据间的异构性,使得多视角数据间的  $k$  近邻不具有可逆性,以及视角间不再存在简单的线性映射关系,导致基于 KNN 和 LRC 补全方法的性能较差.这也表明,本文算法引入共享子空间建立视角相容性判据是必要的.同时,也间接表明,本文算法更好地反映了多视角数据间具有较强的相容互补性.

### 5.2.3 含有噪声的多视角数据的去噪性能分析

为验证第 4 节中提出的基于视角缺失补全思想的含有噪声多视角数据的降噪性能,本实验针对 COIL-20-30°以及 COIL-20-60°两个多视角数据集,从每类样本中随机选择 90% 构成无噪声训练集用于训练由公式(3)给出的多视角相容性模型,而剩余的 10% 作为测试集.此外,对于测试集中的  $X$  视角数据(图像)添加幅度为 0.02 的高斯噪声,以形成含有噪声的多视角数据.表 6 给出了在 COIL-20-30°以及 COIL-20-60°两个多视角数据集上的降噪性能比较.从表中可以看出,本文算法具有很好的去噪能力.

为观察噪声图像经过去噪后的视觉效果,图 8 给出了不同算法在 COIL-20-30°数据集上的去噪性能对比情况.从图中可以直观地看出本文算法在图像增强方面的优势.在本实验中,中值滤波、高斯滤波均是基于邻域像素值处理的去噪方法,而本文算法通过利用视角间相容互补性更好地增强了图像质量.这也进一步表明,多视角数据间的相容互补性有助于提高图像质量.

**Table 6** PSNR (dB) based denoising performance comparisons of different completion methods on COIL-20 dataset  
表6 不同算法在 COIL-20 数据集上去噪性能对比 PSNR(dB)

多视角数据集	中值滤波	高斯滤波	本文算法
COIL-20-30°	23.92	21.46	<b>26.39</b>
COIL-20-60°	23.93	21.46	<b>26.78</b>

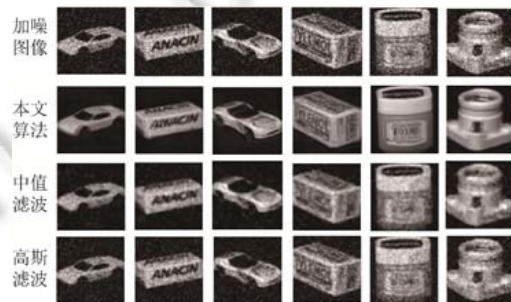


Fig.8 De-Noising performance comparisons of different completion methods on COIL-20-30° dataset

图8 不同算法在 COIL-20-30°数据集上的去噪性能对比

## 6 结束语

针对多视角数据缺失问题,本文提出一种基于视角相容性的补全方法,该方法通过共享子空间的监督学习,建立视角相容性判别模型.基于共享子空间重构误差等同分布假设,提出了针对视角缺失的多视角数据的共享表征方法,在此基础上,通过进一步的多元线性回归,实现多视角数据缺失的精确补全.

### References:

- [1] Xu C, Tao D, Xu C. A survey on multi-view learning. arXiv:1304.5634v1, 2013.
- [2] Sun S. A survey of multi-view machine learning. *Neural Computing and Applications*, 2013,23(7-8):2031–2038. [doi: 10.1007/s00521-013-1362-6]
- [3] Huang QM, Chen XL. From multimedia to cross-media. *Communications of China Computer Federation*, 2014,10(7):6–7 (in Chinese with English abstract).
- [4] Wei YC, Zhao Y, Lu CY, Wei SK, Liu LQ, Zhu ZF, Yan SC. Cross-Modal retrieval with CNN visual features: A new baseline. *IEEE Trans. on Cybernetics*, 2017,47(2):449–460. [doi: 10.1109/TCYB.2016.2519449]
- [5] Zhu X. Editorial: Special issue on mining low-quality data. *Knowledge and Information Systems*, 2007,11(2):131–136. [doi: 10.1007/s10115-006-0058-y]
- [6] Hardoon DR, Szedmak S, Shawe-Taylor J. Canonical correlation analysis: An overview with application to learning methods. *Neural Computation*, 2004,16(12):2639–2664. [doi: 10.1162/0899766042321814]
- [7] Blum A, Mitchell T. Combining labeled and unlabeled data with co-training. In: *Proc. of the 11th Annual Conf. on Computational Learning Theory*. 1998. 92–100. [doi: 10.1145/279943.279962]
- [8] Lanckriet GRG, Cristianini N, Bartlett P. Learning the kernel matrix with semidefinite programming. *Journal of Machine Learning Research*, 2004,5(1):27–72.
- [9] Little RJA, Rubin DB. *Statistical Analysis with Missing Data*. New York: John Wiley & Sons, 2014.
- [10] Ghahramani Z, Jordan MI. Learning from incomplete data. 1997. [https://www.researchgate.net/publication/2353392\\_Learning\\_From\\_Incomplete\\_Data](https://www.researchgate.net/publication/2353392_Learning_From_Incomplete_Data)
- [11] Candès EJ, Recht B. Exact matrix completion via convex optimization. *Foundations of Computational Mathematics*, 2009,9(6):717–772. [doi: 10.1007/s10208-009-9045-5]
- [12] Cai JF, Candès EJ, Shen Z. A singular value thresholding algorithm for matrix completion. *SIAM Journal on Optimization*, 2010,20(4):1956–1982. [doi: 10.1137/080738970]
- [13] Dempster AP, Laird NM, Rubin DB. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society. Methodological (Series B)*, 1977,39(1):1–38.
- [14] Van de Velden M, Takane Y. Generalized canonical correlation analysis with missing values. *Computational Statistics*, 2012,27(3):551–571. [doi: 10.1007/s00180-011-0276-y]
- [15] Li RJ, Zhang WL, Suk HI, Wang L, Shen DG, Ji SW. Deep Learning Based Imaging Data Completion for Improved Brain Disease Diagnosis. Springer Int'l Publishing, 2014. 305–312. [doi: 10.1007/978-3-319-10443-0\_39]
- [16] Yu SP, Yu K, Tresp V. Multi-Output regularized feature projection. *IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering*, 2006,18(12):1600–1613. [doi: 10.1109/TKDE.2006.194]
- [17] Du LL, Zhu ZF, Duan HS. LSPSA: Local structure preserves shared-subspace analysis. *Computer Science*, 2014,41(10):67–71 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.10.015]
- [18] Xu L, Krzyzak A, Suen CY. Methods of combining multiple classifiers and their applications to handwriting recognition. *IEEE Trans. on Cybernetics*, 1992,22(3):418–435.
- [19] Nene SA, Nayar SK, Murase H. Columbia object image library (COIL-20). Technical Report, CUCS-005-96, Columbia University, 1996.
- [20] Troyanskaya O, Cantor M, Sherlock G, Brown P, Hastie T, Tibshiran R, Botstein D, Altman RB. Missing value estimation methods for DNA microarrays. *Bioinformatics*, 2001,17(6):520–525. [doi: 10.1093/bioinformatics/17.6.520]

- [21] Oba S, Sato M, Takemasa I. A Bayesian missing value estimation method for gene expression profile data. *Bioinformatics*, 2003,19(16):2088–2096. [doi: 10.1093/bioinformatics/btg287]

附中文参考文献:

- [3] 黄庆明,陈熙霖.从多媒体到跨媒体.计算机学会通讯,2014,10(7):6–7.
- [17] 杜琳琳,朱振峰,段红帅.LSPSA:基于局部结构保持的共享子空间分析.计算机学报,2014,41(10):67–71. [doi: 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.10.015]



杨旭(1990—),男,山东青岛人,硕士,主要研究领域为机器学习.



徐美香(1988—),女,硕士,主要研究领域为机器学习.



朱振峰(1974—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 专业会员,主要研究领域为图像、视频分析与理解,机器学习,网络信息挖掘与分析.



张幸幸(1993—),女,学士,主要研究领域为机器学习.