

Your Paper 中文

陆翔

2023 年 4 月 10 日

摘要

这是摘要

目录

1	介绍	3
1.1	利用图像分析自动估计动物体重的研究现状	3
1.2	本文的研究目标与内容	3
1.3	本文的组织架构	3
2	原理与方法	3
2.1	数据收集	3
2.2	预处理	3
2.2.1	初步裁剪	3
2.2.2	基于局部自适应直方图均衡的对比度加强	3
2.2.3	基于Otsu算法的图像二值化	4
2.3	图像分割	6
2.3.1	基于最小二乘法的椭圆拟合	6
2.3.2	椭圆预筛选准则	7
2.3.3	基于K-Means聚类分离轮廓重叠的猪	7
2.4	体重估计	7
2.4.1	线性回归分析	7
3	实验	8
4	结论与展望	8

1 介绍

1.1 利用图像分析自动估计动物体重的研究现状

1.2 本文的研究目标与内容

1.3 本文的组织架构

2 原理与方法

2.1 数据收集

2.2 预处理

这一章节的总流程图，见图1。

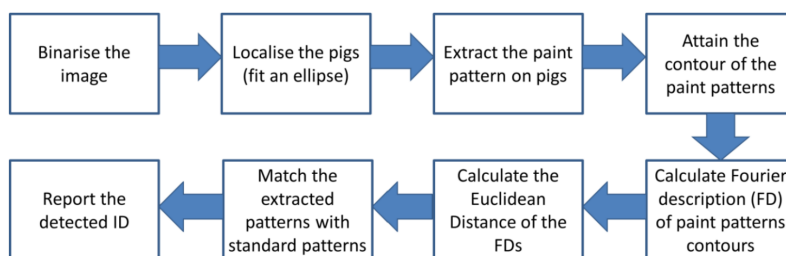


图 1: 流程概述，初步图片，待修改

2.2.1 初步裁剪

首先，对图片进行初步分割，确定喂食器和猪圈地板的位置。确定地板的范围后，我们将图片边缘处相机机盖裁剪去除。由于喂食器的色泽与猪的身体相近，将其排除也有助于提高后续检测的准确率。

2.2.2 基于局部自适应直方图均衡的对比度加强

为了加强提取轮廓的效果，需要先增加图片的对比度。这里我选择了局部自适应的直方图均衡算法（regionally adaptive histogram equalization）。



图 2: 裁剪边框前

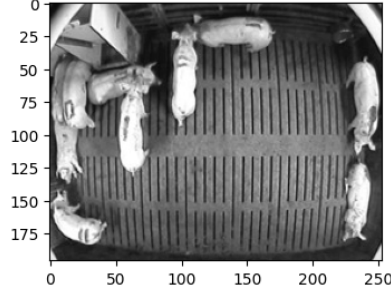


图 3: 裁剪边框后

先介绍传统的全局直方图均衡算法的数学原理，以单通道的灰度图片为例。假设图片灰度值可取 $\{0, 1, \dots, L-1\}$ ，大小为 $M \times N$ ，记灰度值为 i 的像素点数量为 n_i ，则有 $MN = \sum_{i=0}^{L-1} n_i$ 。归一化直方图的对应分量 $p_i = \frac{n_i}{MN}$ 。设输入像素点的灰度为 i ，则输出的灰度为 $T(i)$

$$T(i) = \lfloor (L-1) \sum_{j=0}^i p_j \rfloor \quad (1)$$

假如 L 足够大时，我们可将离散的灰度 i 近似处理为连续变量。从图片中随机取一点，记对应的连续随机变量为 $X \in [0, L-1]$ ，概率密度函数为 $p_X(x)$ ，概率累积函数为 $F_X(x)$ 。式(1)对应的变换为

$$Y := H(X) = (L-1)F_X(X) \quad (2)$$

计算 Y 的概率密度函数

$$p_Y(y) = p_X(x) \left| \frac{dH(x)}{dx} \right|^{-1} = \frac{1}{L-1}, \quad y \in [0, L-1] \quad (3)$$

可见无论 X 分布如何，经过该变换， Y 满足均匀分布，更好利用了灰度值范围，图片的对比度增强。但由于实际的灰度是离散的，只能使得新图片的灰度直方图大致均匀。

当原图片的灰度取值范围较小时，传统的全局直方图均衡算法表现较好；但当灰度取值范围较大时，则不然。

而局部自适应的xxx，其方法如下。

2.2.3 基于Otsu算法的图像二值化

用Otsu算法选择阈值，将灰度图片转化为二值图片。Otsu法能最大化

二值分类的类间方差，且只用到图片的灰度直方图。其原理如下。

设 M, N, n_i, p_i, L 的定义与之前章节一致。从图片中随机选取一个像素点，记其灰度值为随机变量 I ，则 $\Pr(I = i) = p_i$ 。

若选择阈值 $T(k) = k \in N$ ，使得灰度属于 $[0, k]$ 的像素点被分类为 c_1 ，灰度属于 $[k + 1, L - 1]$ 的像素点被分类为 c_2 。则像素点属于 c_i 的概率为

$$\Pr(c_1, k) = \sum_{i=0}^k p_i \quad (4)$$

$$\Pr(c_2, k) = 1 - \Pr(c_1, k) \quad (5)$$

这样的分类与 k 有关，但为了符号上的简洁，以下将参数 k 略去，例如 $\Pr(c_i) := \Pr(c_i, k)$ 。

属于 c_1 时，由贝叶斯公式， I 的条件期望为

$$\mathbf{E}(I|c_1) = \sum_{i=0}^k i \Pr(i|c_1) = \frac{1}{\Pr(c_1)} \sum_{i=0}^k i p_i \quad (6)$$

类似地，属于 c_2 时的条件期望为

$$\mathbf{E}(I|c_2) = \frac{1}{\Pr(c_2)} \sum_{i=k+1}^{L-1} i p_i \quad (7)$$

显然，条件期望和期望满足

$$\mathbf{E}(I) = \sum_{i=1,2} \Pr(c_i) \mathbf{E}(I|c_i) \quad (8)$$

我们定义类间方差为

$$\sigma_B^2 = \sum_{i=1,2} \Pr(c_i) [\mathbf{E}(I|c_i) - \mathbf{E}(I)]^2 \quad (9)$$

，而Otsu算法选择的阈值 k_{Otsu} 即最大化类间方差

$$k_{Otsu} = \arg \max_{k \in N, 0 \leq k < L} \sigma_B^2(k) \quad (10)$$

再根据计算得到的阈值将输入灰度图片 $f(x, y)$ 变换为黑白图片 $g(x, y)$

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & f(x, y) > k_{Otsu} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

2.3 图像分割

2.3.1 基于最小二乘法的椭圆拟合

我们使用椭圆来近似猪的俯视图。椭圆可以用二阶多项式方程的解表示：

$$F_{\mathbf{a}}(x, y) = \mathbf{x}^T \mathbf{a} = 0 \text{ 且 } \mathbf{a}^T \mathbf{C} \mathbf{a} > 0 \quad (12)$$

其中

$$\mathbf{a} = [a, b, c, d, e, f]^T \quad (13)$$

$$\mathbf{x} = [x^2, xy, y^2, x, y, 1]^T \quad (14)$$

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 & 2 \\ 0 & -1 & 0 \\ 2 & 0 & 0 \end{pmatrix} & O_{3 \times 3} \\ O_{3 \times 3} & O_{3 \times 3} \end{pmatrix}_{6 \times 6} \quad (15)$$

为了唯一确定系数，我们规定

$$\mathbf{a}^T \mathbf{C} \mathbf{a} - 1 = 0 \quad (16)$$

对于某组轮廓的点集 $\{(x_i, y_i) | i = 1, \dots, N\}$ ，记数据矩阵

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_1^2 & x_1 y_1 & y_1^2 & x_1 & y_1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_i^2 & x_i y_i & y_i^2 & x_i & y_i & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_N^2 & x_N y_N & y_N^2 & x_N & y_N & 1 \end{pmatrix} \quad (17)$$

，则 \mathbf{a} 的最小二乘估计为

$$\hat{\mathbf{a}}_{OLS} = \arg \min_{\mathbf{a}} \|\mathbf{X} \mathbf{a}\|^2 \text{ s.t. } \mathbf{a}^T \mathbf{C} \mathbf{a} - 1 = 0 \quad (18)$$

这是一个带约束的优化问题，使用拉格朗日乘子法求解

$$f(\mathbf{a}, \lambda) = \|\mathbf{X} \mathbf{a}\|^2 + \lambda(1 - \mathbf{a}^T \mathbf{C} \mathbf{a}) \quad (19)$$

令 f 的偏导数为0，我们得到方程组()

$$\begin{cases} \mathbf{X}^T \mathbf{X} \mathbf{a} = \lambda \mathbf{C} \mathbf{a} \\ \mathbf{a}^T \mathbf{C} \mathbf{a} = 1 \end{cases} \quad (20)$$

注意到对于(20)的解，有 $\|\mathbf{X}\mathbf{a}\|^2 = \lambda$ 。所以多组解中，与 λ 的最小非负解对应的 \mathbf{a} 即为所求的 $\hat{\mathbf{a}}_{OLS}$ 。

2.3.2 椭圆预筛选准则

对于某组轮廓的点集 $\{(x_i, y_i) | i = 1, \dots, N\}$ ，每次从中随机选择6个点求解椭圆。此后用另一个参数向量 $(l_x, l_y, a, b, \theta)^T$ 来表征求解的椭圆。其中 (l_x, l_y) 表示椭圆中心； (a, b) 表示椭圆的长短轴； θ 表示椭圆长轴以 x 轴为起点逆时针旋转的角度，且 $0^\circ \leq \theta < 180^\circ$ 。

显然，只有部分求解的椭圆都很好地代表了某只猪的轮廓，需要进一步筛选“合理”的椭圆。“合理”的椭圆满足以下3个条件：

1. 椭圆的面积 $18000 < S_{ellipse} < 30000$ ；
2. 长短轴之比 $0.2 < \frac{b}{a} < 0.4$ ；
3. 与轮廓的重叠率 $\frac{|P_{ellipse} \cap P_{contour}|}{|P_{ellipse}|} > 0.8$ ，其中 $P_{ellipse}$ 表示椭圆内的像素点的集合。

满足以上的条件才会被放入数据集，以用于下一步的聚类。

2.3.3 基于K-Means聚类分离轮廓重叠的猪

二值化图像的每一组轮廓可能由多只猪组成。因此我选择用K-Means聚类区别同一轮廓中的各只猪。

使用K-Means前，要先确定给定轮廓内猪的个数 K ，但 K

2.4 体重估计

2.4.1 线性回归分析

3 实验

4 结论与展望