

基于图像的血型卡灌装质量在线检测系统

陈曦, 柴晨晨, 胡亚乔, 刘凯龙, 张旭
(河北工业大学, 天津 300130)

摘要: **目的** 测量灌装后血型卡的固液高度, 同时检测所灌液体中是否存在气泡。**方法** 将摄像机捕获的血型卡图像经旋转矫正、初步裁剪、定位分割后, 得到 6 个独立的微柱管, 利用 Sobel 水平边缘检测方法分别提取出固液混合相和液相的水平边缘位置, 进而计算相应高度, 同时提出基于 SVM 的气泡检测方法, 提取气泡的 HOG 特征, 选择 RBF 核函数来训练检测模型, 并建立分类模型, 通过交叉验证的方法获得模型最佳参数。**结果** 与手工测量结果进行对比, 固液混合相高度误差不超过 ± 0.1 mm, 液相高度测量误差不超过 ± 0.2 mm, 气泡检测正确率高于 97%, 在效率上可满足实时检测的需要, 高度测量和气泡检测的时间总和小于 1.5 s, 满足实时性要求。**结论** 所设计的检测系统可以有效解决血型卡灌装质量的在线检测问题。

关键词: 血型卡; 图像处理; Sobel 边缘检测; SVM; HOG 特征; 交叉验证

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)03-0157-05

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.03.030

Online Detection System for Blood Card Filling Quality Based on Image

CHEN Xi, CHAI Chen-chen, HU Ya-qiao, LIU Kai-long, ZHANG Xu
(Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China)

ABSTRACT: The work aims to measure the solid-liquid height of blood card after filling and check whether bubbles exist in the liquid filled. Six independent micro pipes were obtained by rotation correction, initial cutting and positioning segmentation of blood card images captured by cameras. The horizontal edge position between solid-liquid mixed phase and liquid phase was extracted in the method of Sobel horizontal edge detection. Then, the corresponding height was calculated. Meanwhile, the way of detecting bubbles based on SVM was put forward. The HOG characteristics of the bubble were extracted, and the RBF kernel function was selected to train the detection model and establish the classification model. The best model parameters were obtained by the way of cross validation. Compared with manual measurement results, the error of solid-liquid mixed phase height was less than ± 0.1 mm, the error of liquid phase height was less than ± 0.2 mm, and the detection accuracy of bubbles was more than 97%. The need for real-time detection could be met in efficiency. The total time of height measurement and bubble detection was lower than 1.5 s, which met the real-time requirements. The detection system designed can solve online detection problems of blood card filling quality effectively.

KEY WORDS: blood card; image processing; Sobel edge detection; SVM; HOG characteristics; cross validation

血型检测卡是目前国际上比较先进的血型检测方式, 文中所涉及的血型卡其形状为卡片式, 卡为六柱型, 其生成过程包括灌液(抗原试剂)、灌粉(玻璃微珠)和封膜 3 个工序, 灌装后每个微柱管包括固液混合相(包含液和粉)和液相(只包含液)两部分, 其中固液混合相液面表现为一条横贯微柱管的近水

平的线, 液相液面表现为一条横贯微柱管的弧线。生产完成后需要判定其灌装质量, 质量合格的产品才能正常使用, 灌装合格的标准为: 每个微柱管固液混合相的高度为 8~10 mm; 液相要高于固液混合相 1 mm 以上; 灌装后液中不出现气泡。目前国内针对血型卡灌装质量的检测一般通过手工测量灌装高度和人眼

收稿日期: 2017-07-31

基金项目: 天津市科技计划(14ZCDZSY00032)

作者简介: 陈曦(1963—), 男, 博士, 河北工业大学教授, 主要研究方向为控制理论与工程、智能检测及自动化设备。

观察有无气泡的方式,不仅容易受到人为因素的影响,而且耗费人力。

这里根据灌装质量合格的判断标准,提出基于图像的血型卡灌装质量检测系统,该系统通过对计算机捕获的灌装后血型卡图像进行处理,实现4个检测要求,即测量固液混合相液面高度,测量液相液面最低点高度,判断液中是否存在气泡,以及满足实时检测的需要,对单张血型卡的检测工作耗时应小于1.5 s。

1 系统的构成

该检测系统的基本思想是通过计算机对获取的图像进行处理,从而实现对灌装质量的检测,因此图像处理技术是检测系统的关键部分。该系统相机型号为CGU2-500C,背光板型号为CCS TH-100X100SW,拍摄大小为2952×1994的灰度图像,计算机处理器为Intel(R) Core(TM) i7-6700HQ,主频为2.6 GHz。通过工业相机捕获图像,为了对血型卡进行清晰拍摄,光源是重要因素,通过比较正面光、背面光和侧面光的效果,背面光的光照效果更均匀,因此选择背光板作为光源。该检测系统包括硬件部分和软件部分,系统结构见图1。

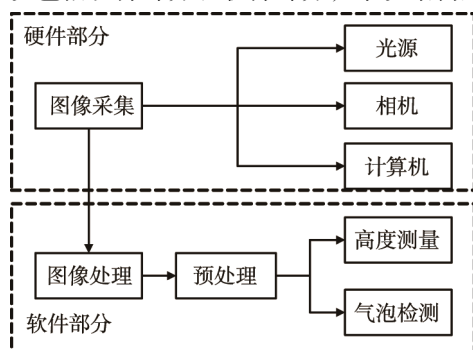


图1 系统结构

Fig.1 The system structure

2 图像预处理

该图像预处理主要包括以下2个步骤,其流程见图2。



图3 预处理过程

Fig.3 Preprocessing process

1) 采集到的图像可能会存在 $\pm 6^\circ$ 的小角度倾斜,见图3a。直线拟合的基本思想是通过无限多个离散点找到一条直线,且拟合该直线的所有点到这条直线的距离总和最小。通过直线拟合的方法判断图像是否倾斜,直线倾斜角度在 $\pm 0.5^\circ$ 的范围内不需要旋转,否则需要根据拟合直线倾斜角度进行旋转矫正,式(1)为拟合直线公式,血型卡上边界拟合后的直线见图3a中的黑色直线,该直线与水平轴之间的角度即为血型卡的倾斜角度,旋转后的图像见图3b。

$$\rho(r) = A^2 \left(\frac{r}{A} - \lg \left(1 + \frac{r}{A} \right) \right) \quad (1)$$

式中: r 为点 (x, y) 到直线的距离; $\rho(r)$ 为距离函数; $A=1.3998$ 。

2) 旋转后的图像经过二值化后,背景色为白色,目标区域即血型卡。对二值化后的图像进行水平方向上的灰度积分投影确定裁剪的上下边界,积分投影见图3c,裁剪后的图像见图3d,6个微柱管水平排列,管壁垂直且间距相同,因此选择垂直方向上的灰度积分投影来确定6个管壁的左右边界位置^[1],根据位置信息分别将6个管从图3d中分割出来,垂直投影见图3e。

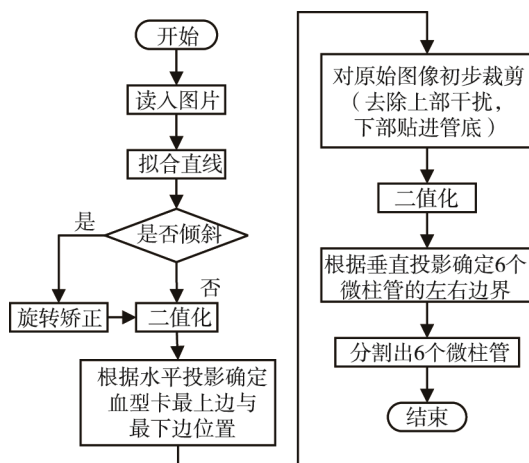


图2 预处理流程

Fig.2 Preprocessing flow chart

3 高度检测

3.1 边缘检测

经过预处理后的单个管灰度检测见图 4a, 需要检测的是液位边缘信息, 经典的边缘检测算法是 Roberts, Sobel, Prewitt, Laplacian, Log Canny 等, 这些算法有自己的优势和应用领域, 其中 Sobel 在水平方向和垂直方向上表现突出^[2-4], 因此选择 y 方向的 Sobel 算子对单个管的灰度图进行水平方向边缘检测, Sobel 处理后的效果见图 4b。

使用 Otsu 阈值分割对边缘检测后的图像进行二值处理, 得到图 4c, 可以看出, 处理后的图像中包含液相液位、底部管壁边缘和一些分散的杂点, 但不包含固液混合相的液面边缘, 为了找到液相液位, 这里设计两级连通域滤波方式: 以连通域包围的像素点个数作为像素面积, 由于噪点的像素面积远小于液相液位与底部管壁边缘的像素面积, 所以设计基于像素面积的连通域滤波方式, 当像素面积小于 10 时, 则滤除该连通域; 以连通域的一阶原点矩表示连通域的质心, 由于底部管壁边缘连通域在图像的下部, 液相液位的连通域在图像的上部, 所以设计基于质心位置的连通域滤波方式, 当 y 轴的质心位于图像 y 轴中心坐标下方时, 则滤除该连通域。通过两级连通域滤波后将只保留液相液位信息, 效果见图 4d。

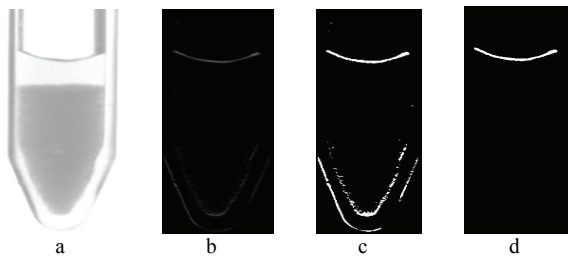


图 4 液相液面检测

Fig.4 Level detection of liquid phase

在找到液相液面位置后, 重新对单个管壁的灰度图进行裁剪, 裁剪后的图只包含固液混合相的液面信息, 效果见图 5a, 使用 Otsu 阈值分割对图像进行二值处理, 得到图 5b, 选择 y 方向的 Sobel 算子进行水平方向边缘检测, 效果见图 5c, 同样采用上述滤波方式得到固液混合相液位信息, 见图 5d。

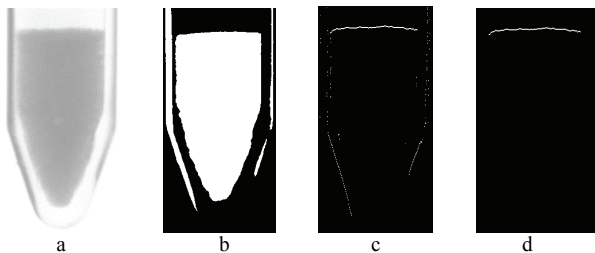


图 5 固液混合相液面检测

Fig.5 Level detection of solid-liquid mixed phase

3.2 计算液面边缘所在行

经过边缘检测后, 每个微柱管的图像是二进制图像, 图像的矩阵 O 为:

$$O = \begin{bmatrix} f(1,1) & f(2,1) & \dots & f(M,1) \\ f(1,2) & f(2,2) & \dots & f(M,2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f(1,N) & f(2,N) & \dots & f(M,N) \end{bmatrix} \quad (2)$$

通过合并每一行的矩阵元素获得一个新的矩阵, 大小为 $1 \times N$, 新矩阵用 S 表示:

$$S = [f(1) \ f(2) \ \dots \ f(N)]^T \quad (3)$$

包含液面信息的二值图像中, 液面上点的像素值为 1, 背景值为 0, 图像中任意一行 i , $i \in 1, 2 \dots N$, 只要该行包括液面信息上的点, 则 $f(i) > 0$, i 为包含液面信息的行数。

对于图 4d, 如果满足 $f(p_1) > 0, f(p_2) > 0 \dots f(p_l) > 0$, 则 $p_1, p_2 \dots p_l$ 均为包含液面信息的行数。由此, 包含液相液面信息的行数里的最大值即为液相液面最低点所在行 L_1 :

$$L_1 = \max\{p_1, p_2 \dots p_l\} \quad (4)$$

对于图 5d, 如果满足 $f(q_1) > 0, f(q_2) > 0 \dots f(q_l) > 0$, 则 q_j ($j \in 1, 2 \dots l$) 为包含固液混合相液面的行数, 取固液混合相液面行均值为其液面所在行 L_2 :

$$L_2 = \frac{\sum_{j=1}^l q_j}{l} \quad (5)$$

3.3 计算固液混合相和液相高度

固液混合相或液相高度的计算:

$$h = \frac{dn}{m} - e \quad (6)$$

式中: h 为固液混合相或液相高度; m 为图像中每个微柱管直径 (外径) 所占的像素点个数, 该值可由垂直投影图求得; d 为微管直径 (外径) 的实际长度, 由手工测量获得, 因此 d/m 为单个管的图像中, 一个像素长度对应的实际尺寸; n 为图像中固液混合相液面行或液相最低点与血型卡图像上的圆形孔最低点的行差 (n 个像素), 圆形孔在图 3b 上, 其最低点所在的行即为水平投影图 3c 的最低点像素的行; e 为圆形孔最低点与管壁内侧最低点的实际差值, 由手工测量得到。

4 基于 SVM 的气泡检测方法

由于血型卡可用来盛装药液的空间很小, 为微升级别, 因而在灌液工序中, 注射速度过快很容易导致所灌液体中出现小气泡^[5], 气泡呈椭圆或圆形, 其边缘灰度值出现明显变化^[6-7]。梯度方向直方图 (HOG)

特征是一种在计算机视觉和图像处理中常用的特征描述子,它通过计算和统计图像局部区域的梯度方向直方图来构成特征^[8-10]。这里提出 HOG+SVM 的气泡检测方法。

4.1 SVM 基本原理

SVM 首先由 Cortes 和 Vapnik 提出,并被广泛应用于生物学和其他科学^[11-14]。SVM 的目标是生成一个模型(基于训练数据),该模型可仅根据测试数据的属性对测试数据进行预测。给定训练样本 $(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$,其样本标签为 $(y_1, y_2, y_3, \dots, y_n)$,其中 y_i 为+1 或-1,二进制线性分类函数的一般形式为:

$$f(x) = \text{sgn}(wx - b) \quad (7)$$

式中: x 为输入向量; w 为权重向量; b 为偏差。

SVM 分类器的主要目标是找到最优超平面的参数 w 和 b ,该最优超平面能够正确分离数据点,同时所有点中离它最近的点具有最大间距。在非线性 SVM 中,核函数将样本映射到更高维度 F 的特征空间,SVM 训练算法计算出一个超平面,可以将 F 中的数据分成两类,且具有最大间隔。SVM 需要解决的优化问题为:

$$\max \varphi_D = \min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \quad (8)$$

约束条件为:

$$y_i(w^T x_i + b) + \xi_i \geq 1, \quad \xi_i \geq 0$$

式中: φ_D 表示两类样本之间的间隔; C 为大于0的常数; ξ_i 为松弛因子。

引入拉格朗日乘子 α_i 来删除变量 w , b , C 和 ξ ,可以得到:

$$\max \varphi_D = \sum_i \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j, \quad 0 \leq \alpha_i \leq C \quad (9)$$

4.2 HOG 特征提取

1)取 16×16 的像素邻域作为采样块,块步长为8,将每个采样块划分为4个大小相等的 8×8 的小单元,分别计算小单元上每个像素的梯度幅值和梯度方向。

2)把每个小单元的角度范围均分成3份,每个像素点的梯度分别在这3个方向上进行加权投影后,得到各个方向的投影大小,对同一个小单元内所有像素点的投影按照不同的方向进行累加计算,构成该小单元的三维梯度直方图,组合每个采样块内4个小单元的梯度直方图来求出每个采样块的十二维梯度直方图。

3)对采样块的 HOG 直方图特征进行 L2-norm 标准化,其计算见式(10)。最后将所有重叠的块进行 HOG 特征收集,并将它们结合成最终的特征向量供训练和预测使用。

$$P \rightarrow \frac{P}{\sqrt{\|P\|_2^2 + \varepsilon^2}} \quad (10)$$

式中: $\|P\|_2$ 表示 2-norm 运算; ε 为极小的数。

4.3 SVM 建立分类模型

这里用 SVM 建立一个分类模型,将图 4a 的单个微柱管图像作为正负样本,存在气泡的单个微柱管图像作为训练的正样本,不存在气泡的单个微柱管图像作为训练的负样本,正负样本各 5000 个,以梯度方向直方图作为输入特征。在 SVM 训练中使用径向基核函数(RBF)^[15],2个样本 x 和 x' 表示输入空间的特征向量,其径向基核函数定义为:

$$k(x, x') = \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (11)$$

式中: $\|x - x'\|$ 为2个特征向量之间的平方欧氏距离; σ 为一个自由参数。

RBF 内核有2个参数,即 C 和 γ 。这里使用 K -折叠交叉验证来确定最佳的 C 和 γ ,首先将训练集划分成相等大小的 K 个子集,使用在 $K-1$ 个子集上训练的分类器来测试剩余的1个子集,将分类检测准确率最高的一组参数作为最佳参数^[16]。经实验得到, $C=0.01$, $\gamma=1$ 。

5 测试结果

这里对灌装后的 426 张血型卡进行检测,部分血型卡液相高度与固液混合相高度的测量数据见表 1。序号中 1-1 表示第 1 张卡的第 1 个微柱管; M_1 为手工测量的固液混合相高度(mm); P_1 为文中算法检测得到的固液混合相高度(mm); M_2 为手工测量的液相高度(mm); P_2 为文中算法检测得到的液相高度(mm); E 为2次高度测量误差, $E=P-M$;对于单张血型卡来说,每次测量6个微柱管液相和固液混合相高度的时间总和不超过1.4s。气泡检测结果统计见表2。其中 X 为测

表 1 血型卡高度测量数据

N	M_1	P_1	E_1	M_2	P_2	E_2
1-1	8.60	8.58	-0.02	10.86	10.68	-0.18
1-2	8.44	8.51	0.07	10.50	10.67	0.17
1-3	8.52	8.53	0.01	10.48	10.64	0.11
1-4	8.56	8.62	0.06	10.40	10.51	0.11
1-5	8.48	8.39	-0.09	10.18	10.28	0.10
1-6	8.60	8.53	-0.07	10.64	10.81	0.17
2-1	9.14	9.11	-0.03	10.92	10.84	-0.08
2-2	8.85	8.91	0.06	10.54	10.59	0.05
2-3	8.98	9.05	0.07	10.76	10.90	0.14
2-4	8.74	8.68	-0.06	10.56	10.66	0.10
2-5	8.82	8.70	-0.12	10.20	10.09	-0.11
2-6	8.99	8.86	-0.13	10.70	10.72	0.02

表 2 气泡检测结果
Tab.2 Results of bubble detection

类型	X	Y	$S/\%$	t/ms
有气泡图像	1152	1125	97.66	6.104
无气泡图像	1404	1392	99.15	6.089

试样本的个数； Y 为测试正确的样本个数； S 为检测的正确率， $S=Y/X$ ； t 为预测单个样本的平均时间（ms）。

由表 1 可以看出，该图像处理方法与手工测量方法相比，固液混合相高度测量误差不超过 $\pm 0.1\text{ mm}$ ，液相高度测量误差不超过 $\pm 0.2\text{ mm}$ 。由表 2 可以看出，文中所提出的气泡算法检测正确率高于 97%。对一张血型卡的检测时间包括高度测量时间和气泡检测时间，文中检测系统对单个血型卡检测的时间总和不超过 1.5 s。

6 结语

提出一种基于数字图像知识的血型卡灌装质量检测系统，该系统由摄像机、光源和工业计算机组成。它基于图像测量技术，通过图像预处理、边缘检测和阈值分割来识别固液混合相和液相液面的边缘位置，从而获得固液混合相和液相的实际高度。然后提出了基于 SVM 的气泡检测算法，通过提取 HOG 特征，训练 SVM 分类模型，利用训练好的模型进行气泡检测。最后通过实验进行验证，可知该系统在检测精度、正确率和效率上均满足对血型卡灌装质量在线检测的要求。

参考文献：

[1] WANG H B, TAO L, ZHOU J. Novel Algorithm for Hand Vein Feature Extraction and Recognition Based on Vertical Integral Projection and Wavelet Decomposition[C]// Proceedings of International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks, IEEE, 2012: 1928—1931.

[2] CAO H D, SHEN Y M. The Measurement of Liquid Level Based on Peak Image Recognition Technique[J]. Advanced Materials Research, 2012, 566: 505—510.

[3] 王敏杰, 杨唐文, 韩建达, 等. 图像边缘检测技术综述[C]// 中国智能自动化学术会议, 2011.
WANG Min-jie, YANG Tang-wen, HAN Jian-da, et al. A Survey of Image Edge Detection Technology[C]// Proceedings of China Intelligent Automation Conference, 2011.

[4] 何春华, 张雪飞, 胡迎春. 基于改进 Sobel 算子的边缘检测算法的研究[J]. 光学技术, 2012, 38(3): 323—327.
HE Chun-hua, ZHANG Xue-fei, HU Ying-chun. A Study on the Improved Algorithm for Sobel on Image Edge Detection[J]. Optical Technique, 2012, 38(3): 323—327.

[5] 陈曦, 胡亚乔, 柴晨晨. 基于 PLC 控制的血型卡自

动灌装系统的的设计与实现[J]. 包装工程, 2017(5): 132—135.

CHEN Xi, HU Ya-qiao, CHAI Chen-chen. Design and Realization of Automatic Filling System Based on PLC Control for Blood Type Card[J]. Packaging Engineering, 2017(5): 132—135.

[6] 陈宝远, 李紫贺, 刘景阳, 等. BOPET 薄膜中气泡的检测及识别方法的研究[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2015, 20(1): 61—65.

CHEN Bao-yuan, LI Zi-he, LIU Jing-yang, et al. Detection and Identification Methods Research of the Air Bubble in BOPET[J]. Journal of Harbin University of Science and Technology, 2015, 20(1): 61—65.

[7] LI N, JIA L, ZHANG P. Detection and Volume Estimation of Bubbles in Blood Circuit of Hemodialysis by Morphological Image Processing[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, 2015.

[8] XIE W, YI B, XIAO J, et al. Shadow Detection Algorithm Based on Color and Regional Gradient Direction Features[J]. Journal of Central South University, 2013, 44(12): 4874—4880.

[9] HAGHIGHAT M, ABDEL-MOTTALEB M, ALHALABI W. Fully Automatic Face Normalization and Single Sample Face Recognition in Unconstrained Environments[J]. Expert Systems with Applications, 2016, 47(5): 23—34.

[10] 向征, 谭恒亮, 马争鸣. 改进的 HOG 和 CABOR, LBP 性能比较[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(6): 787—792.

XIANG Zheng, TAN Heng-liang, MA Zheng-ming. Performance Comparison of Improved HOG, Gabor and LBP[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2012, 24(6): 787—792.

[11] 郭明玮, 赵宇宙, 项俊平, 等. 基于支持向量机的目标检测算法综述[J]. 控制与决策, 2014, 29(2): 193—200.

GUO Ming-wei, ZHAO Yu-zhou, XIANG Jun-ping, et al. Review of Object Detection Methods Based on SVM[J]. Control and Decision, 2014, 29(2): 193—200.

[12] XU Y, AKROTIRIANAKIS I, CHAKRABORTY A. Proximal Gradient Method for Huberized Support Vector Machine[J]. Formal Pattern Analysis & Applications, 2015, 19(4): 989—1005.

[13] XIA Z, WANG X, SUN X, et al. Steganalysis of LSB Matching Using Differences between Nonadjacent Pixels[J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 75(4): 1947—1962.

[14] GAO H, CHEN W, DOU L. Image Classification Based on Support Vector Machine and the Fusion of Complementary Features[J]. Computer Science, 2015, 34(9): 1600—1607.

[15] NGUYEN H V, PORIKLI F. Support Vector Shape: A Classifier-based Shape Representation[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2013, 35(35): 970—982.

[16] EDWARDS R E, ZHANG H, PARKER L E, et al. Approximate l-Fold Cross-validation with Least Squares SVM and Kernel Ridge Regression[C]// Proceedings of International Conference on Machine Learning and Applications, 2013.