

基于模糊相似测量和模糊映射改进的 模糊支持向量机对不确定性信息处理

王宇凡*, 梁工谦, 杨 静

(西北工业大学 管理学院, 西安 710072)

(* 通信作者电子邮箱 wangyufan6900@163.com)

摘 要:针对传统模糊支持向量机(FSVM)对于不确定性信息处理的局限性,提出一种基于模糊相似测量和高维空间模糊映射的改进模糊支持向量机方法。首先,构建不确定信息集的模糊相似测量函数,从不确定性信息本质出发,利用 Gregson 相似度,构建具有模糊特征的相似测量函数;然后,根据空间映射理论,将模糊相似测量函数应用于 FSVM,构建满足 Mercer 理论的 FSVM 相似内核;最后,利用该方法对旋转超声加工中材料切屑率(MRR)中的不确定性信息进行建模。对比具有传统内核的 FSVM,所提方法能够利用较少的运算步骤完成较好的不确定性信息处理,有效提高不确定信息处理的准确性,且计算复杂度低。

关键词:相似测量;映射;核函数;模糊支持向量机;不确信息数据

中图分类号: TN911.7 **文献标志码:** A

Uncertainty data processing by fuzzy support vector machine with fuzzy similarity measure and fuzzy mapping

WANG Yufan*, LIANG Gongqian, YANG Jing

(School of Management, Northwestern Polytechnical University, Xi'an Shaanxi 710072, China)

Abstract: In order to improve the processing ability for uncertainty data using the traditional Fuzzy Support Vector Machine (FSVM), FSVM with fuzzy similarity measure and high dimensional space fuzzy mapping was proposed. Firstly, by using Gregson similarity measure, the fuzzy similarity measure function was established, which was effective to explain the uncertainty information. And then, using the theory of mapping and Mercer, fuzzy similarity kernel learning was formulated and used in the algorithm of the FSVM. Finally, this algorithm was used to the modeling of the material removal rate in the rotary ultrasonic machining with uncertainty data. Compared to the results using traditional FSVM methods, the current approach can better process uncertainty data with less operation steps. And the proposed method has higher accuracy in processing uncertainty data with lower computational complexity.

Key words: similarity measure; mapping; kernel function; Fuzzy Support Vector Machine (FSVM); uncertainty data

0 引言

支持向量机(Support Vector Machine, SVM)是建立在统计学习理论上,以结构风险最小化原理为基础,借助空间映射处理高维、小样本数据的有效机器学习方法^[1]。然而,当样本中存在不确定性信息时,如语言信息变量和异常数据,其算法的信息处理能力的准确性将受很大影响。借助模糊理论,模糊支持向量机(Fuzzy Support Vector Machine, FSVM)算法很好解决了这个问题^[2-4]。FSVM 通过隶属函数对输入变量的重要程度进行划分,进而减少不确定性信息对于算法最优结果的影响。该方法虽然在一定程度上有效解决了不确定性信息对于 SVM 算法计算能力的影响,但是 FSVM 算法还存在一些问题。首先,缺乏 FSVM 对于不确定性信息数据引起算法学习准确率不佳现象本质原因的分析;其次, SVM 的理论基础是使用非线性映射将样本映射到高维空间使其线性可分或拟合,其空间映射利用满足 Mercer 条件的核函数来代替^[5],然而在实际应用过程中,常常难以获得高维空间中具

体的映射形式,对高维特征空间的几何结构缺乏本质的认识。因此在目前的研究中,难以对 FSVM 方法进行有效改进来处理不确定性信息。

针对这些问题,近年来相关学者也对存在不确定性因素的高维空间映射进行了分析和探讨。文献[6-7]使用经验特征映射替代传统的高维特征映射。该方法从数据集对应的核矩阵进行变换确定经验特征映射的具体形式出发,借助可见的经验特征映射将样本集映射到一个维数有限的经验特征空间,最终实现对样本的处理。文献[8]采用偏置判别分析(Biased Discriminant Analysis, BDA)作为经验特征空间核优化的目标函数,以获得最佳的整体分类准确率。但是,已有的特征映射改进 SVM 方法都假设数据集在经验特征空间符合高斯分布,并且没有考虑样本存在不确定性信息的不良影响。

因此,本文基于相似性度量理论,提出对于高维空间映射改进的模糊内核,并将其用于 FSVM 算法运算中。该方法在经验特征空间中使用相似性判断分析不确定性信息之间的关系,并构建满足 Mercer 条件的 FSVM 模糊相似内核。从不确定性

收稿日期:2014-01-13;修回日期:2014-02-25。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(71001085)。

作者简介:王宇凡(1983-),男,内蒙古包头人,博士研究生,主要研究方向:设备管理、质量管理; 梁工谦(1957-),男,江苏南京人,教授,博士生导师,主要研究方向:设备管理、质量管理; 杨静(1985-),女,陕西西安人,博士研究生,主要研究方向:再制造管理、供应链。

信息本身出发,构建适合于特定分布特征的计算内核。对比现有使用传统内核的 FSVM 研究,其在对旋转超声加工中材料切削屑率 (Material Removal Rate, MRR) 中不确定性信息的建模和处理,取得了更好的分析准确性和较低的计算复杂度。

1 模糊集相似性度量

相似是人类认知的一种概念,在很多领域中都起到重要的作用,例如分类、模式识别、案例推理等。通常,相似性度量可以分为三类:1) 矩阵测量;2) 集理论测量;3) 隐含信息测量。模糊集由于其对于不确定性变量处理的优势,模糊集相似测量已得到许多研究者的关注^[9-14]。

1.1 模糊集距离

模糊集的距离通常用来表示模糊集差别程度,是模糊集相似理论的一个重要研究内容。文献[15]首先提出基于 Hausdorff 距离概念的模糊聚类测度。

假设 A 和 B 分别为具有不同隶属性质的模糊集,其隶属函数表示为 μ 和 η , 则 Hausdorff 距离的模糊集距离测度可以表示为:

$$D(A, B) = \sup_{0 < \alpha \leq 1} \left(\sup_{\mu(x) \geq \alpha} \inf_{\eta(y) \geq \alpha} |y - x| \vee \sup_{\eta(y) \geq \alpha} \inf_{\mu(x) \geq \alpha} |x - y| \right) \quad (1)$$

其中: x 和 y 表示模糊集 A 和 B 的样本值。当对于样本集具有连续性特征时,利用积分对上述 Hausdorff 距离进行改进和拓展,具体形式如下:

$$D(A, B) = \int_0^1 \sup_{\mu(x) \geq \alpha} \inf_{\eta(y) \geq \alpha} |y - x| \vee \sup_{\eta(y) \geq \alpha} \inf_{\mu(x) \geq \alpha} |x - y| d\alpha \quad (2)$$

另外,还存在一些重要模糊集距离测度公式,如 Hamming 距离、Euclidean 距离和 Minkowski 距离,其可以用如下公式表示:

Minkowski 模糊距离测度表示为:

$$D(A, B) = \left(\sum_{i=1}^n |\mu(x_i) - \eta(y_i)|^p \right)^{\frac{1}{p}}; p \geq 1 \quad (3)$$

其中 p 表示模糊集变动趋势。

Euclidean 距离为 $p = 2$ 时的特殊情况,表示为:

$$D(A, B) = \left(\sum_{i=1}^n |\mu(x_i) - \eta(y_i)|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (4)$$

Hamming 距离为 $p = 1$ 时的特殊情况,表示为:

$$D(A, B) = \sum_{i=1}^n |\mu(x_i) - \eta(y_i)| \quad (5)$$

1.2 模糊集相似性

相似性理论由几何距离模型主导,模型用坐标空间点表示研究对象,对象差异对应点的度量距离。随着 Zadeh 引入的模糊集,使得模糊集理论提供了一种描述复杂或不太清楚的系统的近似且有效的方法^[16]。进而,模糊集相似性测度也成为模糊集理论的一个重要内容。

定义1 设 $F_0(x)$ 为有限论域 X 上的模糊集 $F(x)$ 的子集,对于任意的两个集 $A, B \in F_0(x)$,存在相似关系 $S(a, b)$,且满足条件:

$$1) 0 \leq S(a, b) \leq 1 \quad (6)$$

$$2) S(a, a) = 1, S(b, b) = 1 \quad (7)$$

$$3) S(a, b) = S(b, a) \quad (8)$$

$$4) \text{当 } a \in b \in c \text{ 时, } S(a, c) < S(a, b) \quad (9)$$

则称 S 为 $F_0(x)$ 有限论域的一个相似度^[17]。

给定 A 和 B 为有限论域 X 上的模糊子集, a 和 b 表示模糊子集的属性值, μ_a 和 μ_b 分别表示其隶属函数,则模糊相似度测量可以表示为如下几种形式^[14,17]:

1) 欧几里得相似度

$$S(A, B) = 1 - \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mu_a - \mu_b)^2} \quad (10)$$

2) Hsieh 相似度

$$S(A, B) = 1 - \frac{1}{1 + \frac{1}{2 \|\mu_a - \mu_b\|^2}} \quad (11)$$

3) Gregson 相似度

$$S(A, B) = \left| \frac{\min(A, B)}{\max(A, B)} \right| = \frac{A \cap B}{A \cup B} \quad (12)$$

由此可见,模糊集合的相似度计算公式很多。由于 Gregson 模型相似度测量的优越性,本文基于此,构建具有不确定性信息特征的模糊相似测量函数,进而改进模糊高维空间映射。

2 不确定性特征的模糊集相似性度量

模糊数是模糊集合在真实域上的取值,可以利用隶属函数 $\mu_F(x): \mathbf{R} \rightarrow [0, 1]$ 进行定义最为广泛使用的模糊数是 L-R 型模糊数。实质上,模糊隶属度函数和模糊模型表示对应于模糊数据或系统的可能性分布^[10]。使用最为广泛的模糊隶属度函数有三角隶属度函数、梯形隶属度函数、高斯隶属度函数和 Sigmoidal 隶属度函数。由于三角隶属度函数的简明和适用性特点,本文以三角隶属函数为基础分析和构建模糊集相似性度量。

定义2 给定三角模糊集 A ,存在 $p(p \geq 1)$ 使得三角模糊数左右边界点分别表示为 $\frac{(1-p)m}{p}$ 和 $\frac{(1+p)m}{p}$,其中 m 为模糊集中值。可得 1 维三角模糊数,如图 1 所示。其隶属度函数可以表示为:

$$\mu(x) = \begin{cases} \frac{p}{m} \left| x - \frac{(p-1)m}{p} \right|, & \frac{(p-1)m}{p} \leq x \leq \frac{(p+1)m}{p} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

其中 $p \geq 1$ 。

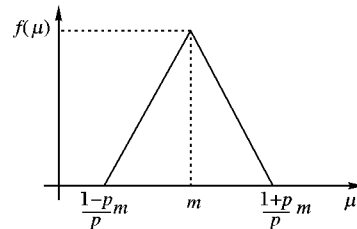


图1 1维三角模糊数

通过式(13)可以看出,利用参数 $p(p \geq 1)$,对于现有的 L-R 型三角模糊数进行了重新定义。参数 p 反映了数据的模糊化程度,也就是不确定性程度。参数 p 取值越小,其模糊数据越大,其不确定性程度越高。

给定对称三角模糊集 A 和 B ,其模糊范围由参数 p 确定,进而基于 Gregson 计算的模糊相似度测量,可以用式(14)表示:

$$S(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_a(x_i) \wedge \mu_b(y_i))}{\sum_{i=1}^n (\mu_a(x_i) \vee \mu_b(y_i))} \quad (14)$$

可知三角模糊集相似程度,决定模糊集相交或离散程度。对于对称三角模糊集 A 和 B 的相似度测量具有如图 2 所示的四种变化趋势。当对称三角模糊集 A 和 B 存其模型存在图中前三种情况时,对应的交点为 $(\frac{2ad}{a+b}, 1 - \frac{b-a}{a+b}p)$, 模糊条件分别为 $(p-1)/(p+1) \leq a/b \leq (p-1)/p$ (情况 1), $(p-1)/p \leq a/b \leq p/(p+1)$ (情况 2) 和 $p/(p+1) \leq a/b \leq 1$ (情况 3), 则其相似性度量公式为:

$$S(A, B) = \frac{((p+1)a + (1-p)b)^2}{2p(a+b)} \cdot \frac{(1-2p-p^2)a^2 + 2(1+p^2)ab + (1+2p-p^2)b^2}{2p(a+b)} = \left(\frac{a+b-(b-a)p}{a+b+(b-a)p} \right)^2 \quad (15)$$

对于模糊条件分别为 $\frac{a}{b} \leq \frac{p-1}{p+1}$ (情况 4), 由于三角模糊集 A 和 B 不存在相交和相并, 所以其相似性度量公式为:

$$S(A, B) = 0 \quad (16)$$

根据上述讨论, 综合给出对称三角模糊集 A 和 B 的相似性度量计算公式为:

$$S(A, B) = \begin{cases} \left(\frac{a+b-(b-a)p}{a+b+(b-a)p} \right)^2, & \frac{p-1}{p+1} < \frac{a}{b} \leq 1 \\ 0, & \frac{a}{b} \leq \frac{p-1}{p+1} \end{cases} \quad (17)$$

根据定义 1, 可以证明公式符合相似性的条件, 所以其相似性度量有效。

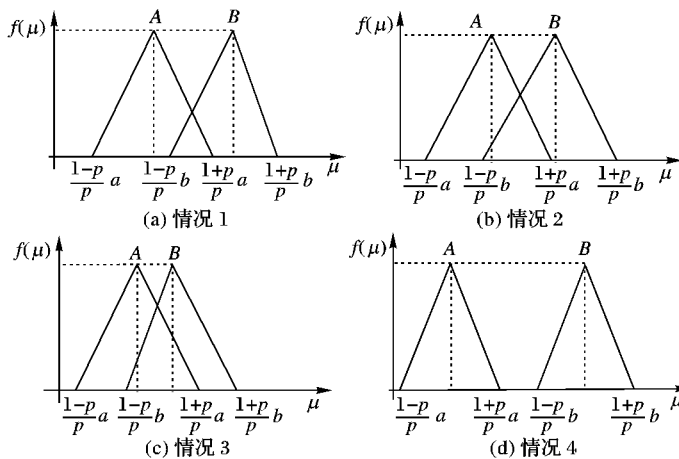


图 2 不同情况下三角模糊集相似度

3 模糊相似内核函数构建

在 SVM 机器学习中, 高维空间映射可以用满足 Mercer 条件的核函数表示, 核函数的计算又可以表现为一种相似测量^[1]。对于具有真实值的核函数, 是计算初始值 x 和映射值 x_i 之间的相似程度。核函数的选取是支持向量机最优超平面或决策函数计算的关键。因此, 本文利用改进模糊集相似性度量来构建适用于处理不确定性信息的模糊相似内核 (Fuzzy

Similarity Kernel, FSK)。

给定两组模糊向量 $\tilde{X}_i = (\tilde{x}_i^1, \tilde{x}_i^2, \dots, \tilde{x}_i^n)$ 和 $\tilde{x} = (\tilde{x}^1, \tilde{x}^2, \dots, \tilde{x}^n)$, \tilde{x}_i^n 和 \tilde{x}^n 为依据 L-R 模糊隶属得到的三角模糊数。因此, 两组模糊向量的相似程度 $S(\tilde{X}_i, \tilde{x})$ 如式 (17)、(18) 和 (19) 所示:

$$S(\tilde{X}_i^j, \tilde{x}^j) = \left(\frac{\tilde{X}_i^j + \tilde{x}^j - (\tilde{x}^j - \tilde{X}_i^j)p}{\tilde{X}_i^j + \tilde{x}^j + (\tilde{x}^j - \tilde{X}_i^j)p} \right)^2; \frac{p-1}{p+1} < \frac{\tilde{X}_i^j}{\tilde{x}^j} \leq 1 \quad (17)$$

$$S(\tilde{X}_i^j, \tilde{x}^j) = \left(\frac{\tilde{X}_i^j + \tilde{x}^j - (\tilde{X}_i^j - \tilde{x}^j)p}{\tilde{X}_i^j + \tilde{x}^j + (\tilde{X}_i^j - \tilde{x}^j)p} \right)^2; \frac{p-1}{p+1} < \frac{\tilde{x}^j}{\tilde{X}_i^j} \leq 1 \quad (18)$$

$$S(\tilde{X}_i^j, \tilde{x}^j) = 0; \frac{\tilde{X}_i^j}{\tilde{x}^j} \leq \frac{p-1}{p+1} \text{ 或 } \frac{\tilde{x}^j}{\tilde{X}_i^j} \leq \frac{p-1}{p+1} \quad (19)$$

从上面三个公式可以得知, $0 \leq S(\tilde{X}_i, \tilde{x}) \leq 1$, 进而得 $0 \leq S(\tilde{X}_i, \tilde{x}) \leq 1$ 。同时, $S(\tilde{X}_i, \tilde{x})$ 和 $S(\tilde{X}_i^j, \tilde{x}^j)$ 为对称形式: $S(\tilde{X}_i^j, \tilde{X}_i^j) = 1, S(\tilde{x}^j, \tilde{x}^j) = 1$ 。

内核函数为高维空间映射内积所构成, 核函数的形式可以被认为对于初始值 x 和映射值 x_i 之间的相似度测量。所以, 可以利用上述的模糊相似测量得到的 FSK 形式如式 (20) 所示:

$$K(x_i, x) = S(\tilde{X}_i, \tilde{x}) = \left(\frac{x_i + x - (x - x_i)p}{x_i + x + (x - x_i)p} \right)^2 \quad (20)$$

根据统计学习原理, 只有满足 Mercer 条件, 高维空间映射内积才可以用核函数表示。为了证明本文所构建的 FSK, 依据正定核 (Positive Definite, PD) 的定义^[18], 所构建的内核满足如下性质:

$$\iint K(x_i, x) f(x_i) f(x) dx_i dx \geq 0 \quad (21)$$

所以, 该内核函数为满足 Mercer 条件的有效内核, 可以用于 FSVM 计算。通过求解 FSVM 算法, 最终可以得到不同研究问题的最优决策。

4 算法验证

为验证本文提出的具有 FSK 的 FSVM 算法对于不确定性信息处理的有效性, 利用旋转超声加工中 MRR 建模进行分析。研究数据来源于之前研究^[19-21], 由于影响 MRR 的因素较多, 本文根据相关研究, 选取五个重要因素进行研究, 其分别为: 静力 (N)、超声波振幅 (mm)、工具旋转速度 (rpm)、磨料粒度 (mm)、磨料厚度 (mm)。这五个因素为输入变量, 其取值范围如表 1 所示。这五个变量作为输入变量, 输出变量为 MRR。由于 FSVM 算法需要训练集和测试集数据, 随机选择 2/3 的数据作为训练数据, 剩余的 1/3 作为测试数据。

表 1 输入变量取值范围

变量	最小值	最大值
静力/N	100	350
超声波振幅/mm	0.02	0.04
工具旋转速度/rpm	1000	3000
磨料粒度/mm	0.1	0.3
磨料厚度/mm	300	900

为了对模型运算效果进行分析, 选取均方误差 (Mean

Square Error, MSE)、平均绝对误差 (Mean Absolute Percentage Error, MAP) 和平均百分比误差 (Average Percentage Error, APE) 指标进行评价和分析,其表达式如下所示:

$$MAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \quad (22)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (23)$$

$$APE = \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l \left(\frac{|y_i - \hat{y}_i|}{|y_i|} \right) \quad (24)$$

其中: \hat{y}_i 为算法预测值, y_i 为模型实际值, n 为样本维数。

模糊 Sigmoid 核函数 (Fuzzy Sigmoid Kernel, FNSK) 是有效的模糊集分析核函数,利用该核函数对比分析本文算法的优越性。研究利用 Matlab 语言实现对基于 FSK 和 FNSK 的 FSVM 算法编程。初始参数选取对 FSVM 运算至关重要,表 2 和表 3 显示了模型参数设置和模型运算结果(其中训练样本数为 320,测试样本数为 150)。

表 2 基于 FSK 的 FSVM 运算结果

模型参数 (C, ε)	内核参数 (P)	MSE	MAP	训练集 APE	测试集 APE
(100,1)	1	0.04790	0.1069	0.0613	0.0630
(1000,2)	1	0.10150	0.1248	0.0652	0.0704
(10,2)	1	0.04319	0.1485	0.0731	0.0827
(100,2)	1	0.12580	0.1325	0.0869	0.0901

表 3 基于 FNSK 的 FSVM 运算结果

模型参数 (C, ε)	内核参数 (α, γ)	MSE	MAP	训练集 APE	测试集 APE
(100,1)	(3,1/320)	0.1079	0.0814	0.0754	0.0795
(1000,2)	(2,1/320)	0.1042	0.0773	0.0181	0.0903
(10,2)	(1,1/320)	0.1130	0.1202	0.0804	0.0931
(100,2)	(0,1/320)	0.1216	0.1345	0.0815	0.1503

文献[20]使用高斯核函数(RBF)用模糊自适应网络(Support Vector Fuzzy Adaptive Network, SVFAN)对相同的数据集进行了研究分析。借助前期研究成果,进一步验证本文算法的有效性。由于前期研究并没有衡量指标 MAP,利用相同 Matlab 运算过程,得到研究结果如表 4 所示(其中训练样本数为 320,测试样本数为 150)。

表 4 基于 RBF 的 SVFAN 运算结果

模型参数 (C, ε)	内核参数 (σ)	MSE	MAP	训练集 APE	测试集 APE
(100,1)	1	0.1015	0.2034	0.0650	0.0775
(100,2)	1	0.1258	0.1579	0.0738	0.0801
(1000,2)	0.5	0.1486	0.1612	0.0834	0.0921
(10,2)	1	0.1920	0.1765	0.0910	0.1006

通过表 2~4 可以看出,基于 3 个指标对于不同内核函数的 FSVM 算法运算,本文提出的基于 FSK 的 FSVM 其模型运算误差最小。结果表明,利用模糊相似性内核的 FSVM 算法对具有不确定性信息的 MRR 建模更为合理,计算学习更优。

一般来说,模糊规则数量对应于模型复杂程度。本文所提出的基于 FSK 的 FSVM 算法优势之一,是其模糊规则数目等同于支持向量数目。较少的模糊规则,可以降低模型复杂度,缩短模型计算时间,得到更高运算效率。表 5 对比分析了

上述 3 种 FSVM 算法计算中的模糊规则数量和模型拟合收敛次数的变化趋势。

表 5 不同 FSVM 算法模糊规则和拟合收敛对比结果

算法	模糊 规则数	收敛 次数	MAP	MSE	训练集 APE	测试集 APE
FSK	19	32	0.0479	0.1069	0.0613	0.0630
FNSK	30	65	0.3108	0.1990	0.0868	0.1116
SVFAN	27	110	0.2481	0.1015	0.0650	0.0775

从表 5 可以看出,基于 FSK 的 FSVM 其所需模糊规则数较少,降低了模型构建的复杂性,进而使得算法学习过程缩减,减少了运算时间和成本。进一步讨论模型收敛性的行为,将其收敛过程反映在图 3~4 中。从图中可以看出,基于 FSK 的 FSVM 其模型收敛过程更为迅速,是其他算法运算速度的 2 或 3 倍。这也可以证明本文提出的基于 FSK 的 FSVM 算法对于不确定性数据处理和运算更有效、更快速。

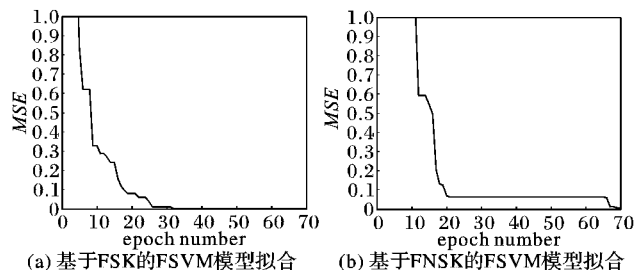


图 3 不同方法的 FSVM 模型拟合

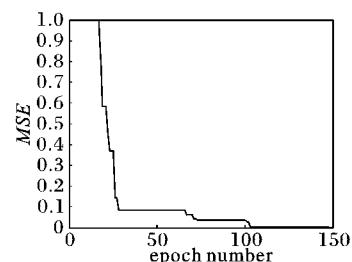


图 4 基于 RBF 的 SVFAN 模型拟合

5 结语

本文针对不确定性信息对于传统 FSVM 算法的影响,提出了一种基于模糊相似内核的 FSVM 方法。首先,基于相似度计算模糊集的相似关系;然后利用高维空间映射理论构建满足 Mercer 条件的 FSK。其从不确定性信息本质出发,可以有效地降低不确定性信息对于 FSVM 算法的影响。最后,利用基于 FSK 的 FSVM 方法对旋转超声加工中 MRR 不确定性信息建模,并对比 FNSK 和 SVFAN 算法。分析表明,本文提出的面向不确定性信息映射改进的 FSVM 方法可以获得较好的模型识别结果和运算能力。

由于该方法从不确定性信息本质出发,借助模糊集和相似测量理论,构建了适合 FSVM 需求的 FSK,克服了传统对于不确定信息处理效率低下的缺点,从而提高了不确定性信息处理的能力,有效减少算法运算时间和运算成本。

参考文献:

- [1] VAPNIK V, LEVIN E, LECUN Y. Measuring the Vc-dimension of a learning machine [J]. Neural Computation, 1994, 6(5): 851 - 876.
- [2] LIN C-J, CHEN C-H. A self-constructing compensatory neural fuzzy

- system and its applications[J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2005, 42(3/4): 339–351.
- [3] LIN C-J, HO W-H. An asymmetry-similarity-measure-based neural fuzzy inference system [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2005, 152(3): 535–551.
- [4] LIN C-F, WANG S-D. Fuzzy support vector machines [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2002, 13(2): 464–471.
- [5] ZHANG X. Introduction to statistical learning theory and support vector machines[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2000, 26(1): 32–42. (张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报, 2000, 26(1): 32–42.)
- [6] XIONG H, SWAMY M N S, AHAMAD M O. Optimizing the kernel in the empirical feature space[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2005, 16(2): 460–474.
- [7] SCHOELKOPF B, MIKA S, BURGESS C, *et al.* Input space versus feature space in kernel based methods[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(5): 1000–1017.
- [8] YANG Z. Research on support vector machine classification method for imbalanced datasets[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2009. (杨智明. 面向不平衡数据的支持向量机分类方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009.)
- [9] LI J, DENG G, LI H, *et al.* The relationship between similarity measure and entropy of intuitionistic fuzzy sets[J]. *Information Sciences*, 2012, 188: 314–321.
- [10] LE C H. A relevance-based learning model of fuzzy similarity measures[J]. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2012, 20(1): 57–68.
- [11] HWANG C-M, YANG M-S, HUNG W-L, *et al.* A similarity measure of intuitionistic fuzzy sets based on the Sugeno integral with its application to pattern recognition[J]. *Information Sciences*, 2012, 189: 93–109.
- [12] YOU M-Y, MENG G. A generalized similarity measure for similarity-based residual life prediction[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part E – Journal of Process Mechanical Engineering*, 2011, 225(3): 151–160.
- [13] VALENZUELA O, PASADAS M. A new approach to estimate the interpolation error of fuzzy data using similarity measures of fuzzy numbers[J]. *Computers and Mathematics with Applications*, 2011, 61(6): 1633–1645.
- [14] LEE S-H, PARK W-J, JUNG D-Y. Similarity measure design and similarity computation for discrete fuzzy data[J]. *Journal of Central South University of Technology*, 2011, 18(5): 1602–1608.
- [15] PURI M, RALESCU D. Differentials of fuzzy functions[J]. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 1983, 91(2): 552–558.
- [16] ZADEH L. Fuzzy sets[J]. *Information and Control*, 1965, 8(3): 338–353.
- [17] BEG I, ASHRAF S. Similarity measures for fuzzy sets[J]. *Applied and Computational Mathematics*, 2009, 8(2): 192–202.
- [18] VERT J P, TSUDA K, SCHOELKOPF B. Kernel methods in computational biology[M]. Cambridge: The MIT Press, 2004.
- [19] SHEN J D, PEI Z J, LEE E S. Support vector adaptive network in the modeling of material removal rate in rotary ultrasonic machining [J]. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 2008, 130(4): 041005.
- [20] HU P, ZHANG J M, PEI Z J, *et al.* Modeling of material removal rate in rotary ultrasonic machining: designed experiments[J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2002, 129(1/2/3): 339–344.
- [21] PEI Z J, PRBHAKAE D, FERREIRA P M, *et al.* A mechanistic approach to the prediction of material removal rates in rotary ultrasonic machining [J]. *Manufacturing Science and Engineering*, 1993, 64(2): 167–172.

(上接第2035页)

- [6] GERONIMO D, LOPEZ A M, SAPP A D, *et al.* Survey of pedestrian detection for advanced driver assistance systems[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(7): 1239–1258.
- [7] VIOLA P, JONES M J, SNOW D. Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2005, 63(2): 153–161.
- [8] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]// CVPR 2005: Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2005, 1: 886–893.
- [9] ZHU Q, YE H M-C, CHENG K-T, *et al.* Fast human detection using a cascade of histograms of oriented gradients [C]// CVPR 2006: Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2006, 2: 1491–1498.
- [10] LIN Z, HUA G, DAVIS L S. Multiple instance feature for robust part-based object detection[C]// CVPR 2009: Proceedings of the 2009 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2009: 405–412.
- [11] WANG X, HAN T X, YAN S. An HOG-LBP human detector with partial occlusion handling[C]// ICCV 2009: Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE, 2009: 32–39.
- [12] WU B, NEVATIA R. Detection and segmentation of multiple, partially occluded objects by grouping, merging, assigning part detection responses[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2009, 82(2): 185–204.
- [13] DOLLÁR P, TU Z, PERONA P, *et al.* Integral channel features [C]// BMVC 2009: Proceedings of British Machine Vision Conference. London: BMVA Press, 2009: 1–11.
- [14] WU J, GEYER C, REHE J M. Real-time human detection using contour cues [C]// ICRA 2011: Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Piscataway: IEEE, 2011: 860–867.
- [15] WALK S, MAJER N, SCHINDLER K, *et al.* New features and insights for pedestrian detection [C]// CVPR 2010: Proceedings of the 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2010: 1030–1037.
- [16] ZENG B, WANG G, LIN X. Color self-similarity feature based real-time pedestrian detection [J]. *Tsinghua Science and Technology: Science and Technology*, 2012, 52(4): 571–574. (曾波波, 王贵锦, 林行刚. 基于颜色自相似度特征的实时行人检测[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2012, 52(4): 571–574.)
- [17] VIOLA P, JONES M J. Robust real-time face detection[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 57(2): 137–154.