

12-13-2019

Quality Control Method Based on Quantum Genetic Clustering Algorithm

Wang Jie

School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Wang Yan

School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Quality Control Method Based on Quantum Genetic Clustering Algorithm

Abstract

Abstract: This paper *proposes a method of quality control chart recognition based on Quantum Genetic Clustering Algorithm*. This method is divided into two parts: quality feature extraction and pattern classification. *By combining Quantum Genetic Algorithm(QGA) and K-means algorithm, a quantum genetic clustering algorithm based on a mechanism for determining the rotation direction of a quantum rotary gate is proposed*, and its performance is verified by experimental simulation. Based on the clustering analysis of quality data using the quantum genetic algorithm proposed in this paper, *a control chart feature description method is proposed*. With this feature as input, Support Vector Machine is used to identify the corresponding quality control chart pattern. The proposed quantum genetic clustering algorithm obtains better clustering results, and the accuracy of the proposed control chart recognition method reaches 98.63%.

Keywords

quality control, GA, control chart, K-means, QGA

Recommended Citation

Wang Jie, Wang Yan. Quality Control Method Based on Quantum Genetic Clustering Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(12): 2591-2599.

基于量子遗传聚类算法的质量控制方法

王杰, 王艳

(江南大学, 物联网技术应用教育部工程研究中心, 江苏 无锡 214122)

摘要: 提出一种基于量子遗传聚类算法的质量控制图识别方法。该方法分为质量特征提取和模式分类2个流程。将量子遗传算法和K-means算法相结合, 基于一种量子旋转门旋转方向确定机制提出一种量子遗传聚类算法, 采用实验仿真的方式验证了该算法的性能。运用所提量子遗传聚类算法对质量数据进行聚类分析, 基于此提出一种控制图特征描述方法。以该特征为输入, 运用支持向量机识别所对应的质量控制图模式。所提方法得到了更好的聚类结果, 且该控制图识别方法识别精度达到了98.63%。

关键词: 质量控制; 遗传聚类; 控制图; K-means; 量子遗传算法

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X(2019)12-2591-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-FZ0256

Quality Control Method Based on Quantum Genetic Clustering Algorithm

Wang Jie, Wang Yan

(School of Internet of Things Engineering, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: This paper proposes a method of quality control chart recognition based on Quantum Genetic Clustering Algorithm. This method is divided into two parts: quality feature extraction and pattern classification. By combining Quantum Genetic Algorithm(QGA) and K-means algorithm, a quantum genetic clustering algorithm based on a mechanism for determining the rotation direction of a quantum rotary gate is proposed, and its performance is verified by experimental simulation. Based on the clustering analysis of quality data using the quantum genetic algorithm proposed in this paper, a control chart feature description method is proposed. With this feature as input, Support Vector Machine is used to identify the corresponding quality control chart pattern. The proposed quantum genetic clustering algorithm obtains better clustering results, and the accuracy of the proposed control chart recognition method reaches 98.63%.

Keywords: quality control; GA; control chart; K-means; QGA

引言

制造过程质量控制一直是国内外有关学者重点研究方向。质量控制图作为质量控制中一种常用

的手段, 随着制造业对智能化的要求越来越高, 为实现制造过程质量的智能化控制, 许多的智能方法被应用到控制图的识别中。Addeh等^[1]提出提取控制图的统计特征, 运用自适应反馈神经网络作为识别器识别控制图异常模式, Petros等^[2]提出提取控制图的统计特征再运用加权支持向量机对控制图异常模式进行识别。张玉波等提出运用极限学习机作为识别器识别控制图异常模式^[3], Vahid等提出



收稿日期: 2019-03-08 修回日期: 2019-06-26;
基金项目: 国家自然科学基金(61973138);
作者简介: 王杰(1994-), 男, 土家族, 湖北利川, 硕士生, 研究方向为制造过程质量智能控制; 王艳(1978-), 女, 江苏盐城, 博士, 教授, 博导, 研究方向为智能制造系统能效优化。

<http://www.china-simulation.com>

• 2591 •

运用粒子群算法优化后的支持向量机来识别控制图异常模式^[4]。上述方法的研究重点在于质量控制图模式分类时分类器的构建和改进,控制图特征均采用统计特征或者形状特征。但是决定控制图识别精度的因素不只有分类器,控制图的特征提取同样重要。传统的统计特征和形状特征为了更好的保留控制图的信息,会导致控制图特征维度增加进而使控制图识别时的计算量增加,同时特征维度的增加更易使控制图提取的特征中出现冗余特征,降低了控制图的识别效率。为了提高质量控制图的识别精度,降低控制图特征的维度,实现质量控制图的智能识别,实现质量的智能控制。本文在仔细研究前人研究的成果之后,提出一种质量控制图特征的提取方法,提出运用量子遗传算法优化聚类过程和支持向量机相结合的质量控制混合方法。前者通过量子遗传算法优化的聚类算法提取质量数据中一组有效代表控制图模式的特征,后者以该组特征作为训练好的支持向量机模型的输入来识别控制图模式。最后通过仿真实验验证了所提出的质量控制混合方法的有效性和准确性。

1 基于控制图的质量控制

质量控制图(Quality Control Chart, QCC)是目前

统计过程控制(SPC)中使用最广泛的工具之一,第一张控制图由美国贝尔实验室的休哈特^[5]博士于 1924 年 5 月提出并绘制,过程控制理论也由此诞生。传统的质量控制图判错规则比较简单,如测量点超出控制范围。然而,在实际复杂的制造过程中,工序流程中一些工序条件的变化会导致质量在一段时间内发生某种趋势改变。如 GB T4091-2001^[6]中的规定的一些判异规则:“连续十四点交替上下”,“连续六点递增或递减”,前者呈现的是一种周期性的趋势异常,后者则是一种上升或者下降的趋势异常。所以对于复杂制造过程而言,传统的基于控制限的判异方法则具有一定的局限性。

在实际的生产过程中此类质量的异常通常以控制图模式进行描述。当识别出控制图的异常模式就能有效地识别出异常源,从而可以进行针对性的生产调整使质量维持在稳定状态下。控制图模式一般指这八种基本模式或由这八种基本模式相互混合组成的混合模式。八种基本模式包括:正常模式(NOR)、分层模式(HP)、系统模式(SYS)、周期模式(CYS)、上升趋势模式(IT)、下降趋势模式(DT)、上升阶跃模式(US)、下降阶跃模式(DS)^[7]。其相应的控制图形状如图 1 所示。本文仅基于 8 种常规的控制图模式进行分析。

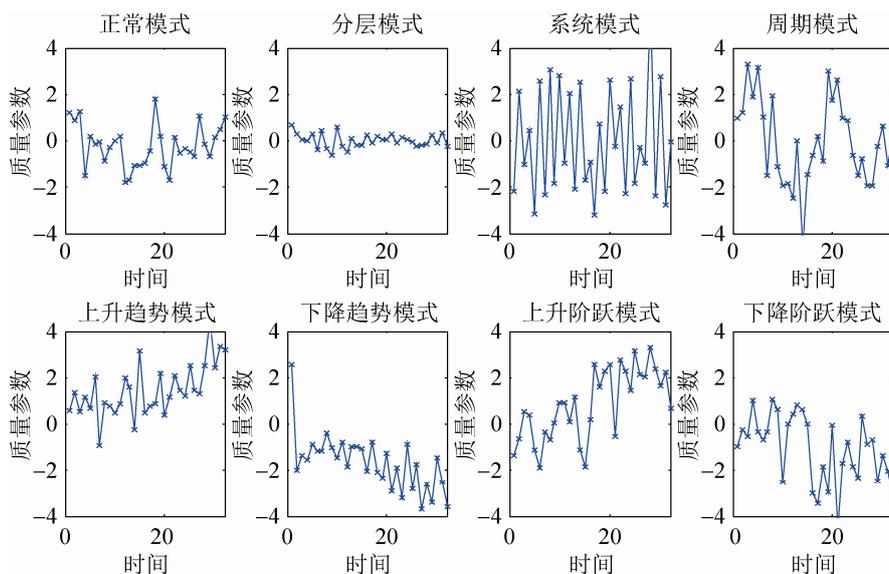


图 1 8 种常规模式的控制图
Fig. 1 Control chart of eight conventional modes

<http://www.china-simulation.com>

• 2592 •

2 质量控制混合方法

传统的控制图识别时输入的特征向量大多采用的是控制图的统计特征或形状特征^[8]。由前文所述, 运用控制图的统计特征和形状特征会使特征维度增加并且使控制图特征中出现冗余特征, 降低了控制图的识别效率。为了有效的提取出制造过程中质量数据的特征, 本文提出一种控制图特征表示的新方法, 采用量子遗传优化的聚类算法对质量控制图数据按照最优聚类个数 n 进行聚类分析, 得到最理想的聚类簇, 得出 n 个聚类簇的最优聚类中心。然后计算每个样本离 n 个聚类中心的 n 个欧式距离作为代表控制图模式的 n 维特征向量。传统遗传聚类算法易早熟、计算复杂的缺点, 针对数据量处理较大的问题, 本文使用量子遗传聚类算法对质量数据进行聚类。最后训练支持向量机模型对控制图模式进行分类。本文所提方法原理如图 2 所示。

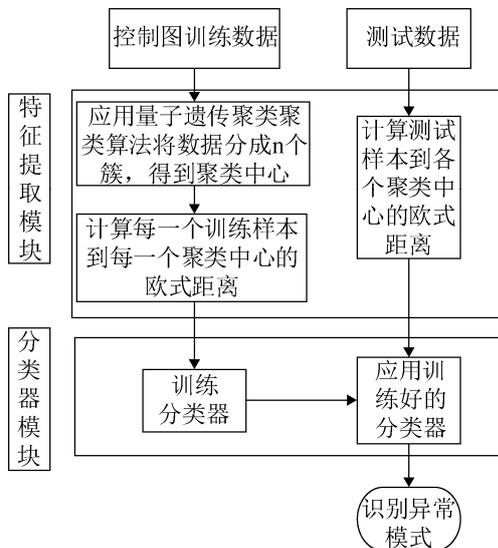


图 2 质量控制混合方法

Fig. 2 Mixed method of quality control

整个方法可分为两个流程, 即特征提取和模式分类。训练时首先运用本文所提量子遗传聚类算法对质量数据进行聚类分析, 输出适应度最好时的聚类中心以及最优聚类个数, 分别计算出每个训练样本与聚类中心的欧式距离作为训练样本的特征。再

运用提取出的控制图特征输入支持向量机进行训练。分类时按上述方法计算待分类样本的特征向量, 作为已训练好的支持向量机模型的输入识别异常控制图异常模式。

2.1 遗传聚类算法

2.1.1 遗传算法简介

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)是近些年来新发展起来的随机搜索与优化算法。其基本思想来源于达尔文的进化思想和孟德尔的遗传学思想。遗传算法是通过模拟生物物竞天择, 适者生存的进化机制, 基于自然界群体遗传学和物竞天择建立的随机、迭代、进化算法。算法在每次迭代之后都保留一组可能候选解, 按照特定指标选出其中部分优秀的解, 利用遗传算法的算子计算并产生新一代的候选解。重复利用遗传算子进行操作直至最终的结果满足所设定的收敛指标。遗传算法包含 3 个基本算子: (1)繁殖; (2)交叉; (3)变异。GA 算法性能强大, 应用简单。在计算机科学、优化调度和控制等领域都得到了广泛的应用^[9]。

2.1.2 K-means 算法简介

聚类(Cluster)是一种常用的无监督学习(Unsupervised Learning)。聚类的目的是将样本集合按照特定规则拆分为若干个两两不想交的子集合, 每个子集合中的元素尽可能相似, 而不同的子集合中的元素尽可能不同。我们将聚类所划分的子集成为簇。K-means 算法是由 MacQueen 提出的最为经典的无监督聚类算法^[10], 经典 K-means 算法由于需要随机确定聚类中心的初始值而导致算法易陷入局部最优。

2.2 量子遗传聚类算法

经典的 K-means 算法有着一些天生的缺陷, 由于随机的聚类中心初值选取会导致算法易陷入局部最优, 进而导致聚类结果会随选定的聚类中心初值不同而有较大差异。将遗传算法和 K-means 算法结合提出遗传聚类算法, 这在某种程度上提升

了聚类算的性能,但是由于遗传算法本身固有的问题而使这两者的结合发挥不了算法的最优性能。量子力学是 20 世纪最伟大的发现之一,为以量子力学原理的量子信息科学提供了新的研究思路,本文提出将量子遗传算法与 K-means 聚类算法结合提出一种量子遗传聚类算法。量子遗传算法(Quantum Genetic Algorithm, QGA)是一种新发展起来的基于量子计算的概率优化算法。量子计算中量子态的引入增大了算法的可行解的搜索范围。量子遗传算法的可行解搜索范围相对于种群大小呈指数增长,进而在进行最优解的搜索时,量子遗传算法可在更大的范围寻找最优解,使聚类算法有效的避免陷入局部最优的陷阱。并且由于引入了量子旋转门的操作替代原来遗传算法的选择,交叉和变异操作,在计算的时间和空间复杂度上均优于遗传算法,在提高聚类稳定性的同时提高聚类算法的性能。本文利用量子遗传聚类算法提取控制图数据的特征,提出新的控制图特征表示方法并对控制图异常模式进行识别。

2.2.1 量子遗传算法的染色体表示

在 QGA 中,染色体的表示与 GA 算法不同,用量子位表示法替代了原来的数值编码表示法。一个量子位不仅能够表示 0, 1 两种状态,每个状态被称为量子比特,而且能表示这两个状态所线性叠加的任意中间状态。其数学模型如公式(1)所示:

$$|\psi\rangle = \alpha|0\rangle + \beta|1\rangle \quad (1)$$

式中: $|0\rangle$ 为量子位处于 0 态; $|1\rangle$ 为量子位处于 1 态; $|\psi\rangle$ 由 0 态和 1 态所叠加的任意态; α, β 为复数,分别表示状态 0, 和状态 1 的概率幅,且:

$$|\alpha|^2 + |\beta|^2 = 1 \quad (2)$$

在式(2)中: $|\alpha|^2$ 表示量子位处于 $|0\rangle$ 的概率; $|\beta|^2$ 表示量子位处于 $|1\rangle$ 的概率。上述为 2 个量子比特组成一个量子位的情况。对于具有 n 个量子比特的量子位,可同时表示 2^n 个状态。任意状态表示如公式(3)所示:

$$|\psi_i\rangle = \sum_{k=1}^{2^n} \phi_k |S_k\rangle \quad (3)$$

在式(3)中 ϕ_k 表示为第 k 个状态的概率幅。且:

$$|\phi_1|^2 + |\phi_2|^2 + \dots + |\phi_{2^n}|^2 = 1 \quad (4)$$

$|\psi_i\rangle$ 表示 2^n 维空间上的一个单位向量。这也就表示,量子遗传算法所表现的状态维数随 n 增加而呈指数增长,相比于遗传算法随维数 n 呈线性增长具有更好的种群多样性。

2.2.2 量子遗传算法的更新

在量子遗传算法中,染色体处于相互的线性叠加状态中。区别于传统遗传算法采用 3 个基本遗传算子更新种群,量子遗传算法则通过构造量子门对染色体进行更新操作。量子门的形式多样,根据薛定谔方程,所有的量子们都应满足 $U(t) \bullet U(t)' = 1$ 。非门、受控非门、量子旋转门等均为常用的量子旋转门。本文所采用的量子旋转门如公式(5)所示:

$$\begin{bmatrix} \alpha'_i \\ \beta'_i \end{bmatrix} = U(\theta_i) \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i \\ \sin \theta_i & \cos \theta_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \alpha_i \\ \beta_i \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: (α_i, β_i) 为第 i 个量子位; θ_i 为量子旋转角。量子旋转角和旋转方向机制的确定对算法的性能有着直接的影响。本文旋转角 θ_i 的选取如公式(6)所示:

$$\theta_i = S_i R \theta_0 \quad (6)$$

式中: S_i 为旋转方向; R 为符合正太分布的随机数; θ_0 为初始旋转角取值为 0.1π 。旋转方向 S_i 的确定规则如表 1 所示,其中 α_i, β_i 为第 i 个量子位上的概率幅值, x_i 分别为第 i 个量子位所对应的二进制值, b_i 为最优染色体所对应的第 i 个量子位的二进制值, f_b 为上一次迭代过后的最优染色体的适应度值, f_i 为当前染色体的适应度值。

由上述旋转角求取规则可知,算法会自动根据当前值向最优值靠近,随机方向的引进模拟遗传算法的变异机制,增强算法的种群多样性。仿真结果表明,该算法能够有效的使算法脱离局部最优值,得到更好的寻优结果。

表 1 量子旋转角旋转方向
Tab. 1 Direction of quantum rotation angle

概率幅	$x_i, b_i = 0$ $\parallel x_i, b_i = 1$	$x_i=1, b_i = 0$ $f_b > f_i$	$x_i=1, b_i = 0$ $f_b < f_i$	$x_i=0, b_i = 1$ $f_b > f_i$	$x_i=0, b_i = 1$ $f_b < f_i$
$\alpha_i \cdot \beta_i > 0$	$S_i = 0$	$S_i = 1$	$S_i = -1$	$S_i = -1$	$S_i = 1$
$\alpha_i \cdot \beta_i < 0$	$S_i = 0$	$S_i = -1$	$S_i = 1$	$S_i = 1$	$S_i = -1$
$\alpha_i = 0$	$S_i = 0$	$S_i = 0$	随机	随机	$S_i = 0$
$\beta_i = 0$	$S_i = 0$	随机	$S_i = 0$	$S_i = 0$	随机

2.2.3 量子遗传聚类算法的适应度函数

适应度函数是为了判断聚类结果的优劣。运算结果要求所有的簇尽可能相似, 描述为所有样本到其所在簇的聚类中心的距离之和最小。适应度函数如公式(7)所示:

$$F = \sum d(x_i, y_k) \quad (7)$$

式中: $d(x_i, y_k)$ 表示样本 x_i 到此样本所属聚类簇的聚类中心 y_k 的欧式距离。由公式(7)可知, 适应度函数值越小表示量子遗传聚类算法效果越好。

2.2.4 最小距离聚类

本文采用最小距离聚类法。即通过分别计算样本与各个聚类中心的欧式距离, 将样本聚于其与各聚类中心欧式距离最小的那个簇中。

欧式距离的计算公式如式(8)所示:

$$D(x_i, y_k) = \sqrt{\sum_{n=1}^d (x_{i,n} - y_{k,n})^2} \quad (8)$$

式中: $x_i = \{x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,d}\}$ 为第 i 个数据样本; $y_k = \{y_{k,1}, y_{k,2}, \dots, y_{k,d}\}$ 为第 k 个簇的聚类中心; d 为样本维度。

2.2.5 量子遗传聚类算法聚类过程

量子遗传算法的聚类步骤:

step 1: 初始化种群。确定种群大小, 最大迭代次数, 以及每个变量的二进制长度。根据数据确定种群可行解的范围并随机初始化种群。种群 $P(t) = \{p_1^t; p_2^t; \dots; p_n^t\}$, $P(t)$ 为第 t 代进化后的种群, $p_i^t (i=1, 2, \dots, n)$ 为第 t 代种群的一个个体。其中:

$$p_i^t = \begin{bmatrix} \alpha_1^t & \alpha_2^t & \dots & \alpha_m^t \\ \beta_1^t & \beta_2^t & \dots & \beta_m^t \end{bmatrix} \quad (9)$$

在式(9)中, m 为量子位的数目, 在初始化时 α, β 的值都取 $1/\sqrt{2}$, 即量子态处于 0 态和 1 态的概率相等均为 1/2。

step 2: 对种群进行初次测量。测量的目的是将量子比特编码转化为种群的二进制编码, 方便计算种群的适应度值。首先产生一个随机概率 Pick, 当 Pick 大于 α^2 的时候将相应二进制位置 1, 否则置 0。将二进制编码转化为十进制数即为聚类结果的可能解。

step 3: 使用适应度函数计算种群的适应度。将相应的染色体的二进制编码转化为十进制数, 利用公式(7)所示的适应度函数计算适应度。比较记录下最佳适应度, 最佳染色体, 最佳二进制编码。

step 4: 运用量子旋转门对进行种群的更新, 得到新的种群。重复 step 2~4 直至最大迭代次数。

step 5: 适应度值稳定之后得到的染色体所求解出的最好适应度值为最终的聚类结果, 记录最优染色体, 将其所对应的二进制编码解码成十进制数即得到最优聚类中心。以此最优聚类中心数据聚类得到最优聚类结果。

2.2.6 量子遗传聚类算法性能分析

本文随机产生 3 组共 300 个符合高斯分布的二维数据数据点进行验证实验, 如图 3 所示。

分别运用经典遗传聚类算法^[11]、粒子群聚类算法^[12]和本文所提量子遗传聚类算法对数据进行聚类, 其中 3 种算法种群大小均为 50, 最大迭代次数为 200。粒子群算法的学习因子为 1.2, 最大加权系数为 0.9, 最小加权系数为 0.4; 遗传算法交叉概率为 0.8, 变异率为 0.01, 编码方式为实数编码。

聚类过程的迭代曲线如图 4，聚类结果如图 5。对应的最优适应度如表 2 所示。

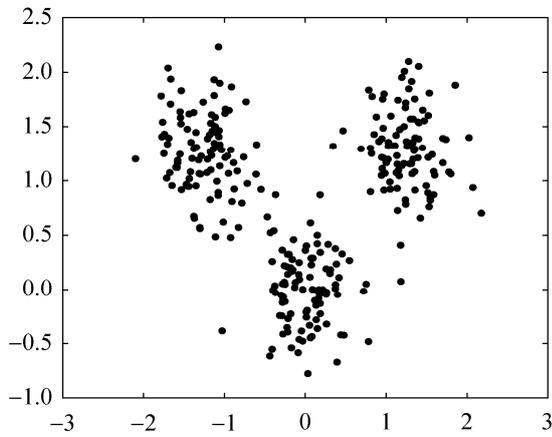


图 3 高斯分布二维数据

Fig. 3 Gaussian distribution two-dimensional data

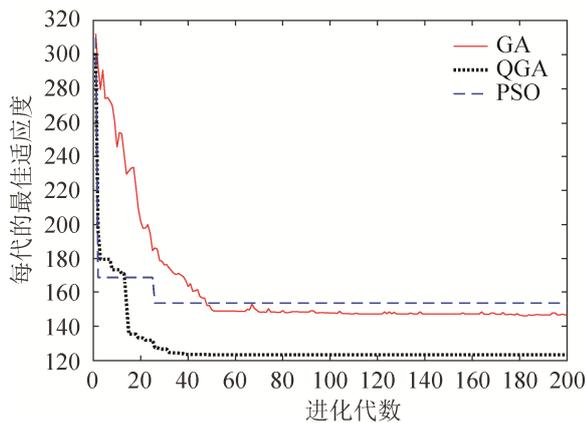


图 4 量子遗传聚类算法的迭代曲线

Fig. 4 Iterative Curve of Quantum Genetic Clustering Algorithm

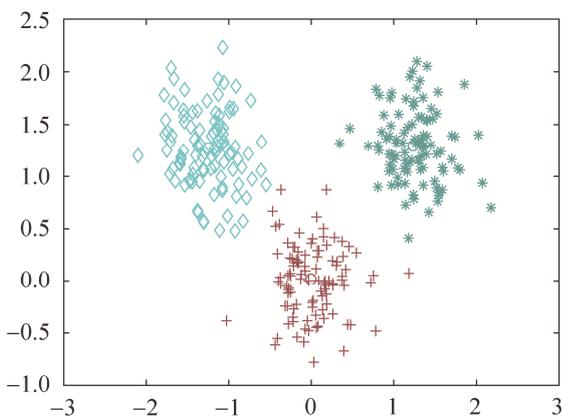


图 5 量子遗传聚类算法结果

Fig. 5 Results of Quantum Genetic Clustering Algorithm

表 2 最优适应度
Tab. 2 Optimal fitness

算法	PSO	GA	QGA
最佳适应度	153.4	146.63	123.5

从图 4 和表 2 中可以看出量子遗传聚类算法在处理数据的时候比遗传算法快，比粒子群算法具有更好的聚类结果。

2.2.7 控制图特征表示

由上述分析，通过量子遗传聚类算法得到了所有样本的聚类中心，记为 $y = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$ ，其中 k 为聚类簇数， $y_i = \{y_{i,1}, y_{i,2}, \dots, y_{i,d}\}$ ， d 为样本维度。本文提出一种新的表征样本特征的方法，每个样本的样本特征由公式(10)表示：

$$Y_i = \{d_{i,1}, d_{i,2}, \dots, d_{i,k}\} \quad (10)$$

$$d_{i,j} = \sqrt{(x_i - y_j)^2}$$

式中： Y_i 为第 i 个样本的特征； $d_{i,j}$ 为样本到第 j 个聚类中心的欧式距离。

2.3 模式分类分类器构建

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是基于统计学习理论(Statistical Learning Theories, STL)的机器学习方法，目前在多个领域都有广泛的使用^[16]。传统的支持向量机都是 2 分类的，其通过求解超平面使得训练样本集中不同类别的点正好落在超平面的两侧，同时还要求不同类别的点尽可能远离超平面。

学者们通过特定结构将两分类支持向量机设计成多分类的。常用的多分类支持向量机有“1 对 其余”(One Versus Rest, OVR)型 SVM，“1 对 1”型(One Versus One, OVO)SVM，有向无环图(Directed Acyclic Graph, DAG)SVM。本文采用 OVO 型 SVM，其原理是在 K 分类类别的每两类间训练一个分类器，当对一个待分类样本进行分类时，通过每个分类器投票的方式，得票数最多的那个就为待分类样本的分类结果。

3 控制图识别仿真

为验证本位所提方法对控制图的识别效率, 本文实验在 MATLAB 2014a 平台上进行。程序运行环境为 CPU 3.20 GHz, 内存 4 GB。支持向量机使用台湾大学林智仁(Lin Chih-Jen)教授等开发的 LIBSVM 3.18 版工具箱。由于实际制造过程中很难获取大量稳定的异常模式数据来进行训练, 所以依据本研究领域通用的做法, 通过 Monte Carlo 方法模拟产生制造过程质量数据^[13], 其产生公式如表 3 所示, 公式中 μ 代表样本均值, δ 表示样本均方差, $r(t)$ 为制造过程中符合正常波动的随机扰动, 服从标准正太分布。根据表 3 控制图产生公式模拟实际生产过程生成 1 600 组样本, 每种模式 200 组, 100 组作为训练数据, 100 组用来测试, 控制图窗口长度设置为 32。为保证仿真结果的普适性, 随机抽取 800 组样本进行聚类分析, 同时为了加快系统的计算系效率, 在不影响数据特征表达的情况下, 本文采用 PCA 降维分析。降维结果显示维度为 1 和 2 的贡献率为 70.3% 和 14.87%。因此可将原来的 32 维数据降低到 2 维, 极大的提高的计算效率。聚类得到 5 个聚类簇及 5 个聚类中心, 迭代过程见图 6。

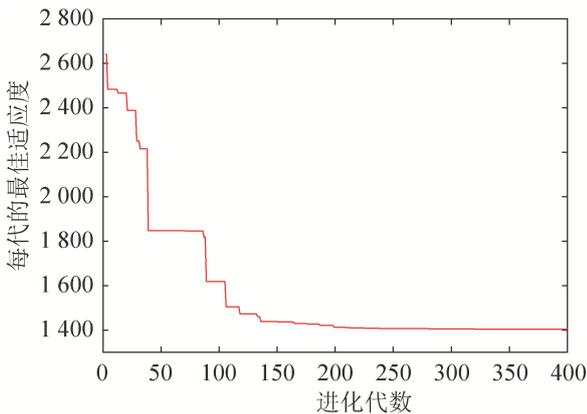


图 6 质量数据聚类过程
Fig. 6 Process of quality data clustering

对每一个样本按照公式(10)计算其与 5 个聚类中心的 5 个欧氏距离, 并进行归一化处理, 处理过后的数据即为控制图模式特征, 再运用支持向量机

进行分类。分类识别结果如图 7 所示。各模式识别情况如表 4 所示。

表 3 质量控制图模拟生成公式
Tab. 3 Simulation generation formula of quality control chart

编号	名称	参数及其取值	生成公式
0	正常	$\delta = 1$ $\mu = 0$	$y_i = \mu + r(t) \times \delta$
1	分层	$\delta_i \in (0.2, 0.4)$	$y_i = \mu + r(t) \times \delta_i$
2	系统	$d \in (1, 3)$	$y_i = \mu + r(t) \times \delta + d \times (-1)^i$
3	周期	$a \in (1.5, 2.5)$ $T \in \{8, 16\}$	$y_i = \mu + r(t) \times \delta + a \times \sin(2\pi t / T)$
4	上升趋势	$g \in (0.1, 0.26)$	$y_i = \mu + r(t) \times \delta + t \times g$
5	下降趋势		$y_i = \mu + r(t) \times \delta - t \times g$
6	上升阶跃	$s \in \{1, 3\}$	$y_i = \mu + r(t) \times \delta + k \times s$ (若 $t \geq P, k=1$; 否则 $k=0$)
7	下降阶跃	$P \in \{9, 16, 25\}$	$y_i = \mu + r(t) \times \delta - k \times s$ (若 $t \geq P, k=1$; 否则 $k=0$)

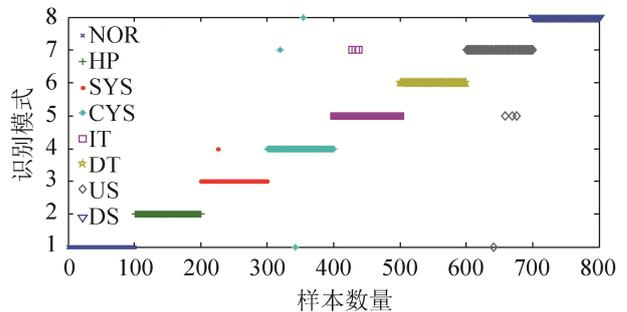


图 7 模式识别结果
Fig. 7 Pattern recognition results

表 4 各模式识别准确率/%
Tab. 4 Accuracy of each pattern recognition

模式	NOR	HP	SYS	CYS	IT	DT	US	DS	ALL
识别率	100	100	99	97	97	100	96	99	98.63

为了测试本文所提方法对控制图模式识别的有效性和识别精度, 本文选取粒子群聚类算法加支持向量机^[14], 标准 K-means 聚类算法加支持向量机识别方法^[15], 统计特征加人工神经网络^[16]等其他智能识别方法做对比, 人工神经网络使用两层结构, 第一层节点数为 55, 第二层为 8, 其他算法设置同 2.2.6。结果如表 5 所示。

表 5 本文所提模型与其他智能识别模型对比
Tab. 5 Comparison of the proposed model with other intelligent recognition models /%

方法	NOR	HP	SYS	CYS	IT	DT	US	DS	ALL
K-means+SVM	99	100	100	100	96	91	94	96	96
PSO+SVM	99	100	97	91	94	100	95	96	96.5
统计特征+ANN	96	100	90	42	90	99	88	94	87.37
QGA+SVM	100	100	99	97	97	100	96	99	98.63

从表 5 中我们可以看出本文所提基于量子遗传聚类算法和支持向量机的混合控制图模式识别方法对质量控制图模式的识别准确率要高于其他几种智能模型,证明本文所提方法具有有效性。在实际生产过程中产生相应控制图模式的实际故障就可通过控制图诊断出影响质量的具体原因,从而及时发现并解决影响质量的因素达到控制质量的目的。

4 结论

本文在对过往控制图模式识别模型的研究基础之上,提出一种基于量子遗传聚类算法的控制图特征提取方法,并通过模拟实验验证了本文所提方法的有效性。基于此进一步提出基于量子遗传聚类和支持向量机的质量控制模式识别方法。并在 MATLAB 2014a 平台上对算法进行了仿真实验,取得了良好的效果,仿真实验表明,本文所提方法具有实际应用价值。

参考文献:

- [1] Addeh J, Ebrahimzadeh A, Ranaee V. Control chart pattern recognition using adaptive back-propagation artificial Neural networks and efficient features[C]. International Conference on Control. Bandung,Indonesia: IEEE, 2011.
- [2] Xanthopoulos P, Razzaghi T. A Weighted Support Vector Machine Method for Control Chart Pattern Recognition[J]. Computers & Industrial Engineering (S0360-8352), 2014, 70(1): 134-149.
- [3] Zhang Y, Lin X. Recognition method for control chart patterns based on improved sequential forward selection and extreme learning machine[C]. International Conference on Progress in Informatics & Computing. Shanghai,China: IEEE, 2014.
- [4] Ranaee V, Ebrahimzadeh A, Ghaderi R. Application of the PSO-SVM model for recognition of control chart patterns[J]. Isa Transactions (S0019-0578), 2010, 49(4): 577-586.
- [5] Lu Y, Mathur A K, Blunt B A, et al. Dual X-ray absorptiometry quality control: Comparison of visual examination and process-control charts[J]. Journal of Bone & Mineral Research (S0884-0431), 2010, 11(5): 626-637.
- [6] 孙静. 最新国家标准 GB/T4091-2001《常规控制图》理解与实施[M]. 北京: 中国标准出版社, 2002.
Sun Jing. The latest national standard GB/T 4091-2001“General Control Chart” understands and implements[M]. Beijing: China Standard Publishing House, 2002.
- [7] 刘玉敏, 周昊飞. 基于多特征混合与支持向量机的动态过程异常监控[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(10): 2637-2643.
Liu Yumin, Zhou Haofei. Dynamic process anomaly monitoring based on multi-feature mixing and support vector machines[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2015, 21(10): 2637-2643.
- [8] Milo M W, Roan M, Harris B. A new statistical approach to automated quality control in manufacturing processes[J]. Journal of Manufacturing Systems (S0278-6125), 2015, 36: 159-167.
- [9] 戴晓晖, 李敏强, 寇纪淞. 遗传算法理论研究综述[J]. 控制与决策, 2000, 15(3): 263-268.
Dai Xiaohui, Li Minqiang, Kou Jisong. Overview of theoretical research on genetic algorithms[J]. Control and Decision-Making, 2000, 15(3): 263-268.
- [10] Qiu D, Tamhane A C. A comparative study of the K-means algorithm and the normal mixture model for clustering. Univariate case[J]. Journal of Statistical Planning & Inference (S0378-3758), 2007, 137(11): 3722-3740.
- [11] 陆林花, 王波. 一种改进的遗传聚类算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(21): 170-172.
Lu Linhua, Wang Bo. An improved genetic clustering

- algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(21): 170-172.
- [12] 刘靖明, 韩丽川, 侯立文. 基于粒子群的 K 均值聚类算法[J]. 系统工程理论与实践, 2005, 25(6): 54-58.
Liu Jingming, Han Lichuan, Hou Liwen. K-means clustering algorithm based on particle groups[J]. Systems Engineering Theory and Practice, 2005, 25(6): 54-58.
- [13] Addeh A, Khormali A, Golilarz N A. Control chart pattern recognition using RBF neural network with new training algorithm and practical features[J]. ISA Transactions (S0019-0578), 2018, 79(8): 202-216.
- [14] 张敏, 程文明. 基于自适应粒子群算法和支持向量机的控制图模式识别[J]. 工业工程, 2012, 15(5): 125-129.
- Zhang Min, Cheng Wenming. Control graph pattern recognition based on adaptive particle swarm algorithm and support vector machine[J]. Industrial Engineering, 2012, 15(5): 125-129.
- [15] Wu C, Liu F, Wang M. Recognition of Control Chart Patterns Using a Support Vector Machine based Classifier with Features extracted from clustering[J]. Metalurgia International (S1582-2214), 2013, 18(6): 5-10.
- [16] Chinas P, Lopez I, Vazquez J, et al. SVM and ANN Application to Multivariate Pattern Recognition Using Scatter Data[J]. IEEE Latin America Transactions (S1548-0992), 2015, 13(5): 1633-1639.