

工业环境中运动目标检测的模糊自适应 高斯背景模型方法

刘新海 方康玲 吴 谨

(武汉科技大学信息科学与工程学院, 武汉 430081)

摘 要 根据工业环境中成像环境差、图像模糊的特点,提出了一种对运动目标检测的模糊自适应高斯背景模型。首先建立 3 种主要背景状态下的模糊高斯背景模型;为了减少在线检测过程中的运算量,选择背景图像中一些独立、相对静止区域代替背景图像;最后用模糊识别的方法选择出合适的高斯背景模型。该算法不仅能够自适应环境的变化对背景图像的影响,而且满足实际生产过程中在线检测的要求。

关键词 工业运动目标检测 模糊高斯背景模型 自适应 模糊识别

中图法分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2006)08-1114-06

A Fuzzy Adaptive Gaussian Model Method for Motion Object Detection in Industrial Field

LIU Xin-hai, FANG Kang-ling, WU Jin

(College of Information Science and Engineering, Wuhan University of Science and Technology, Wuhan 430081)

Abstract A fuzzy adaptive Gaussian model is presented in this paper. The method which is based on the fuzzy characteristic of image is employed to detect the moving object in the industrial field. Firstly three fuzzy Gaussian models under three main background states are set up. Then some independent, relatively still regions in the image are chosen to replace the whole background image in order to reduce the heavy calculation in the on-line detecting. At last, the suitable Fuzzy Gaussian background model matching current background is determined by fuzzy recognition. The method can not only be adaptive to environmental transformations but also satisfy the requirement of real-time detecting in the industrial field.

Keywords moving object detecting, Gaussian background model, adaptive, fuzzy recognition

1 引 言

加热炉是轧钢工业用于钢坯轧制前,加热的重要热工装备。为了提高在有限加热炉空间内,生产优质、高产的钢坯,需要对进入加热炉的钢坯进行定位,整齐摆放。但是加热炉是一个复杂、高温、大滞后系统。加热炉内环境复杂恶劣,很难找到一种直接接触式的定位控制方法实现炉内钢坯的自动定位。

近几年随着计算机性能的提高,工业现场中运

动目标检测的问题可以用视觉监视系统来解决。背景模型的方法在智能化视频监控系统中是一种重要的运动目标分割方法。背景模型的难点是对背景模型的维持与更新^[1]。相关人员对背景模型的方法进行了大量的研究,基于预测的方法如卡尔曼滤波器方法^[2]、Wiener 滤波器方法等^[1]。有基于统计模型的方法,如高斯模型^[3,4]、自适应混合高斯模型^[5]、多分布模型^[6]等。

由于加热炉内环境恶劣、电磁干扰严重、热辐射强、成像系统无固定成像光源,且无法附加补偿光

基金项目:湖北省教育厅重点项目(B200511007);湖北省自然科学基金项目(2004ABA003);湖北省教育厅重大项目(Z200511001)

收稿日期:2004-11-04;改回日期:2005-10-20

第一作者简介:刘新海(1976~),男,讲师。1999 年获得武汉科技大学计算机应用专业硕士学位。研究方向为数字图像处理和智能控制。E-mail: steel_liu@mail.wust.edu.cn

源。因此,成像系统所得图像完全取决于炉内环境,随着炉温的高低不同,炉内光线变化较大,图像容易呈现模糊、变暗、变亮的情况;同时,由于钢坯在炉内运动时,不可避免地出现机械振动,导致图像抖动。在对运动钢坯检测时,存在大量不明显的现象。上述背景模型的方法对于解决这些问题都不是完善的。因此本文提出了一种工业环境中运动目标检测的模糊自适应高斯背景模型方法。

2 背景模型

由于加热炉内环境非常恶劣,热辐射强,正常工作情况下炉温在 $450^{\circ}\text{C} \sim 1200^{\circ}\text{C}$ 。将带有冷却系统的工业耐高温 CCD 摄像机固定在加热炉内炉壁上,作为图像传感器,实时采集炉内钢坯位置及其运动状态的图像信号。将动态的视频信号通过工业电缆传送至工业图像处理工作站(装有配有滤波功能的图像采集卡及 I/O 板的工业控制计算机)进行数字图像处理、算法分析、钢坯目标运动跟踪。根据图像分析的结果,获得钢坯运动位置,通过 I/O 端口向上级控制系统发启停命令,实现对钢坯位置控制。其中视频图像的大小为 612×170 , 256 级灰度图像,传输速度为 25fps。

在静止摄像机的条件下,运动目标检测的关键在于背景图像的描述模型,它是用背景模型方法分割前景目标的基础。

2.1 单高斯模型^[6,7]

假设图像为一个 2 维平稳随机过程,对图像中每一点用一个统计模型来描述其亮度的概率分布,在实际中使用最多的就是高斯分布。设图像中某像素点 P 的亮度 X_t 的高斯分布模型为 $\eta(X_t, \mu_t, S_t)$ (其中 μ_t 和 S_t 分别为该分布的均值向量和协方差矩阵,下标 t 表示时间)。

设 T_p 为概率阈值

当 $\eta(X_t, \mu_t, S_t) \leq T_p$, 则点 P 为前景点;

当 $\eta(X_t, \mu_t, S_t) > T_p$, 则点 P 为背景点。

在实际应用中可以用等价的阈值代替概率阈值,如记

$$d_t = X_t - \mu_t \quad (1)$$

根据

$$\delta_t = (d_t^T S_t^{-1} d_t)^{1/2} \quad (2)$$

来设定等价的阈值。

单高斯分布背景模型的更新是对图像中每个像

素点的高斯分布参数进行更新。单高斯模型适用于单模态背景的情形,具有计算简单的特点,但是难以适应复杂的背景变化。

2.2 多高斯模型

多高斯模型^[6]对背景图像中每个点用 k 个高斯模型 $\eta(X_t, \mu_{t,i}, S_{t,i}), i=1, 2, 3, \dots, k$ 来描述。每个模型分别具有一个权重参数 $w_{t,i}$ 和优先权参数 $p_{t,i}$, 分别表示该模型被匹配的概率和被匹配的次序。按优先权从大到小的次序对所有 k 个模型排序。在检测前景点时,按照优先级将 X_t 与各高斯分布模型逐一匹配,如果不存在表示背景分布的高斯分布与 X_t 匹配,则判定该点为前景点,否则为背景点。

多高斯背景模型的更新比较复杂,因为不但要更新每个高斯背景模型自身的参数,而且还要更新各个模型的权重和优先级等。多高斯模型的适应性强,可以适应复杂的背景变化,但同时具有更新机制复杂、计算量大的特点,在实时性要求高的环境下难以实现。

3 模糊自适应高斯背景模型

3.1 模糊高斯模型

对于复杂的环境变化特别是光线的变化,背景模型要具有一定的自适应性^[7]。在检测炉内钢坯的过程中,背景图像中的变化主要是由加热炉内随着炉温变化而引起的光线变化所造成的,如果采用单高斯模型,不能适应背景的复杂变化。如果采用多高斯模型虽然能适应复杂的背景变化,但由于运算量大而不能满足工业过程实时性的要求。根据现场观察和专家经验,加热炉内主要存在 3 种主要的背景状态,如图 1 所示。

在不同的时刻,图像的背景处于不同的状态。但是对于光线的 3 种状态定义中的“较亮”,“适中”,“较暗”本身就是模糊概念。如图 2 所示 3 种状态互相过渡时也存在大量模糊状况。由于背景(加热炉)中光线变化复杂,对 3 种状态的界定不能做一个严格的划分。而模糊集理论是解决不分明状态的有效方法,可以分别对这 3 种状态建立 3 个模糊集合来描述背景图像状态的模糊特性。

已知背景中的每一个像素点都满足高斯分布,根据多元正态分布随机变量的知识^[8],则相对静止的背景图像(没有出现运动目标的情况下)可近似为一个多元的联合高斯过程。这个联合高斯过程在

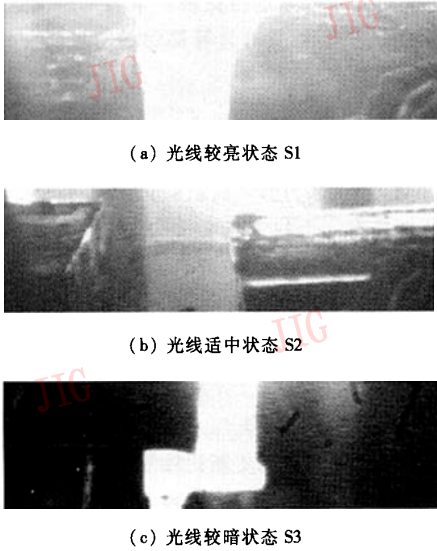


图 1 各种不同光线下的背景图像

Fig. 1 Background image under different lighting

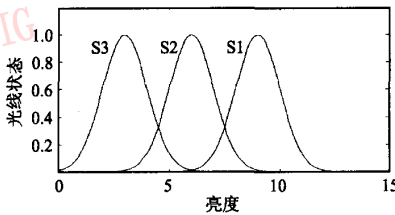


图 2 3 种状态之间的关系示意图

Fig. 2 Relationship among three states

不同的状态下有不同的参数,于是对 3 种状态下的背景图像分别建立 3 种不同的高斯背景模型。

设图像 I 的大小为 $M \times N$,任一时刻 t 的图像灰度模型:

$$I(t) = \begin{bmatrix} c(x_1, y_1, t) & \cdots & c(x_1, y_i, t) & \cdots & c(x_1, y_N, t) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ c(x_j, y_1, t) & \cdots & c(x_j, y_i, t) & \cdots & c(x_j, y_N, t) \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ c(x_M, y_1, t) & \cdots & c(x_M, y_i, t) & \cdots & c(x_M, y_N, t) \end{bmatrix}$$

其中, $1 < i < N, 1 < j < M$,任一像素灰度, $c(x_i, y_j, t)$ 满足高斯分布。

也可以用随机列矢量表示:

$$I'(t) = \begin{pmatrix} c(x_1, y_1, t) \\ c(x_1, y_2, t) \\ \cdots \\ c(x_M, y_N, t) \end{pmatrix}_{M \times N}$$

设 $n = M \times N$, 该随机列矢量的均值和协方差为

$$\mu = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \cdots \\ \mu_n \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & \cdots & b_{1n} \\ b_{21} & b_{22} & \cdots & b_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ b_{n1} & b_{n2} & \cdots & b_{nn} \end{pmatrix}$$

根据高斯过程的特性^[8], 在任一时刻 $t, I'(t)$ 服从 n 元正态分布 $N(\mu, B)$ 。根据统计分析, 容易得到在 S1 状态下, $I'(t)$ 服从 n 元正态分布 $N(\mu_1, B_1)$; 在 S2 状态下, $I'(t)$ 服从 n 元正态分布 $N(\mu_2, B_2)$; 在 S3 状态下, $I'(t)$ 服从 n 元正态分布 $N(\mu_3, B_3)$ 。其中, $\mu_i, B_i (i=1, 2, 3)$ 分别为对图像背景在 3 种状态下分别进行离线统计所得的参数。

在整个论域中, 确定 3 个模糊集: 较亮 F_{S1} , 适中 F_{S2} , 较暗 F_{S3} 。其中根据正态分布的中间型方法来确定 3 个模糊集的隶属度函数。

$$F_{si}(I'(t)) = \frac{1}{(2\pi)^{2/n} |B_i|^{1/2}} \times$$

$$\exp\left\{-\frac{1}{2}(I'(t) - \mu_i)^T B_i^{-1} (I'(t) - \mu_i)\right\} \quad (3)$$

其中, $i=1, 2, 3$

在对运动目标检测时, 用式(3)可以求出当前背景图像在当前背景对 3 种状态的模糊程度的描述。

3.2 自适应高斯模型

上述模糊高斯模型涉及到图像的全局运算, 计算量大, 不能满足在线检测的需要。此外为了保证视频监控能够长期运行, 需要对运动目标检测具有很强的灵敏性, 要满足以下要求:

- (1) 能够适应背景随时间的缓慢变化;
- (2) 能够检测出炉内由于温度的突然变化而引起的光线的突变, 并很快适应这种变化。

为了快速地判断出背景的变化, 可以在图像中选择一些具有代表性的检测区域。通过对局部区域的统计来判断整幅图像背景的变化, 从而快速、自适应地选择模糊高斯背景模型。自适应检测区域要能够准确地表示出整幅图像的背景变化, 需要具有以下特性:

- (1) 区域内相对稳定, 没有运动目标的出现, 区域中的像素灰度一般仅随光线变化;
- (2) 在不同的区域中不会同时出现背景的缓慢变化(背景中物体的移动), 具有一定的独立性。

一般情况下, 背景图像中总是存在具有上述特

点的区域,如图 3 所示的 A、B 和 C 3 个区域,没有运动目标出现的时候,区域内像素的灰度变化主要随着炉内光线变化。

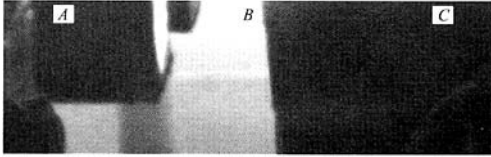


图 3 图像中自适应检测区域

Fig. 3 Adaptive detecting regions in the image

通过检测区域自适应地判断模糊高斯模型的算法分为以下 3 个步骤:

(1) 对于检测区域像素的灰度进行统计 检测过程中,在某一时间 t ,对 3 个检测区域分别随机抽取 m 个像素点。随机抽取可以更好地反映背景图像的变化。这些像素点的灰度为

$$c_{i1}(t), \dots, c_{ik}(t), \dots, c_{im}(t)$$

其中 $1 < k < m$, $i = 1, 2, 3$ 分别表示该像素为区域 A、区域 B 和区域 C 的像素。这 m 个像素点的灰度值在 3 种状态下分别满足 m 元高斯正态分布。记 $X_i(t) = (c_{i1}(t), c_{i2}(t), \dots, c_{im}(t))^T$ ($i = 1, 2, 3$) 为某个区域的 m 维灰度检测向量,也即 m 元高斯变量,则 $X_i \sim N_i(\mu, B)$ 。

(2) 确定自适应检测区域的模糊性 已知对应于 3 种光线状态有 3 个模糊集合:较亮 F_{S1} ,适中 F_{S2} ,较暗 F_{S3} ,确定 3 个区域对模糊集合的隶属函数。

设 $i = 1, 2, 3$ 分别对应表示区域 A、区域 B、和区域 C; $j = 1, 2, 3$ 分别对应表示 3 个光线状态较亮、适中、较暗; $\mu_{i,j}$ 是对第 i 个区域在第 j 种状态时的统计均值向量; $B_{i,j}$ 是对第 i 个区域在第 j 种状态时 m 维灰度向量 X_i 的协方差矩阵。即在第 j 种光线下:

$$\mu_{i,j} = E(X_i)$$

$$B_{i,j} = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1m} \\ b_{21} & b_{22} & \dots & b_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ b_{m1} & b_{m2} & \dots & b_{mm} \end{pmatrix}_i$$

其中, $b_{uv} = cov(c_{iu}(t), c_{iv}(t))$, 表示变量 $c_{iu}(t)$, $c_{iv}(t)$ 的协方差, $u = 1, 2, \dots, m, v = 1, 2, \dots, m$ 。

根据确定整幅图像背景的模糊隶属度方法,确定这 3 个检测区域对于 3 个模糊集合的隶属度函数。同理可以建立一个如表 1 所示的模糊表。

表 1 检测区域和模糊子集所对应的模糊表

Tab. 1 Fuzzy table of the detecting regions corresponding to Fuzzy subsets

检测区域	模糊集合 F_{S1}	模糊集合 F_{S2}	模糊集合 F_{S3}
区域 A	$F_{S1}(X_1(t))$	$F_{S2}(X_1(t))$	$F_{S3}(X_1(t))$
区域 B	$F_{S1}(X_2(t))$	$F_{S2}(X_2(t))$	$F_{S3}(X_2(t))$
区域 C	$F_{S1}(X_3(t))$	$F_{S2}(X_3(t))$	$F_{S3}(X_3(t))$

用矩阵表示为

$$F = \begin{bmatrix} F_{S1}(X_1(t)) & F_{S1}(X_2(t)) & F_{S1}(X_3(t)) \\ F_{S2}(X_1(t)) & F_{S2}(X_2(t)) & F_{S2}(X_3(t)) \\ F_{S3}(X_1(t)) & F_{S3}(X_2(t)) & F_{S3}(X_3(t)) \end{bmatrix} \quad (4)$$

以上描述了 3 个检测区域对于 3 个背景模糊集合的隶属程度。3 个区域的模糊特性与整个图像背景的模糊特性之间的关系,可以用模糊关系矩阵来描述。根据现场专家的经验,检测区域 A 的稳定性比检测区域 B 的稳定性要好,检测区域 B 的稳定性要比检测区域 C 的稳定性,即检测区域 A 中最少出现缓慢的背景变化。模糊识别的时候,采用了这样一个模糊综合评价模型:其中用权重 r_A, r_B , 和 r_C 来表示 3 个区域的重要性,记作 $R = (r_A, r_B, r_C)^T$; 其中, $r_A = 0.4, r_B = 0.35, r_C = 0.25$ 。

设 B 为评判结果,则模糊运算结果为

$$B = F \cdot R =$$

$$\begin{bmatrix} F_{S1}(X_1(t)) & F_{S1}(X_2(t)) & F_{S1}(X_3(t)) \\ F_{S2}(X_1(t)) & F_{S2}(X_2(t)) & F_{S2}(X_3(t)) \\ F_{S3}(X_1(t)) & F_{S3}(X_2(t)) & F_{S3}(X_3(t)) \end{bmatrix} \cdot \begin{pmatrix} r_A \\ r_B \\ r_C \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \end{pmatrix} \quad (5)$$

f_1, f_2, f_3 分别表示整幅图像背景在某时刻 t 对 3 种模糊高斯模型的模糊程度, $F_{S1}(I'(t)), F_{S2}(I'(t)), F_{S3}(I'(t))$ 。根据最大的隶属度原则^[9]确定整幅图像的背景属于哪种光线状态,即确定出背景模型。

在上述算法中,模糊子集 F_{S1}, F_{S2}, F_{S3} 构成了整个标准的模型库, f_1, f_2, f_3 分别表示整幅图像背景在某一时刻 t 对 3 种模糊子集的隶属程度。根据 $\bigvee_{k=1}^3 f_k$ 来判断出在某一时刻时的背景图像属于哪种模糊高斯模型。

选择了当前图像的背景模型后,就可以进行前景点和背景点的判断,分割出前景目标,得到需要检测的运动目标。检测结束时,对每一种模糊高斯背景模型进行及时的更新,来适应背景中的一些缓慢,细小的变化。

4 实验结果与分析

为了满足现场实时处理的需要,对算法根据现场图像的实际情况进行了一定程度的简化。基本上可以满足工业现场实时处理的需要。具体实验结果和分析如下:

(1) 实际检测现场中采用单高斯模型,固定阈值的三高斯模型(3种高斯模型分别对应于3种光线状态)和模糊自适应高斯模型对运动目标的检测结果如表2所示。

表 2 3种不同的背景模型检测的结果

Tab. 2 Detecting results of three background models

所采用的背景模型	目标检测准确率 (是否出现)(%)	目标定位准确率 (%)
单高斯背景模型	83	61
固定阈值三高斯模型	87	73
模糊自适应高斯背景模型	98	92

从表2可以看出,无论是对于运动目标是否出现的检测效果还是对于目标位置的检测效果,模糊自适应高斯模型的检测效果均好于单高斯模型和固定阈值的三高斯模型检测效果,基本上可以满足工业生产的实际需要。

(2) 模糊判别时,3个检测区域对光线状态的权重是固定的,当权重变化时对检测结果产生的影响如表3所示。

表 3 不同权重对检测结果的影响

Tab. 3 Detecting result under different weight values

检测过程中所采用的权重	目标检测准确率 (%)	目标定位准确率 (%)
$r_A = 0.4, r_B = 0.35, r_C = 0.25$	97.4	91.5
$r_A = 0.25, r_B = 0.5, r_C = 0.25$	88.7	82.4
$r_A = 0.25, r_B = 0.25, r_C = 0.5$	83.6	78.3

从表3可以看出,在模糊判别的时候,当检测区域B的权重增加,检测区域A和C的权重变小

时,检测效果变差;当检测区域C的权重增加,检测区域A和B的权重变小时,检测效果变得更差。由此可见检测区域A的稳定性最好,检测区域B的稳定性其次。

5 结论

本文提出了一种静止摄像机条件下基于高斯背景模型的运动目标检测方法。首先结合工业图像存在模糊性的特点,利用模糊集的知识,分别建立对应于3种主要背景变化的模糊高斯背景模型;用背景图像中对相对静止独立的检测区域来代替整幅图像进行统计;然后进行模糊判别,确定当前的背景图像属于哪种模糊高斯背景模型,从而自适应背景图像中的变化。该模糊高斯模型不仅解决了单高斯模型不能适应背景变化的缺点,也解决了多高斯模型运算复杂的问题。在实际的运动目标检测过程中,该方法对于运动目标检测过程中各种光线变化和各種噪声都有很好的处理能力。但是由于工业现场环境比较恶劣,光线的变化比较复杂,运动目标的运动速度快,且形状不规则,该方法还需要进一步的完善和改进。

该方法已经成功地应用于大型轧钢厂的加热炉内钢坯位置的在线检测,投运两年以来,运行效果良好。实际运行效果表明,该方法有效地提高了钢坯定位的精度,减少了生产事故的发生率;减轻了操作人员的劳动强度,减少了设备维护的费用,取得了显著的经济效益和良好的社会效益。

参考文献 (References)

- 1 Toyama k, Krumm J, Brumitt B. Wallfollower: principles and practice of background maintenance [A]. In: Proceedings of International Conference of Computer Vision [C], Corfu, Greece, 1999:224 ~ 261.
- 2 Ridder C, Munkelt O, Kirchner H. Adaptive background estimation and foreground detection using Kalman-Filtering [A]. In: Proceedings of International Conference On Recent Advance Sinmechatronics [C], Istanbul, Turkey, 1995:193 ~ 199.
- 3 Huwer S, Niemann H. Adaptive change detection for real time surveillance application [A]. In: Proceedings of 3rd IEEE International Workshop on Visual Surveillance [C], Dublin, Ireland, 2000:37 ~ 45.
- 4 Wren C R, Azarbayejani A, Darrell T, et al. Pfunder: real-time tracking of the human body [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997;19(7):780 ~ 785.

- 5 Liu Ya, Ai Hai-zhou, Xu Guang-you. Moving object detection and tracking based on background subtraction [J]. Information and Control, 2002, 31(4):315 ~ 319 [刘亚,艾海舟,徐光祐. 一种基于背景模型的运动目标检测与跟踪算法[J]. 信息与控制, 2002, 31(4): 315 ~ 319.]
- 6 Chen feng, Qi Fei-hu, Chen Mao-lin. Muti-distribution model for background subtraction in long term video surveillance system [J]. Journal of Infrared Millimeter Wave, 2002, 21(1): 59 ~ 63. [岑峰, 戚飞虎, 陈茂林. 长期视频监控系统的多分布模型背景差方法 [J], 红外与毫米波学报, 2002, 21(1): 59 ~ 63.]
- 7 Yu Sheng-sheng, Xiao De-gui, Zhou jing-li, et al. Adaptive background subtraction algorithm. [J]. Mini-Macro System. 2003, 24(7): 1131 ~ 1134. [余胜生,肖德贵,周敬利等. 自适应背景抽取算法[J]. 小型微型计算机系统, 2003, 24(7): 1131 ~ 1134.]
- 8 Lu Da-jin. Stochastic Process and the Application [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2001: 457 ~ 480. [陆大淦著. 随机过程及其应用[M]. 北京:清华大学出版社. 2001:457 ~ 480.]
- 9 Xie Ji-jian, Liu Cheng-ping. Fuzzy Mathematic and its Applications [M]. Wuhan: Press of Huazhong Science and Technology University, 1999: 124 ~ 157. [谢季坚, 刘承平著. 模糊数学方法及其应用 [M]. 武汉:华中科技大学出版社. 1999:124 ~ 157.]