

基于 SUSAN 边缘信息的阈值分割算法

吴从中 李俊

(合肥工业大学计算机与信息学院 合肥 230009)

摘要 基于边缘信息的阈值分割方法因为在保持目标轮廓和分割低对比度图像方面具有良好性能,特别适用于对工业生产图片的分割,但是传统方法普遍存在对噪声敏感和阈值难以选取的问题,针对这些问题,提出一种基于 SUSAN 边缘信息的自适应图像阈值分割算法,使用 SUSAN 特征响应描述像素的边缘信息,以有效抑制噪声和弱边界的影响。基于图谱理论的最小最大割阈值分割算法相比于其他分割算法时空复杂度大大降低,且获取的阈值全局最优。实验结果表明,该算法能够准确分割出目标,保留丰富的细节内容,对低对比度图像和噪声图像也有很好的分割效果,获取的阈值相比于传统算法更优。

关键词 SUSAN 算子,边缘信息,图论,最小最大割准则,图像阈值分割

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Image Threshold Segmentation Algorithm Based on SUSAN Edge Information

WU Cong-zhong LI Jun

(School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract Because of the good performance in maintaining the target profile and partitioning the object from low-contrast pictures, threshold segmentation method based on edge information is widely used and especially suitable for industrial production images. But traditional methods are sensitive to noise, and the threshold is hard to select. To solve these problems, in this paper, an adaptive image threshold segmentation algorithm based on edge information was presented. The proposed algorithm uses characteristic response of SUSAN to describe the edge information of pixels to suppress the effect of noise and weak boundaries. Time and space complexity is greatly reduced when using the min-max cut threshold segmentation algorithm based on graph spectral theory rather than other segmentation algorithms, and the received threshold is global optimum. Experimental results show that the algorithm can segment the target accurately and retain rich details at the same time, for low-contrast and noise images the algorithm also has good performance, and threshold is better than traditional algorithm.

Keywords SUSAN operator, Edge information, Graph theory, Min-max cut rule, Image thresholding segmentation

1 引言

图像分割是图像处理中的重要问题,其目的就是把图像中具有特殊涵义的不同区域区分开,分割的质量直接影响后续的目标检测、特征提取和目标识别的有效性^[1]。阈值分割作为一种简单有效的图像分割方法,实现简单、实时性好,特别是在重视运算效率的场合得到了广泛应用^[2],但是对低对比度、灰度分布不呈双峰特性的图像的分割效果不是很理想。边界分割方法通过检测目标的边缘点组成目标边界,从而完成对背景和目标的分割,很好地保留了目标的轮廓信息,但需要形成封闭的边界,计算复杂,这也成为其应用于实时系统的阻碍^[4]。

融合阈值分割和边界分割各有优点,很多学者对基于边缘信息的图像阈值分割方法做了大量研究,但是如何克服噪声的影响来选取合适的阈值一直是悬而未决的问题。李立源等人提出一种梯度强度均值法^[3],即获取目标图像的边缘后

对边缘像素的灰度做直方图统计,按照边缘像素的灰度级根据直方图加权求平均,所得就是图像的分割阈值 T。但是边缘像素在图像中只占一小部分,这种方法仅仅把边缘像素带入求解,忽略了图像中占大部分的非边缘像素对 T 的影响,而且在检测图像边缘过程中噪声对结果影响很大。刘平等提出一种抗噪声影响的形态学梯度算子^[4],保留了非边缘点的梯度信息,去除了噪声点对梯度值的影响,并根据梯度图像的良好单峰特性提出了一种基于统计特征的自适应阈值选取算法,但是这种基于统计特征的阈值选取算法随机性很强,精度不高。

图谱划分理论能够很好地表达图像信息且获取的解是全局最优的,为图像分割提供了一个新思路。Wu 和 Leahy 基于图谱的最小划分准则提出一种聚类方法,首次把图谱划分理论应用到图像分割中来^[5],然而该方法容易划分出图中孤立点。为了解决该问题,Shi 和 Malik 采用归一化的划分准则(Normalized Cuts)来描述两类间的距离^[6]。Ding 和 HE 等

人发现 Normalized Cuts 算法在类间重叠较大时,容易出现倾斜划分的问题,并提出了最小最大割的划分准则^[7],但是该方法复杂性高,实时性差,在很多实时视觉处理场合很难应用。刘雅坤等人提出了一种基于图谱理论的最小最大割阈值分割算法,可以快速求出图像的分割阈值^[8],其算法流程为:将图像映射为一个带权无向图,把图像中的单个像素作为无向图中的节点,把连接两个节点的边均赋予权值。根据图论的思想建立不同灰度点集的划分并保存在基于灰度级的权值对称矩阵 $M(256 \times 256)$ 中。根据最小最大割准则可递归计算灰度级矩阵 M 对应的图谱划分值,其最小的图谱划分值对应的门限即为分割图像的最佳阈值。

本文针对传统的基于边缘信息的阈值分割算法普遍存在的对噪声敏感、阈值难以选取的问题,提出了一种抗噪性好、能精确快速获取边缘信息图像阈值的自适应分割算法,使用 SUSAN 特征响应描述像素的边缘信息时抑制了噪声对结果的影响,确保了后续对特征响应图像分割的有效性;基于图谱理论的最小最大割阈值分割算法获取的解全局最优,保证了最终结果的合理性。

2 SUSAN 特征响应

SUSAN 算法首先由 Smith 和 Brady 在 1997 年提出^[9],其理论依据是图像中同一区域的内部特征是相同或相似的。选用一个圆形模板遍历整个图片,圆形模板的中心称为核心,把模板内像素灰度与核心的灰度值进行比较,若它们的灰度差异小于某个阈值,则认为他们是同值的,与核的灰度相同的像素数目之和即为 SUSAN 特征响应,称为模板的核同值区 (USAN 值)。

如图 1 所示,阴影部分表示目标区域,当核心处在边界附近时,USAN 区域(圆内阴影部分)较小(见图 1(a)),在角点附近时达到最小值(见图 1(a));当核心在目标内部离边界越远,USAN 区域越大(见图 1(c));当圆形模板完全处在目标内部时,USAN 区域达到最大(见图 1(d))。由此可见,USAN 区域的大小可以表征像素的边缘信息,当 USAN 区域小于某一个阈值时,就可认为该像素是边缘点。

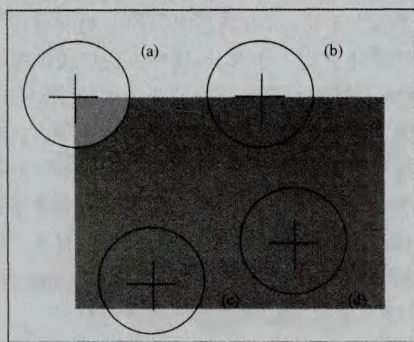


图 1 圆形模板遍历示意图

判别一个像素与核心是否同值的函数为:

$$c(r, r_0) = \begin{cases} 1, & |I(r_0) - I(r)| \leq t \\ 0, & |I(r_0) - I(r)| > t \end{cases} \quad (1)$$

其中, r_0 表示核心像素点, r 表示模板中其他任意像素点, $I(r_0)$ 表示核心像素的灰度值, t 是灰度差阈值。门限 t 的取值应该具有自适应的特点^[10], 根据不同的情况给出最优值, t 可以定义为:

• 120 •

$$t = m \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{i_{\max}} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n I_{i_{\min}} \right) \quad (2)$$

其中, $I_{i_{\max}}$ 表示最大灰度值, $I_{i_{\min}}$ 表示最小灰度值, n 通常取所有像素个数的 1/1000, 当 m 取 15% 时, 可以在不同对比度下很好地提取边缘特征。对模板内的像素逐次判别就可以计算核心像素 r_0 对应的 USAN 值 $n(r_0)$:

$$n(r_0) = \sum_{r \neq r_0} c(r, r_0) \quad (3)$$

依次对图像中的像素做 USAN 值计算就可以生成对应的边缘信息图像。圆形模板可以选用 3×3 的像素窗口模板, 但为了准确、稳定地判定边缘点, 本文选用 7×7 的像素窗口模板。如图 2 所示, 该模板包含关于核心对称的 37 个像素(实心点表示核心), 这样可以获得比较好的效果。

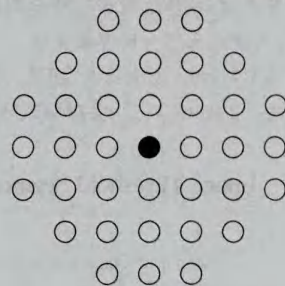


图 2 7×7 像素窗口模板

3 基于图谱理论的最小最大割阈值分割算法

任意特征空间的点集都可以采用一个无向图来表达。用一个无向图 $G=(V, E)$ 来表示要分割的图像, 其中 V 表示节点集合, 在这里对应于图像中的每个像素, E 是连接节点的边的集合, 给连接每两个节点的边赋予权值, $w(u, v)$ 表示节点 u 和 v 的相似程度, V 的基为 $N=|V|$ 。根据阈值 t 可以把图像的像素分为两个独立的子集 A 和 B , 如果 $f(x, y) \leq t$, 则 $(x, y) \in A$, 否则 $(x, y) \in B$ 。定义 $cut(A, B)$ 是这样的一个边的集合, 该集合中的边的断开会导致 A 和 B 的分开, 所以称为“割”, 如式(4)所示:

$$cut(A, B) = \sum_{u \in A, v \in B} w(u, v) \quad (4)$$

如果一个割的边的权值之和最小, 那么就称为最小割, 就是图像阈值分割的最优结果^[5]。上文已经提到该方法容易划分出孤立点, 采用最小最大割模型来描述 A 和 B 的分离度可以弥补这个缺点, 如式(5)所示:

$$Mcut(A, B) = \frac{cut(A, B)}{asso(A, A)} + \frac{cut(A, B)}{asso(B, B)} \quad (5)$$

其中, $asso(A, A) = \sum_{u \in A, v \in A} w(u, v)$ 为 A 中的节点之间的连接权值之和, $asso(B, B) = \sum_{u \in B, v \in B} w(u, v)$ 为 B 中的节点之间连接权值之和。对于灰度级为 S 的灰度图像, 令 $V = \{(i, j); i = 0, 1, \dots, n_h - 1; j = 0, 1, \dots, n_w - 1\}$, $L = \{0, 1, \dots, S - 1\}$, $f(x, y)$ 为图像在像素 (x, y) 处的灰度值, 其中 n_h 和 n_w 分别为图像的高度和宽度, 则 V 和 $f(x, y)$ 满足如下条件:

- (1) $f(x, y) \in L, (x, y) \in V$
- (2) $V_k = \{(x, y); f(x, y) = k, (x, y) \in V\}, k \in L$
- (3) $\bigcup_{k=0}^{\max} V_k = V, V_j \cap V_k = \emptyset, k \neq j, k, j \in L$

利用像素的灰度值和空间位置可以定义连接两个节点 u 和 v 的权值:

$$w(u, v) = \begin{cases} \exp\left(-\frac{\|I(u) - I(v)\|_2^2}{d_I} - \frac{\|X(u) - X(v)\|_2^2}{d_X}\right), \\ \quad \|X(u) - X(v)\|_2 < r \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (6)$$

其中, $I(u)$ 为节点 u 的灰度级, $X(u)$ 为 u 的空间位置, d_I 和 d_X 均为正的尺度因子, 控制对两节点的灰度差异和位置差异的敏感程度, 取值范围在 400~1000 和 4~30 比较合适^[11], $\|\cdot\|_2$ 表示向量的二范数。 r 表示两节点的有效距离, 超过这一距离就表示节点的相似程度为 0。上文提到根据阈值 t 可以得到两个子集 A 和 B :

$$A = \bigcup_{k=0}^t V_k, B = \bigcup_{k=t+1}^{S-1} V_k, k \in L \quad (7)$$

那么式(4)可转换为:

$$\begin{aligned} cut(A, B) &= \sum_{u \in A, v \in B} w(u, v) = \sum_{u \in A} \left[\sum_{v \in B} w(u, v) \right] \\ &= \sum_{i=0}^t \sum_{u \in V_i} \left[\sum_{j=t+1}^{S-1} \sum_{v \in V_j} w(u, v) \right] \\ &= \sum_{i=0}^t \sum_{j=t+1}^{S-1} \left[\sum_{u \in V_i, v \in V_j} w(u, v) \right] \end{aligned} \quad (8)$$

同理

$$asso(A, A) = \sum_{u \in A, v \in A} w(u, v) = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^i \left[\sum_{u \in V_i, v \in V_j} w(u, v) \right] \quad (9)$$

$$asso(B, B) = \sum_{u \in B, v \in B} w(u, v) = \sum_{i=t+1}^{S-1} \sum_{j=i}^{S-1} \left[\sum_{u \in V_i, v \in V_j} w(u, v) \right] \quad (10)$$

若令

$$cut(V_i, V_j) = \sum_{u \in V_i, v \in V_j} w(u, v) \quad (11)$$

为灰度级为 i 的节点与灰度级为 j 的节点间的总的边的权值之和, 那么式(8)一式(10)可以转化为:

$$cut(A, B) = \sum_{i=0}^t \sum_{j=t+1}^{S-1} cut(V_i, V_j) \quad (12)$$

$$asso(A, A) = \sum_{i=0}^t \sum_{j=0}^i cut(V_i, V_j) \quad (13)$$

$$asso(B, B) = \sum_{i=t+1}^{S-1} \sum_{j=i}^{S-1} cut(V_i, V_j) \quad (14)$$

根据该图像可以构造一个 $S \times S$ 的对称矩阵 M , 其元素 $m_{i,j} = cut(V_i, V_j)$, 且 $m_{i,j} = m_{j,i}$ 。对于 256 灰度级的灰度图像, M 的构造如图 3 所示, 因为 M 是对称矩阵, 所以仅表示出矩阵的上三角部分。

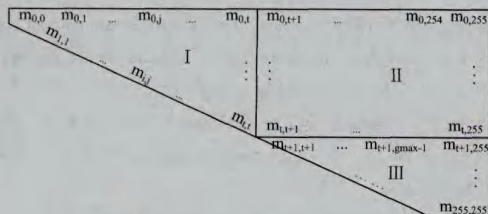


图3 256灰度级图像对称矩阵 M 的示意图

阈值 t 可以把 M 分成 3 个区域 I、II、III, 根据式(12)一式(14)可以看出 $asso(A, A)$ 、 $cut(A, B)$ 、 $asso(B, B)$ 分别对应于图 3 中 I、II、III 区域内的元素之和。对任意的 t 求取 I、II、III 区域内的元素之和, 就可以获取 $asso(A, A)$ 、 $cut(A, B)$ 、 $asso(B, B)$ 的值, t 的取值范围为 $(0, S-1)$, 根据式(5)循环获取 $Mcut(A, B)$ 的值, 其最小值对应的 t 即为最佳阈值。令 $Mcut_{min}$ 表示 $Mcut$ 的最小值, 算法可以表示如下:

第 1 步: 初始化 $t=0$ 和 $Mcut_{min}$ 以及图像对应的数据结构, 定义权值计算函数。

第 2 步: 构建图像带权图 $G=(V, E)$, 计算各边权值, 构造基于灰度级的权值矩阵 M 。

第 3 步: 根据矩阵 M , 计算图 G 对应于门限 t 的二划分 $Mcut(A, B)$ 的值。

第 4 步: 如果 $Mcut(A, B) < Mcut_{min}$, 那么将 $Mcut(A, B)$ 的值赋给 $Mcut_{min}$, 且将 t 的值赋给 T , 同时 t 自增 1, 如果 $t \leq S-1$, 跳到第 3 步; 否则退出。

第 5 步: 输出全局最优阈值 T 。

对于 256 灰度级的灰度图像, 以像素的灰度为特征时, 不论图像多大, 构造的矩阵 M 都是 256 阶的对称方阵。此算法中主要是加法运算, 对于每一个门限 t , 计算 $Mcut$ 的值需要执行 $255 \times (255-1)/2 \approx 2^{15}$ 次加法运算, 那么循环搜索 T 就需要做 $255 \times 2^{15} \approx 2^{23}$ 次加法。本文以 SUSAN 特征响应图像为分割对象, 图像中必存在最大的 USAN 值 u_{max} , 因为采用 37 个像素的模板, 所以 $u_{max} \leq 36$, 这里构建 $(u_{max}+1) \times (u_{max}+1)$ 阶对称方阵, 在获取 T 的过程中只需要循环 $u_{max}-1$ 次, 每次执行 $u_{max} \times (u_{max}-1)$ 次加法。经过实验验证, 本文中各相关参数按如下设置时可以取得比较好的效果: $Mcut_{min} = 100$, $d_I = 625$, $d_X = 4$ 。

4 完整算法步骤

Step 1 按式(2)一式(4)用 SUSAN 特征响应描述像素的边缘信息, 生成边缘信息图像。

Step 2 基于图谱理论的最小最大割阈值分割算法分割 SUSAN 边缘信息图像, 得到分割阈值 J 。

Step 3 根据阈值 J 得到边缘像素点集合, 由于其中目标边缘点和背景边缘点数量相等, 求其灰度平均值 T , 即为原始图像的最佳分割阈值。

Step 4 利用得到的阈值 T 对图像进行二值分割。

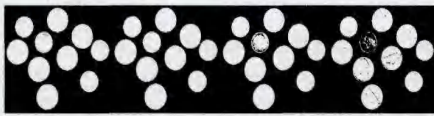
5 实验与分析

为了验证本文算法的性能, 如图 4 所示, 本文以各有特点的灰度 Coins 图像、Aerial 图像、加高斯噪声的 Aerial 图像作为实验对象, 将新算法与代表基于聚类分割的阈值分割方法的 Kittler 方法、代表基于熵的阈值分割方法的 Kapur 方法以及文献[4]的方法进行比较, 实验中各种参数都是自适应选取的。



图4 原始图像

图 5 自上而下依次显示了对图 4 中的原始图像的分割结果。对于有明确背景和目标的 Coins 图像, Kittler、Kapur 方法、文献[4]方法只分割出硬币的基本轮廓, 但是忽略了其他的边缘信息; 本文方法不仅把硬币完整地分割出来, 还保留了硬币中原本并不太明显的轮廓信息, 符合人眼的视觉特性。因为本文方法基于边缘信息获取的阈值, 所以就保证了该算法具有很强的轮廓保持能力, 获取的阈值比文献[4]方法更准确, 所以分割效果更好。



(a) Coins 图像分割结果



(b) Aerial 图像分割结果



(c) 加噪 Aerial 图像分割结果

从左到右依次为 Kittler, Kapur, 文献[4]方法、本文方法分割结果

图 5 分割结果比较

图 5(b)显示了对低对比度 Aerial 的分割结果。从该组实验结果中可以看出, Kittler 和 Kapur 方法丢失了大量的目标边界, 文献[4]方法虽然大体上能分割出目标的轮廓, 但是丢失了很多细节信息, 本文方法结果轮廓清晰, 具有丰富的细节, 甚至保留了原始图像中地形的纹理信息。本文方法用 SUSAN 特征响应描述边缘信息, 因为 SUSAN 算子对低对比度图像和弱边界有很好的边缘检测效果, 所以能在分割图像中极好地保留原图的主要边缘; 因为对非边缘像素的响应描述得更准确, 所以在分割结果中更能反映原图的非边缘细节信息。图 5(c)是对加了均值为 0、方差为 0.01 的高斯噪声的 Aerial 图像进行分割的结果, 与图 5(b)相比, 在有噪声的条件下, Kittler 方法、Kapur 方法及文献[4]都不同程度出现了边界弱化的现象, SUSAN 算子对局部噪声并不敏感, 能够有效抑制噪声对结果产生的不良影响, 可以看到结果边缘依然很清楚。

结束语 本文对传统的基于边缘信息的阈值分割算法进行改进, 引入 SUSAN 特征响应描述图像信息, SUSAN 算法的求和运算使其对局部噪声并不敏感, 同时保留了非边缘像素的边界响应, 保证了响应图像的完整性, 对响应图像采用分

割方法能得到全局最优解。对灰度 Coins 图像、Aerial 图像、加高斯噪声的 Aerial 图像的分割结果表明了本文算法在保持目标轮廓和分割低对比度图像方面的优势, 本文算法同样适用于有噪声的场合。但是 SUSAN 算法的运算速度比较慢, 如何提升生成特征响应图像的效率以更好地发挥阈值分割的实时性的优势, 对于处在目标和背景灰度相似之间的边界点该方法会造成边界点丢失以及如何提高该算法的适用性都是后期需要研究的重点。

参考文献

- [1] 章毓晋. 图像分割[M]. 北京: 科学出版社, 2001: 1-2
- [2] 付忠良. 图像阈值选取方法的构造[J]. 中国图像图形学报, 2000, 5(6): 466-469
- [3] 李立源. 一种强鲁棒性的完全确定快速阈值化方法[J]. 模式识别与人工智能, 1993, 6(3): 235-241
- [4] 刘平, 陈斌, 阮波. 基于边缘信息的图像阈值化分割方法[J]. 计算机应用, 2004, 24(9): 28-30
- [5] Wu Z Y, Leahy R. An optimal graph theoretic approach to data clustering: Theory and its application to image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 1993, 15(11): 1101-1113
- [6] Shi J, Malik J. Normalized Cuts and Image Segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888-905
- [7] Ding C H Q, He Xiaofeng, Zha Hongyuan. A Min-max Clustering Algorithm for Graph Partitioning and Data Clustering[C]// Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Data Mining. 2001: 107-114
- [8] 刘雅坤, 于双元, 罗四维. 基于最小最大割算法的阈值分割算法[J]. 计算机科学, 2014, 41(1): 95-99
- [9] Smith S M, Brady J M. A new approach to low level image processing[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45-78
- [10] 詹署, 孙乔博, 徐甲甲, 等. 融合 SUSAN 特征的医学图像 Graph cuts 算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2013, 27(6): 509-514
- [11] 陶文兵, 金海. 一种新的基于图谱理论的图像阈值分割方法[J]. 计算机学报, 2007, 30(1): 110-119
- [12] 王立新. 模糊系统与模糊控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 2003: 55-66
- [13] Zadeh L A. Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1973, 3: 28-44
- [14] Wang P Z, Zhang H M. Truth-Valued Flow Inference and It's Dynamic Analysis[J]. Journal of Beijing Normal University, 1989(1): 1-12
- [15] Pelletier F J. Metamathematics of Fuzzy Logic[J]. The Bulletin of Symbolic, 2000, 6(3): 342-346
- [16] Xiao Xi'an, Zhu Wu-jia. Propositional Calculus System of Medium Logic(III)[J]. Journal of Mathematics Research & Exposition, 1988, 8(4): 617-631
- [17] 张胜礼, 潘正华. 中介命题逻辑一种新的无穷值语义模型及意义[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(31): 45-49
- [18] Dung P M, Mancarella P. Production systems need negation as failure[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2002, 14(2): 336-353

(上接第 103 页)

- [5] Ferré S. Negation, Opposition, and Possibility in Logical Concept Analysis[C]//Ganter B, Kwuida L, eds. Proc. of the fourth International Conference on Formal Concept Analysis, LNAI 3874. Heidelberg: Springer Verlag, 2006: 130-145
- [6] Pan Zheng-hua. Fuzzy Set With Three Kinds of Negations in Fuzzy Knowledge Processing[C]// Proceedings of The Ninth International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Qingdao, China, 2010: 2730-2735
- [7] 潘正华. 模糊知识的 3 种否定及其集合基础[J]. 计算机学报, 2012, 35(7): 1421-1428
- [8] 潘正华. 区分 3 种否定的模糊命题逻辑形式系统及其应用[J]. 软件学报, 2014, 25(6): 1255-1272
- [9] Wang Shan-shan, Pan Zheng-hua, Yang Lei. Fuzzy Decision Making Based on Fuzzy Logic with Contradictory Negation, Opposite Negation and Medium Negation[M]//Lecture Notes in Computer Science. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2012, 7530: 200-208