

文章编号: 2095-2163(2021)12-0007-05

中图分类号: TP391

文献标志码: A

一种融合视觉不变矩参数表征的动态手势识别方法

文政颖¹, 王旭辉², 于海鹏²

(1 河南工程学院 软件学院 郑州 451191; 2 河南工程学院 计算机学院, 郑州 451191)

摘要: 为了提高对连续帧变换下动态手势的识别能力,本文提出一种基于融合视觉不变矩参数表征的动态手势识别方法。采用图像处理和视觉融合分析技术进行特征采集和信息预处理,通过匹配滤波检测方法,实现动态手势图像的增强和滤波检测,去除干扰分量,提高图像的空间分辨率。根据图像信息融合分布检测,建立动态手势特征分析模型,采用高分辨的特征变换和模糊度检测方法,实现动态手势特征参数检测分析,提取动态手势图像的模糊特征分量;采用空间轮换变换方法,实现动态手势的不变矩特征检测,融合视觉不变矩参数表征方法,实现动态手势的参数检测和识别。仿真结果表明,采用该方法进行连续帧变换下动态手势识别的精度较高,识别性能较好,对动态手势特征点的标记能力较强。

关键词: 视觉不变矩; 参数表征; 动态手势识别; 图像处理; 连续帧变换

A dynamic gesture recognition method based on visual invariant moment parameter representation

WEN Zhengying¹, WANG Xuhui², YU Haipeng²

(1 School of Software, Henan University of Engineering, Zhengzhou 451191, China;

2 School of computer, Henan University of Engineering, Zhengzhou 451191, China)

[Abstract] In order to improve the recognition ability of dynamic gestures under continuous frame transformation, a dynamic gesture recognition method based on fusion of visual invariant moment parameters is proposed. Image processing and visual fusion analysis technology are used to collect dynamic gesture features and preprocess information. By matching filter detection method, dynamic gesture image enhancement and filter detection are realized, interference components are removed, and spatial resolution of the image is improved. According to image information fusion distribution detection, a dynamic gesture feature analysis model is established. High-resolution feature transformation and ambiguity detection methods are adopted to detect and analyze dynamic gesture feature parameters, and fuzzy feature components of dynamic gesture images are extracted. Spatial rotation transformation method is adopted to realize moment-invariant feature detection of dynamic gestures, and visual moment-invariant parameter characterization method is combined to realize parameter detection and recognition of dynamic gestures. Simulation results show that this method has high precision and good recognition performance in dynamic gesture recognition, and has strong ability to mark dynamic gesture feature points.

[Key words] visual invariant moment; parameter characterization; dynamic gesture recognition; image processing; continuous frame transformation

0 引言

随着计算机视觉跟踪和信息识别技术的发展,结合计算机视觉参数分析,建立视觉融合下的连续帧变换下动态手势识别模型,根据视觉变化参数和遮挡参数分析,实现动态手势识别,并将动态手势算法应用在监控、智能交通、机器人控制规划等领域中,提高动态手势识别和智能检测能力,相关的动态手势方法在计算机视觉领域中具有重要意义^[1]。

传统方法中,连续帧变换下动态手势识别方法主要有主成分分析方法、模板匹配方法、联合自相关

检测方法等,结合对连续帧变换下动态手势特征检测和匹配分析结果,结合视觉跟踪,实现连续帧变换下动态手势识别^[2-3]。文献[4]提出基于约束光照变化下的连续帧变换下动态手势识别方法,结合Harris角点检测,实现连续帧变换下动态手势检测识别,但该方法识别的精度较高,时间开销较大;文献[5]提出基于最佳特征匹配的连续帧变换下动态手势识别方法,结合匹配滤波检测,实现识别,提高检测精度,但该方法的系统稳定性不好,对连续动作变化下的手势识别能力不好。

针对上述问题,本文提出一种基于融合视觉不

基金项目: 河南省高等学校重点科研项目(20A520010)。

作者简介: 文政颖(1979-),女,硕士,副教授,主要研究方向:图像处理与计算机应用;王旭辉(1982-),男,硕士,讲师,主要研究方向:计算机应用;于海鹏(1979-),男,硕士,副教授,主要研究方向:图像处理与模式匹配。

收稿日期: 2021-09-14

变矩参数表征的动态手势识别方法。首先,采用图像处理和视觉融合分析技术进行连续帧变换下动态手势特征采集和信息预处理;其次,对动态手势特征参数检测分析,提取动态手势图像的模糊特征分量,采用空间轮换变换方法,结合融合视觉不变矩参数表征方法,实现动态手势的参数检测和识别;最后,进行仿真测试分析,表明本文方法在提高动态手势识别能力方面具有优越性能。

1 连续帧变换下动态手势视觉图像采集及预处理

1.1 连续帧变换下动态手势视觉图像采集

采用图像处理和视觉融合分析技术进行连续帧变换下动态手势特征采集和信息预处理,通过匹配滤波检测方法,构建动态手势的参数检测模型,结合分区特征匹配方法进行动态手势视觉图像的分块检测,通过字典集模块匹配,构建动态检测和分布式融合模型,采用相关性融合方法进行动态手势视觉图像的特征检测和聚类处理^[6],得到动态手势图像的随机背景子块分布和背景字典集,如图1所示。



图1 动态手势图像的随机背景子块分布和背景字典集

Fig. 1 Random background sub-block distribution and background dictionary set of dynamic gesture image

根据图1所示动态手势图像的随机背景子块分布特征,初始化前景字典^[7],手动获取第一帧目标参数,得到动态手势图像的采集和视觉更新模型,如图2所示。



图2 动态手势图像的采集和视觉更新模型

Fig. 2 Dynamic gesture image acquisition and visual update model

在第一帧手动截取动态手势特征图像模板尺度,按 $m \times n$ 的大小进行无标记连续帧变换下动态手势特征识别^[8],采用等间隔特征匹配方法,得到动态手势图像子块, $P_{target}^i \in R^{l \times M}, i = 1; M$, 其中 $l = m \times n$ 为子块的维数。将动态手势图像的前景字典 $\Phi_{target} \in R^{l \times M}$ 汇聚为一个灰度不变矩。由于目标的

外观会不断变化,得到图像的随机分布序列 $p_{bca}^i \in R^{l \times N}, i = 1; N$, 图像的背景字典 $\Phi_{bca} \in R^{l \times N}$, 采用随机概率密度分析,得到动态手势图像的分辨率权重,式(1):

$$\rho_i = \frac{1}{1 + \sigma^{(\varepsilon_{target}^i = \varepsilon_{bca}^i)}} \quad (1)$$

其中, $\varepsilon_{target}^i = \|p^i - \hat{a}_{target}^i\|_2$ 为图像子块的重建误差; $I = \arg \max_j (\hat{a}_{target}^j)$; $\hat{a}_{target} = [\hat{a}_{target}^1, \hat{a}_{target}^2, \dots, \hat{a}_{target}^M]^T$ 为动态手势图像分布的 I 个原子。

同样地,对 ε_{bca}^i 也有相似定义, ρ_i 同时表示子块 p^i 的权重。

采用模板匹配,得到动态手势图像的状态特征分布最优解,式(2):

$$p(x, y; t) = -\sigma \tilde{N}u(x, y; t) = -\sigma G(x, y; t) = -\sigma [G_x(x, y; t)i + G_y(x, y; t)j] \quad (2)$$

其中, $G(x, y; t)$ 是当前帧下动态手势图像检测的观测区域; G_y 为模板的像素坐标; G_x 是随机分布不变矩; $\tilde{N}u$ 为仿射不变函数,该函数由参数 σ 决定,根据上述分析,构建图像的梯度融合模型,得到梯度特征增量 $c(x, y)$,式(3):

$$c(x, y) = [\Delta x \quad \Delta y] \begin{bmatrix} \hat{\varepsilon} \sum_w I_x^2 & \sum_w I_x I_y \\ \hat{\varepsilon} \sum_w I_x I_y & \sum_w I_y^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中, $\sum_w I_x I_y$ 为 Hessian 矩阵; Δx 为横向像素增益; Δy 为纵向像素增益; I_x 为横向灰度像素; I_y 为纵向灰度像素。

构建了连续帧变换下动态手势图像的采集和信息融合模型,根据模糊度特征检测结果,实现对连续帧变换下动态手势图像的检测和特征识别^[9]。

1.2 连续帧变换下动态手势图像降噪处理

通过匹配滤波检测方法,实现动态手势图像的增强和滤波检测,去除干扰分量,提高图像的空间分辨率。根据图像信息融合分布检测,得到动态手势视觉图像的分区特征,匹配过程如图3所示。

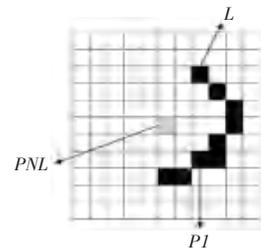


图3 动态手势视觉图像的分区特征匹配过程

Fig. 3 Sub-regional feature matching process of dynamic gesture visual image

假设连续帧变换下动态手势视觉图像的灰度像素集为 (i, j) , 以此为像素中心, 根据运动动作轨迹的特征量进行动作变换^[10], 在锐化模板匹配集下, 得到动态手势视觉图像的检测分量, 式(4):

$$W_u u(a, b_m) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-aT/2+b_m}^{T/2} \left| \frac{1}{\sqrt{T}} \right|^2 dt = \frac{1}{\sqrt{a}T} \left(\frac{T}{2} + \frac{aT}{2} - b_m \right) \quad (4)$$

其中, T 为采样时间; a 为边缘幅值; b_m 为边界区域轮廓特征量。

为了降低连续帧变换下动态手势视觉图像轨迹特征识别的误差, 结合平均帧间距离来度量参数分析, 进行像素重构, 得到连续帧变换下动态手势动作位置误差, 式(5):

$$s(k) = \phi \cdot s(k-1) + w(k) \quad (5)$$

其中,

$$\phi = \begin{matrix} \text{æ} & 0 & 0 & 0 & 0\ddot{\text{o}} \\ \text{ç} & 1 & 1 & 0 & 0\ddot{\text{ö}} \\ \text{ç} & 0 & 1 & 0 & 0\ddot{\text{ö}} \\ \text{ç} & 0 & 0 & 1 & 1\ddot{\text{ö}} \\ \text{ç} & 0 & 0 & 0 & 1\ddot{\text{o}} \end{matrix}, w(k) = \begin{matrix} \text{æ}N(0, \sigma_{\theta(k)}) \ddot{\text{o}} \\ \text{ç} & 0 & \ddot{\text{ö}} \\ \text{ç} & N(0, \sigma_{y(k)}) \ddot{\text{o}} \end{matrix}$$

其中, $\sigma_{\theta(k)}$ 为帧点误差; $\sigma_{x(k)}$ 为帧输出交叉项; $\sigma_{y(k)}$ 为插值系数。

插值重建得到重建运动片段 rm , 提取动态手势视觉图像 W 的 R, G, B 分量, 设 om, rm 分别为原始运动序列和重构运动序列, 相应得到动态手势视觉图像的滤波检测输出, 式(6):

$$q_i(t) = \text{slerp}(q_i(t_1), q_i(t_2), t) = \frac{\sin(1-t)\theta}{\sin\theta} q_i(t_1) + \frac{\sin t\theta}{\sin\theta} q_i(t_2) \quad (6)$$

其中, $0 < t < 1$ 表示采样序列; q_i 为手势的动态误差; t_1 为第一帧采样点; t_2 为第二帧采样点。

设定 RGB 分量分别为 A_R, A_G, A_B 和 W_R, W_G, W_B , 根据上述分析, 构建了动态手势视觉的降噪模型。根据图像降噪结果, 提高图像的动态识别能力。

2 动态手势识别优化

2.1 手势特征提取

根据图像信息融合分布检测, 建立动态手势特征分析模型, 采用高分辨的特征变换和模糊度检测方法, 得到特征参数分布集, 式(7):

$$p(t) = \frac{t_2 - t}{t_2 - t_1} p(t_1) + \frac{t - t_1}{t_2 - t_1} p(t_2) \quad (7)$$

其中, $t_1 < t < t_2$, t 为 t_1 和 t_2 时刻之间的帧序号, $p(t_1)$ 和 $p(t_2)$ 分别为不同采样点的关联维数, 采用连续帧变换检测方法, 得到特征参数融合分解结果, 式(8):

$$f = \langle f, d_{\gamma_0} \rangle d_{\gamma_0} + R_f \quad (8)$$

其中, R_f 为帧干扰项, $\langle f, d_{\gamma_0} \rangle$ 表示视觉图像的像素特征点在 d_{γ_0} 方向上的滤波输出。

构建动态手势动作图像信息检测的模板匹配函数 $f(g_i)$ 为式(9):

$$f(g_i) = c_1 \tilde{\lambda}_i \frac{\sum_{j=0}^{N_{mp}} \frac{\rho_j \vec{v}_{ij}}{|\vec{v}_{ij}|^{\sigma_1 + \varepsilon}}}{\sum_{j=0}^{N_{mp}} \frac{\rho_j}{|\vec{v}_{ij}|^{\sigma_1 + \varepsilon}}} \quad (9)$$

其中, c_1 为连续帧变换系数; $\tilde{\lambda}_i$ 为动态手势视觉检测分量; ρ_j 为匹配参数; ε 为空间自由度系数, 由此获得图像信息的背景差分量。

在图像的分布域中, 采用融合视觉不变矩参数表征方法, 实现连续帧变换下动态手势的参数检测和识别, 得到特征提取输出, 式(10)~式(12):

$$d(om^i, rm^i) = \sum_{j=1}^m w_j \| om_j^i - rm_j^i \|^2 \quad (10)$$

$$Dp(om, rm) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(om^i, rm^i) \quad (11)$$

$$Dv(om, rm) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n-1} |d(om^{i+1}, om^i) - d(rm^{i+1}, rm^i)| \quad (12)$$

其中, w_j 为联合信息熵, $d(om^i, rm^i)$ 表示原始视觉图像第 i 帧和重构运动第 i 帧之间的欧氏距离。

2.2 动态手势检测输出

在提取动态手势图像模糊特征分量的基础上, 采用空间轮换变换方法, 实现对连续帧变换下动态手势的不变矩特征检测, 考虑视觉图像的灰度像素级 f , 图像的模糊运动序列误差定义为式(13):

$$D(om, rm) = D_p(om, rm) + u Dv(om, rm) \quad (13)$$

其中, $D_p(om, rm)$ 描述动态手势视觉图像的位置误差; $Dv(om, rm)$ 表示关节速率之差; u 是调整动态手势视觉速率差的比例。

采用灰度不变矩特征分解方法得到图像的任意灰度像素点为 (x, y) , 得到动态手势视觉融合输出, 式(14):

$$M^X = \left\{ m_{i_1, i_2, \dots, i_{n+1}} = \frac{\theta_{i_1, i_2, \dots, i_{n+1}}(x)}{L - n}, i_k \in B \right\} \quad (14)$$

其中, $m_{i_1, i_2, \dots, i_{n+1}}$ 为图像相似度; L 为检测序列

点长度; n 为特征干扰集; $\theta_{i_1, i_2, \dots, i_{n+1}}(x)$ 为训练特征分布集; B 为仿射域。

姿态变换特征概率权重 ρ_i 可以通过对连续帧变换下动态手势视觉的区域特征分布量化集 $S_i (i = 1, 2, \dots, M)$ 求得, 动态手势视觉图像的像素点子集输出为式(15):

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x)) \quad (15)$$

其中, A 为视觉图像三维尺度信息, $t(x)$ 为视觉图像采样间隔。

人体动作的轨迹分布场为式(16):

$$df_{i+1}(i, j, k) = \rho df_i(i, j, k) + (1 - \rho) df_{i-1}(i, j, k) \quad (16)$$

其中, $f_i(i, j, k)$ 为融合视觉不变矩, 求得动态手势视觉特征增量 $\Delta\tau$, 式(17):

$$H(r) = \begin{cases} 1 & r \geq \frac{\pi}{2} \\ \cos\left(\frac{\pi}{2} \log_2\left(\frac{2r}{\pi}\right)\right) & \frac{\pi}{4} < r < \frac{\pi}{2} \\ 0 & r \leq \frac{\pi}{4} \end{cases} \quad (17)$$

动态手势特征识别输出为式(18)、式(19):

$$u(x, y; t) = G(x, y; t) \quad (18)$$

$$p(x, t) = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \left[\sigma \frac{u - (u + \Delta u)}{\Delta x} \right] = -\sigma \frac{\partial u(x, t)}{\partial x} \quad (19)$$

其中, σ 为关联分布集, Δu 为动态手势动作分量。

综上所述, 构建连续帧变换下动态手势动作图像的识别模型, 实现对动态手势的不变矩特征检测, 融合视觉不变矩参数表征方法, 实现动态手势的参数检测和识别。

3 实验测试

采用 Matlab 仿真实验验证本文方法在实现动态手势的参数检测识别中的应用性能, 动态手势采集的图像样本数为 200 幅图像, 帧变换的速率为 290 BPS/s, 联合关联匹配数 λ 设定为 0.01, 采用 512×512 像素点作为训练集, 基本手势动作样本如图 4 所示。

以图 4 的手势动作作为测试样本序列, 实现动态手势视觉分析识别, 识别结果如图 5 所示。

分析图 5 可知, 本文方法能有效实现对连续帧变换下动态手势识别, 对手势动态特征点的标记能力较强, 测试动态手势的二维动作流形分布稀释解,

如图 6 所示。

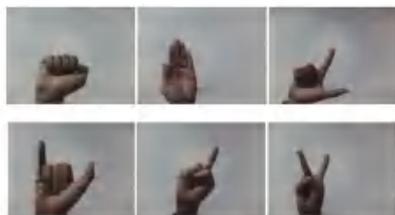


图 4 基本手势动作样本

Fig. 4 Basic gesture action sample



图 5 动态手势识别结果

Fig. 5 Dynamic gesture recognition results



图 6 连续帧变换下动态手势的二维动作流形分布稀释解

Fig. 6 Dilution solution of two-dimensional action manifold distribution of dynamic gestures under continuous frame transformation

分析图 6 可知, 本文方法对连续帧变换下动态手势的二维动作流形检测的可靠性较高, 测试识别精度如图 7 所示。

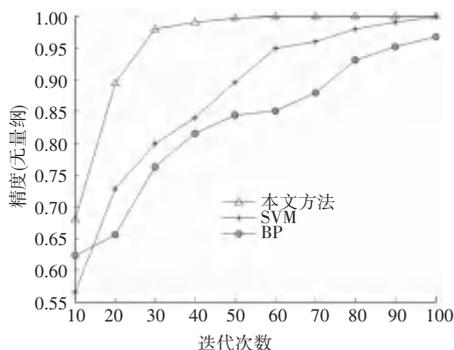


图 7 识别精度测试

Fig. 7 Identification accuracy test

分析图 7 可知, 本文方法对连续帧变换下动态

手势的二维动作识别的精度更高。

4 结束语

本文根据视觉变化参数和遮挡参数分析,提出一种基于融合视觉不变矩参数表征的动态手势识别方法。构建动态检测和分布式融合模型,采用相关性融合方法进行特征检测和聚类处理,根据图像信息融合分布检测,建立动态手势特征分析模型,结合图像降噪和信息增强以及特征提取结果,实现动态手势特征识别,提高图像的动态识别能力。该方法对动态手势视觉特征识别的精度较高,解析结果准确可靠。

参考文献

[1] 崔丽群,张平,贺情杰,等. 对比度和细节增强显著性检测方法

研究[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(23): 200-208.

- [2] 余玛俐,张海. 基于低秩矩阵填充与全变分约束的 HDR 成像[J]. 计算机工程, 2019, 45(4): 262-266,274.
- [3] 窦方正,孙汉昌,孙显,等. 基于 DBN 与对象融合的遥感图像变化检测方法[J]. 计算机工程, 2018, 44(4): 294-298,304.
- [4] 孙佳美,吴成茂. 正则化图形模糊聚类及鲁棒分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(11): 179-186.
- [5] 江晋剑,胡桂姬,苏亮亮,等. 基于步态触觉压力极值点的身份识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(8): 83-88.
- [6] 刘作军,高新智,赵晓东,等. 下肢假肢穿戴者跑动步态识别与膝关节控制策略研究[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(7): 74-82.
- [7] 韩国川. 波形形态特征建模下的 MEMS 运动模式识别[J]. 电子测量技术, 2018, 41(13): 84-88.
- [8] 罗莎,夏国恩,朱新琰. 改进 Adaboost 算法的人体步态识别方法[J]. 控制工程, 2018, 25(7): 1312-1317.
- [9] 卢鹏,卢奇,邹国良,等. 基于改进 SIFT 的时间序列图像拼接方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(1): 196-202.
- [10] 刘望华,刘光帅,陈晓文,等. 结合微分特征和 Haar 小波分解的鲁棒纹理表达[J]. 计算机应用, 2020, 40(9): 2728-2736.

(上接第 6 页)

- [39] SARAH M. Erfani, Sutharshan Rajasegarar, Shanika Karunasekera, Christopher Leckie. High-dimensional and large-scale anomaly detection using a linear one-class SVM with deep learning[J]. Pattern Recognit, 2016, 58: 121-134.
- [40] LIU Huawen, LI Xuelong, LI Jiuyong, et al. Efficient Outlier Detection for High-Dimensional Data[J]. IEEE Trans. Syst. Man Cybern. Syst, 2018, 48(12): 2451-2461.
- [41] Bryan Hooi, Christos Faloutsos. Branch and Border: Partition-Based Change Detection in Multivariate Time Series[C]//SDM, 2019: 504-512.
- [42] TOLEDANO M, COHEN I, BEN-SIMHON Y, et al. Real-time anomaly detection system for time series at scale[C]//KDD 2017 Workshop on Anomaly Detection in Finance. PMLR, 2018: 56-65.
- [43] HELLERSTEIN J M. Quantitative data cleaning for large databases[J]. United Nations Economic Commission for Europe (UNECE), 2008, 25:1-42.
- [44] BRILLINGER D R. Time series: data analysis and theory[M]. Society for Industrial and Applied Mathematics, 2001.
- [45] GARDNER E S. Exponential smoothing: The state of the art[J]. Journal of Forecasting, 1985, 4(1):1-28.
- [46] Tamraparni Dasu, Ji Meng Loh. Statistical Distortion: Consequences of Data Cleaning[J]. Proc. VLDB Endow, 2012, 5(11): 1674-1683.
- [47] Laure Berti - Équille, Tamraparni Dasu, Divesh Srivastava. Discovery of complex glitch patterns: A novel approach to Quantitative Data Cleaning[C]// ICDE 2011: 733-744.
- [48] Jaroslaw Szlichta. Encyclopedia of Database Systems (2nd ed) [M]. Springer, 2018.
- [49] GOLAB L, KARLOFF H, KORN F, et al. Sequential dependencies[J]. In: Proc. of the VLDB Endowment, 2009, 2(1):574-585.

- [50] SONG S, ZHANG A, WANG J, et al. SCREEN. Stream Data Cleaning under Speed Constraints [C]// In: Proc. of ACM SIGMOD Intl. Conf. on Management of Data. ACM, 2015:827-841.
- [51] 张奥千. 时间序列数据清洗方法研究[D]. 北京:清华大学, 2018.
- [52] YIN Wei, YUE Tianbai, WANG Hongzhi, et al. Time Series Cleaning Under Variance Constraints [C]// DASFAA Workshops, 2018: 108-113.
- [53] Fei Chiang, Renée J. Miller. A unified model for data and constraint repair[C]// ICDE 2011: 446-457.
- [54] SONG Shaoxu, ZHU Han, WANG Jianmin. Constraint-Variance Tolerant Data Repairing[C]// SIGMOD Conference, 2016: 877-892.
- [55] Mohamed Yakout, Ahmed K. Elmagarmid, Jennifer Neville, Mourad Ouzzani, Ihab F. Ilyas. Guided data repair[J]. Proc. VLDB Endow, 2011, 4(5): 279-289.
- [56] Jian He, Enzo Veltri, Donatello Santoro, Guoliang Li, Giansalvatore Mecca, Paolo Papotti, Nan Tang. Interactive and Deterministic Data Cleaning[C]// SIGMOD Conference, 2016: 893-907.
- [57] Michael Stonebraker, Daniel Bruckner, Ihab F. Ilyas, George Beskales, Mitch Cherniack, Stanley B. Zdonik, Alexander Pagan, Shan Xu. Data Curation at Scale: The Data Tamer System [C]// CIDR 2013.
- [58] Jose Picado, John Davis, Arash Termehchy, Ga Young Lee. Learning Over Dirty Data Without Cleaning [C]// SIGMOD Conference, 2020: 1301-1316.
- [59] 范举,陈跃国,杜小勇. 人在回路的数据准备技术研究进展[J]. 大数据, 2019, 5(6):1-16.
- [60] 丁小欧,于晟健,王沐贤,等. 基于相关性分析的工业时序数据异常检测[J]. 软件学报, 2020, 31(3):726-747.