

Research on Concrete Micro Structure Analysis Based on Intelligent Vision

Shengzi Zheng, Xiangxu Li

College of Mechanical Engineering, Tianjin University of Science & Technology, Tianjin
Email: shengzi_zheng@tust.edu.cn, xiangxu_li@mail.tust.cn

Received: May 12th, 2013; revised: Jun. 4th, 2013; accepted: Jun. 17th, 2013

Copyright © 2013 Shengzi Zheng, Xiangxu Li. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Abstract: The quality of concrete plays an important role in assessing the safety and reliability issues of buildings, bridges and roads. At present, quality tests mainly depend on manual labor, through a micro telescope vision to check crossover of concrete sample. It is time-consuming and the test results have low reliability. This paper proposes a new intelligent vision based on analyzing method by implementing fuzzy logic. Base on support vector learning, the fuzzy rules are constructed automatically simulating a human learning and classifying process. This approach improves the productivity, reliability, and degree of automation. Compared with traditional method, this way proves its effectiveness through experimental verification.

Keywords: Intelligent Vision; Concrete; Fuzzy Classification

基于智能视觉的混凝土微结构质量检测方法研究

郑圣子, 李相旭

天津科技大学机械工程学院, 天津
Email: shengzi_zheng@tust.edu.cn, xiangxu_li@mail.tust.cn

收稿日期: 2013年5月12日; 修回日期: 2013年6月4日; 录用日期: 2013年6月17日

摘要: 混凝土质量对建筑物, 桥梁, 公路等设施的安全性, 可靠性影响很大。目前的质量检测主要是人工的方法, 通过显微镜观察混凝土切面的成分组成和分布, 费时费力, 检测质量很难保证。本文提出一种新颖的基于模糊规则混凝土质量智能视觉识别技术, 通过支持向量机自动学习模糊规则, 模仿人类的智能视觉识别过程, 提高质量检测的自动化, 可靠性和效率。实验证明, 该方法相对于传统的方法来说, 是有效的。

关键词: 智能视觉; 混凝土; 模糊分类

1. 引言

在国内, 由于建设和质量低下造成的事故屡见不鲜。人们也经常发现刚修好的公路和桥梁, 没多久, 路面就凹凸不平了。因此, 为保证安全性和强度要求, 对于用来建造公路、建筑物、桥梁和其它结构的混凝土进行质量分析是必须的。混凝土的微观质量分析主要包括决定混凝土形成的气泡的数量, 尺寸,

分布等特点。最通用的是 C457-98 标准^[1]: “硬化混凝土中气泡参数的微观测量”, 是由美国标准与材料检测协会公布的。

当前情况下, 在国际上这样的检测过程主要靠人工完成, 检测过程非常乏味, 且费时费力、效率低^[2]。一般来说, 完成一个样品的检测就需要 8 到 12 个小时的时间。此外, 由于检测过程完全依赖于人的主观

感觉，因此整个分析过程可能会缺乏高精度，可重复性较低。例如：材料中浅灰色的石子与砂子在颜色上非常像水泥浆，容易出现分类错误。同样的道理，沙石中的晶体与气泡非常相似。并且，进行人工的混凝土微观质量检测时，需要大量的先验知识和经验作为储备，而掌握这些知识和经验的专家相对来说比较少，因此很难满足工程质量检测和培训学员的需要。然而，随着智能视觉技术的不断发展，其广泛的应用已经深入到各个领域之中^[3-5]。

基于以上几个方面的原因，本文介绍一种智能的新颖的混凝土质量检测方法，利用模糊原理和已有的学习样本，通过支持向量机学习模糊规则，实现自动化的高效的混凝土质量检测^[6]。

2. 混凝土成分识别

2.1. 系统的组成

该检测系统由照明系统，显微图像采集系统和二自由度机器人平台组成。照明系统是采用自制 LED 环形光源。图像采集采用数码 CCD。放置样品的二自由度平台由步进电机和滚珠丝杠实现高精度的微米级定位控制。系统实现的功能如图 1 所示：

图 2 显示的是一个实际的混凝土样品的放大拍摄实例。可以看到图中的圆圆的气泡，大的石子，小的砂粒，和填充在中间的水泥等。

2.2. 混凝土成分特征模型

要进行混凝土成分识别，首先建立区分各混凝土成分的特征模型。图 3 是我们建立的混凝土成分的特征模型图，其中特征成分的几何面积 S 为封闭闭合曲线所围成的封闭曲线里面的像素点数^[4]。设它的外包络矩

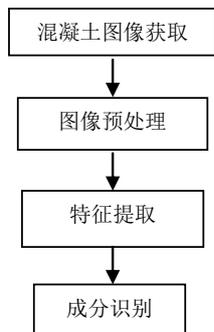


Figure 1. Schema of concrete analyze
图 1. 混凝土成分检测流程图

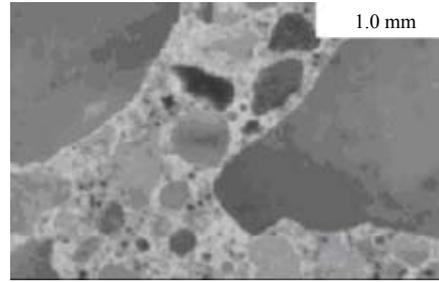


Figure 2. Sample of concrete image
图 2. 混凝土图像实例

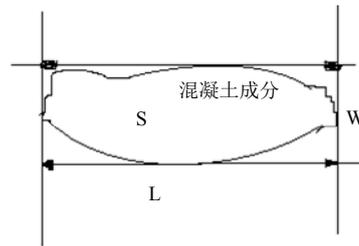


Figure 3. Geometrical feature of object
图 3. 混凝土成分几何特征提取

形面积 $S_1 = L \times W$ ，周长为 L_1 。特征成分中每一个像素的灰度值计为 h_i 。

根据各成分的几何特征，我们取以下五个参数作为模式样本的几何特征：

- 1) 面积：用于描述图像区域大小，几何面积 S 为封闭闭合曲线所围成的封闭曲线里面的像素点数。
- 2) 矩形度： $z = S/S_1$ ，用于描述图像形状与矩形的偏离程度，当图像形状为矩形时， z 取最大值为 1。
- 3) 伸长度： $y = L/W$ ，图形区域约成细长型， y 越大。当图形区域为圆形时， $y = 1$ 。
- 4) 圆度： $c = 4\pi S/L_1^2$ ，用于描述图像形状与圆形的偏离程度，在相同面积的条件下，图形区域边缘光滑且为圆形，则周长最短，其圆度为 1。图像形状越偏离圆形，则 C 值越小。
- 5) 凸凹度： $TA = \max(\text{lianma})/L_1$ ，用于描述图像边缘的光滑程度。将边缘用连码的形式表示出来，用连码同一方向像素最多的值与边界的周长相比， TA 越大，边界越光滑。

另外，除了它们的几何特征外，我们还得到混凝土成分的另外一个特征，它们的平均灰度信息作为另外一个特征。

- 6) 明暗度： $H = \frac{\sum_{i=1}^S h_i}{S}$ 描述成分的平均灰度信息。

2.3. 混凝土成分的识别

在得到以上 6 个特征后, 用这些特征构成六维特征向量作为分类器的输入, 就可以对混凝土的各个成分进行识别, 本论文采用模糊推理系统进行分类器设计。

2.3.1. 模糊推理系统

模糊推理是一种用精确处理不精确不完全信息的方法, 由于它能有效的利用语言等模糊信息, 因此在人工智能领域^[7]得到了广泛的应用, 取得了较好的理论和应用成果。

考虑 j 条模糊逻辑规则的模糊推理模型:

$$\text{IF } A_1^j \text{ AND } A_2^j \cdots \text{AND } A_n^j \text{ THEN } Nb_j.$$

这里 A_j^k 是具有隶属度函数 $a_j^k: R \rightarrow [0,1]$; $j = 1 \cdots m$; $k = 1 \cdots n$; $b_j \in R$ 的模糊集。根据 Takagi-Sugeno (TS) 模糊模型, 每一条模糊规则 j 就是一个模糊推断: $A_1^j \times A_2^j \times \cdots \times A_n^j \rightarrow b_j$ 。因此, 对于输入 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \cdots, x_n]$, 模糊推理函数可以表示为:

$$f(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{j=1}^m b_j \cdot \prod_{k=1}^n a_j^k(x_k)}{\sum_{j=1}^m \prod_{k=1}^n a_j^k(x_k)} \quad (1)$$

其中 $f: R^n \rightarrow R$, m 是模糊规则数。对于二值模糊分类问题, 它的公式是:

$$\bar{f}(\mathbf{x}) = \text{sign}(f(\mathbf{x})) \quad (2)$$

当 $\bar{f}(\mathbf{x}) > 0$ 是一类, 当 $\bar{f}(\mathbf{x}) < 0$ 属于另一类。由于公式(1)中的分母项大于零, 故公式(2)可表示为:

$$\bar{f}(\mathbf{x}) = \text{sign}\left(\sum_{j=1}^m b_j \cdot \prod_{k=1}^n a_j^k(x_k)\right) \quad (3)$$

因此模糊推理函数可以表示为模糊基函数的线性组合。引入最常见的高斯模糊隶属度函数如下图 4:

在图中, 位于中心的 x_k 是标准的参考高斯隶属度函数可表述为:

$$a^k(x_k) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_k - z_k}{\sigma_k}\right)^2\right) \quad (4)$$

每条模糊规则下的 x_k 隶属度函数表示为:

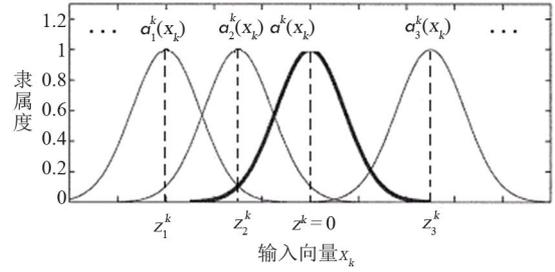


Figure 4. Gaussian membership function of x_k
图 4. x_k 的高斯隶属度函数

$$a_j^k(x_k) = a^k(x_k - z_j^k) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_k - z_j^k}{\sigma_k}\right)^2\right) \quad (5)$$

因此公式(3)可表示为:

$$\bar{f}(\mathbf{x}) = \text{sign}\left(\sum_{j=1}^m b_j \cdot K(\mathbf{x}, z_j)\right) \quad (6)$$

其中:

$$K(\mathbf{x}, z_j) = \prod_{k=1}^n a^k(x_k - z_j^k) = \prod_{k=1}^n \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x_k - z_j^k}{\sigma_k}\right)^2\right) \quad (7)$$

从模糊基函数的推导可以看出, 一条模糊基函数对应一条模糊规则, 如何建立完备的模糊规则库是模糊推理的关键, 对于混凝土的成分识别, 输入是六维的空间, 人工确定模糊规则库非常困难, 费时费力, 且在样本较少时, 精度非常难以保证, 因此, 本文利用支持向量机的方法进行模糊规则库的自学习建立, 提高整个模糊识别过程的精度和速度。

2.3.2. 支持向量机简介

支持向量机分类^[8]的基本思想是通过一个非线性映射 Φ , 将输入样本 \mathbf{x} 映射到高维特征空间 H , 并在这个空间进行线性分类:

$$f(\mathbf{x}) = w \cdot \Phi(\mathbf{x}) + b \quad (8)$$

其中, b 是实数, 表示阈值, $\mathbf{x} \in R^n$, $w \in H$ 。这里, 输入样本空间为 $(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)$, 其中, $i = 1, 2, \cdots, l$, $\mathbf{x}_i \in R^n$, $\mathbf{y}_i \in [-1, +1]$, 这样在高维空间的线性分类便对应于低维输入空间的非线性分类。由于线性分类是在高维特征空间进行, 运算量迅速增加, 支持向量机引入核函数:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \Phi(\mathbf{x}_i)\Phi(\mathbf{x}_j)$$

避免了数据由低维到高维映射的直接计算。

支持向量机所求的的函数 $f(\mathbf{x})$ 使下面的性能指标最小:

$$\min : \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^l |y_i - f(\mathbf{x}_i)|_e \quad (9)$$

利用拉格朗日方法解决公式(9), 得到:

$$f(\mathbf{x}) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \right) \quad (10)$$

当采用高斯核函数时, 公式(10)可表示为:

$$f(\mathbf{x}) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) \right) \quad (11)$$

当 $\alpha_i \neq 0$ 时, 对应的输入向量为支持向量。

比较基于二值分类的模糊函数模型(公式(6))和基于支持向量机的二值分类函数(公式(11)), 可以看出, 如果它们的核函数相同, 那么它们的表达方式就完全一样了, 而基于二值分类的模糊函数模型中, 核函数(公式(7))决定了它的模糊规则库。因此, 我们可以利用支持向量机的优化运算, 自动选择重要的输入变量作为模糊规则库的输入, 从而利用支持向量机自动建立模糊推理所需要的模糊规则。

2.3.3. 基于支持向量机的模糊推理机制

公式(6)表明了基于二值分类的模糊分类可以看作是通过一个非线性映射 Φ , 将输入样本 \mathbf{x} 映射到高维特征空间 H , 并在这个空间进行线性分类。因此, 最基本的问题是给定训练样本:

$$\{(\Phi(\mathbf{x}_1), y_1), (\Phi(\mathbf{x}_2), y_2), \dots, (\Phi(\mathbf{x}_l), y_l)\} \\ \subset H \times \{-1, +1\}$$

如何找到具有很好泛化能力的超平面, 如何通过这个超平面提取模糊规则。我们利用支持向量机的泛化学习能力, 能够很方便的实现模糊规则的提取, 具体实现过程如下:

输入:

高斯隶属度标准基函数:

$$a^k(x_k) = \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{x_k}{\sigma_k} \right)^2 \right)$$

其中 $k = 1, 2, \dots, n$, $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 。

一组训练样本:

$$\{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_l, y_l)\}$$

输出:

模糊规则库, 由下列参数决定: 模糊规则的数目 m , 模糊隶属度函数的定位参数 z_j , ($j = 1, 2 \dots m$), 和第 j 条模糊推理的结果 b_j , ($j = 1, 2 \dots m$)。

步骤:

1) 根据公式(7)构建核函数 K 。

2) 取一半样本构造支持向量机, 得到公式(11)形式的计算公式。另一半数据用于验证。

①给定 c 值取一正数, 解优化问题(公式(9)), 得到拉格朗日算子 α 。

②对所有数据用解得的支持向量机进行验证。取不同的 c 值, 重复步骤(1)和(2),

③取获得最优验证结果时拉格朗日算子 α , 构建公式(11)。

3) 从公式(11)构建的超平面中提取模糊规则:

```

j ← 1, b ← 0,
FOR   i = 1   TO   l
IF     αi > 0
      zj ← xi
      bj ← yiαi
      j ← j + 1
END   IF
END   FOR
m ← j - 1
    
```

3. 混凝土成分识别实验

首先从一段水泥路面上获取一块 $100 \times 100 \times 20$ mm 的混凝土样块, 对样块表面做处理后, 放置在高精度光学显微镜上对表面成像, 并通过计算机图像卡采集, 成像尺寸 640×480 。成像是 24 位 RGB 彩色图像, 图像中一个光学成像实际的放大倍数是 100。成像后, 对样块剥去一层后, 抛光后, 继续成像, 直到获得足够的样本为止。

3.1. 图像预处理

首先对采集得到的图像进行去噪, 图像分割, 提

取混凝土图像里面的不同成分的独立图像。图 5 所示的是从混凝土图像中提取其中成分之一：气泡图像的分割实例。

在专业人员的指导下,分别提取 200 个气泡图像, 200 个石子图像, 200 个沙粒图像作为样本, 对每个样本图像, 分别按照本论文第二节计算它的六个特征值, 作为每个输入样本 x 的六维特征输入向量, 从而得到 600 个训练样本。同时分割出 100 个样本的图像, 用来进行实验验证。

3.2. 混凝土成分识别实验

对于混凝土的气泡, 石子, 沙粒, 水泥等多成分识别, 可以是多个二值分类系统组合而成。例如, 对气泡识别, 可看成是气泡同非气泡的分类, 其它成分的识别同样的道理。下面仅以气泡识别为例说明, 其它成分识别类似。优化后 $c = 120, \varepsilon = 0.02$, 利用支持向量机分类算法学习获得 52 条模糊规则。同时利用传统人工方法构建 64 条模糊规则, 并将传统的模糊分类方法与基于支持向量机学习的模糊分类方法利用 100 个样本图像进行了实验验证和对比: (表 1)。

从表中可以看出, 基于支持向量机的模糊分类比起传统的模糊分类精度有所提高, 但模糊规则的数目却大大减少了, 这也证明了模糊规则通过支持向量机学习可以自动建立起来, 并达到最优化效果。

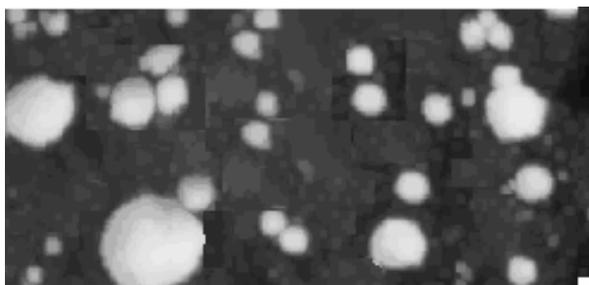


Figure 5. Air void image after classification
图 5. 分割后气泡图像

Table 1. Comparison of two kinds of classification method
表 1. 两种分类方法的对比

分类算法	规则数目	分类精度
模糊分类	64	89%
支持向量机模糊分类	52	91%

4. 结论与讨论

本文针对混凝土质量检测的实际问题, 提出了一种基于智能视觉的混凝土微结构质量检测方法, 该方法是通过支持向量机的模糊推理进行混凝土成分分析的。本文推出, 模糊逻辑系统实际是一种特殊的支持向量机。通过支持向量机的自学习, 构建模糊规则库, 解决了传统模糊推理系统在高维输入空间下, 模糊规则库难以准确确定, 模糊函数泛化能力差的难题。实验结果证明, 与繁琐的人工确定模糊规则库的情况下的模糊识别相比, 基于支持向量机学习的混凝土的成分识别精度确有所提高。

参考文献 (References)

- [1] R. Pleau, M. Pigeon. Precision statement for ASTM C 457 practice for microscopical determination of air-void content and other parameters of the air-void system in hardened concrete. *Cement, Concrete, and Aggregates*, 1992, 14: 118-126.
- [2] 杨鲁. 新拌混凝土和硬化混凝土气泡参数研究[D]. 重庆大学, 2012.
- [3] 周博文. 保健酒智能视觉检测机器人技术研究[D]. 湖南大学, 2012.
- [4] 马灿. PCB 缺陷智能视觉检测系统研究与设计[D]. 湖南大学, 2012.
- [5] 夏天煜. 在线智能视觉检测系统在小包装食盐装箱中的应用[J]. *北京工商大学学报(自然科学版)*, 2011, (5): 61-64.
- [6] Y. Chen, J. Z. Wang. Support vector learning for fuzzy rule based classification system. *IEEE Transaction on Fuzzy Systems*, 2003, 11(6): 716-728.
- [7] 李洪兴. 模糊控制的差值机理[J]. *中国科学*, 1998, 28(3): 259-264.
- [8] 张莉, 周伟达, 焦李成. 尺度核函数支持向量机[J]. *电子学报*, 2002, 30(4): 527-529.