

doi: 10.7690/bgzdh.2016.02.009

基于 SURF 与 BRISK 的遥感图像配准

仇荣超, 程 红, 孙文邦

(中国人民解放军空军航空大学航空航天情报系, 长春 130022)

摘要: 针对 SURF 算法在构建局部特征描述符阶段耗时过长的问题, 提出一种基于 BRISK 二进制特征描述符的改进 SURF 算法。应用 SURF 算法中快速 DoH (determinant of hessian) 算子检测特征点并确定主方向, 采用 BRISK 描述符进行特征描述, 通过匹配阶段采用汉明距离双向匹配和 RANSAC 算法剔除误匹配, 并利用最小二乘法获取精确配准模型完成图像的配准。对比实验结果表明: 该算法大幅提高了匹配速度, 其匹配性能也超越了原 SURF 算法, 能够较好地完成遥感图像配准。

关键词: SURF; BRISK; 双向匹配; 遥感图像配准

中图分类号: TP75 **文献标志码:** A

Remote Sensing Image Registration Based on SURF and BRISK

Qiu Rongchao, Cheng Hong, Sun Wenbang

(Department of Aviation & Spaceflight Intelligence, Aviation University of Air Force, Changchun 130022, China)

Abstract: To solve the problem that constructing local feature descriptors of SURF takes too much time, this paper proposed a novel method based on binary BRISK feature descriptor to improve remote sensing image matching speed. Firstly fast DoH (Determinant of Hessian) operator was applied to detect the feature points and determine the main direction. Then we used BRISK descriptor to describe the feature points, at the matching stage, we used two direction matching by Hamming distance and RANSAC algorithm to match again. Finally, the least square algorithm was applied to obtain accurate registration and complete image registration. Experimental results show that the algorithm can not only improve the matching speed significantly, but also the matching performance is beyond the original SURF algorithm, which can be used to complete the remote sensing image registration.

Keywords: SURF; BRISK; two direction matching; remote sensing image registration

0 引言

图像配准就是在空间上“对齐”两幅或两幅以上针对同一场景的不同图像。在实际获取图像时, 传感器、时间、分辨率、旋转、视角等均会引起图像之间的差异, 由此导致包含同一场景的两幅或多幅图像中的同名像素点空间关系模糊。在许多图像处理分析领域中, 如遥感图像处理、目标识别、计算机视觉等, 选取合适的配准模型和数学函数来消除图像之间的几何变换进而完成图像配准是十分必要的环节。

文中, 笔者关注的是基于特征的图像配准方法, 这类方法致力于通过图像间的空间关系和不变特征来寻找同名像素点。其中最著名的当属 David G. Lowe^[1]于 2004 年提出的 SIFT 特征点匹配方法, 该方法性能卓越, 但其使用 DoG 算子检测出了大量的冗余点, 并且构建局部特征描述子时运算量大, 耗

费时间长。Bay^[2]于 2006 年提出的 SURF 算法是 SIFT 的改进算法, 其利用简化近似的 DoH 算子检测出的特征点鲁棒性强并且可靠性好, 类似于 DoG 算子的近似估计能够以精度损失很小的代价来极大地提高速度, 同时其性能总体上超越了 SIFT, 计算速度较 SIFT 快 3 倍; 但是其依然需要大量时间去构建局部特征描述符, 难以满足实时性要求高、计算能力和内存空间有限的场合。近年来, 国外研究人员提出一些新的特征点检测方法, 如 Rosten 等^[3]于 2006 年提出 FAST 算子以及 Mair 等^[4]于 2010 年提出的 AGAST 算子, 以上算法计算简单, 检测特征点的速度快; 但是可靠性差, 检测性能要逊于 DoG 算子和 DoH 算子。同时新的局部特征描述子也相继出现, 目前最常见的 4 种分别是 Calonder 等^[5]于 2010 年提出的 BRIEF 描述符、Rublee 等^[6]于 2011 年提出的 ORB 描述符、Leutenegger 等^[7]于 2011 年提出的 BRISK 描述符以及 Alahi 等^[8]于 2012 年提

收稿日期: 2015-10-16; 修回日期: 2015-11-22

基金项目: 全军军事类研究生资助课题(2013JY514)

作者简介: 仇荣超(1990—), 男, 江苏人, 硕士, 从事图像配准研究。

出的 FREAK 描述符。这些描述符都属于二进制特征描述符，在计算速度上较 SIFT 和 SURF 有着明显优势，实时性高，运行速度提高了一个数量级以上，同时对内存要求低。Dagmawi Bekele 等于 2013 年在文献[9]中就 BRIEF、ORB、BRISK、FREAK 和 SIFT 共 5 种局部特征描述符的性能进行了比较，比较结果显示，BRISK 在 5 种二进制特征描述符中性能仅逊于 SIFT。

综合考虑遥感图像匹配时的精度和速度要求，笔者在前人研究的基础上，首先借助于 SURF 中的快速 DoH 算子检测特征点以及 BRISK 二进制特征描述符进行局部特征描述，极大地提高了算法的实时性，以此实现了高质量、高速度的遥感图像匹配。

1 快速 DoH 检测子

1.1 建立积分图像

SURF 算法借助积分图像^[10]实现在不同尺度上的快速特征点检测，检测效率大大提高。

1.2 快速 DoH 检测算子

SURF 算法中利用近似 DoH 算子完成在不同尺度空间上的特征点快速检测，其在计算速度和精度上都具有良好表现。通过箱式滤波器(Box Filter)近似高斯二阶导数(D_{xx}, D_{yy}, D_{xy})来确定 Hessian 矩阵的值^[2]，公式如下：

$$\det(H) = D_{xx}D_{yy} - (wD_{xy})^2 \tag{3}$$

尺度空间通常对原始图像重复采用高斯平滑和不断下采样，最终以图像金字塔的形式实现。SURF 算法中则是将具有相同计算速度的任何尺寸的箱式滤波器直接应用到原始图像上来分析尺度空间。

为了在图像空间和尺度空间中定位特征点，SURF 算法在 $3 \times 3 \times 3$ 邻域范围内进行非极大值抑制，采用 Brown 等的方法^[11]在尺度空间和图像空间中，进行插值运算来获取亚像素级的定位精度，由此获得稳定的特征点及其所在的位置和尺度。

1.3 主方向确定

为了保证局部特征的旋转不变性，需要确定特征点的主方向。首先在特征点周围半径为 $6s$ (s 为特征点所在尺度)的圆形区域内，计算 Haar 小波在 x 、 y 方向上的响应值 (Haar 小波波长为 $4s$)。然后在特征点中心采用高斯加权 ($\sigma = 2.5s$)，在角度为 $\pi/3$ 的滑动窗口内统计 x 、 y 方向上，Haar 响应值之和得到一个新的向量，遍历完整个圆形区域后把幅度最

长向量的方向定义为特征点的主方向。

2 DoH 检测子结合 BRISK 描述符

考虑到 SURF 算法在特征描述阶段与特征匹配阶段耗时较多，难以满足实时性要求高的场合。笔者利用 SURF 算法中性能优良快速 DoH 检测子提取包含尺度、位置以及方向信息的特征点，然后采用 BRISK 二值特征描述符进行特征描述，极大地提高了运算速度；在特征匹配阶段，采用双向汉明距离匹配和利用 RANSAC 剔除误匹配，最后使用最小二乘法确定图像之间的变换模型，进行重采样和图像插值完成图像配准。文中方法流程如图 1。

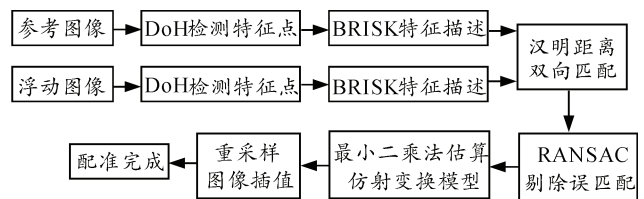


图 1 图像配准算法流程

2.1 BRISK 二值特征描述

BRISK 二进制描述符通过特征点周围像素点对简单的强度对比直接产生二进制比特串，计算特征点之间的相似距离简单有效，占用内存少。

图 2 所示为 BRISK 二进制特征描述子的采样模式图，其在以特征点为中心的 40×40 方形区域内定义 N ($N = 60$) 个采样位置，采样位置等间距分布在多个同心圆上。为了降低噪声点影响，增强描述符的鲁棒性，BRISK 使用方差为 σ_i 的高斯函数平滑每个采样位置的灰度值， σ_i 与采样点在相应圆圈上的距离成正比。

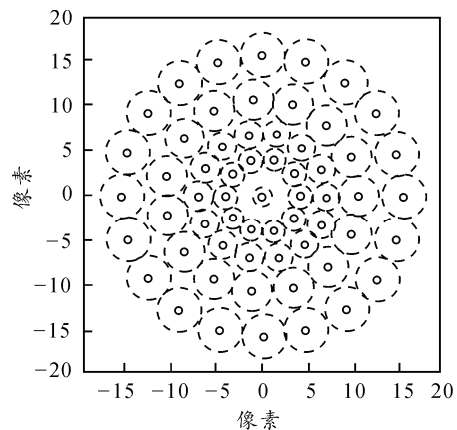


图 2 BRISK 采样模式

对于图像中的每一个特征点 k ，BRISK 考虑了

$N(N-1)/2$ 个采样点对集 (p_i, p_j) ，这些点对平滑后的强度值分别为 $I(p_i, \sigma_i)$ 和 $I(p_j, \sigma_j)$ ，采样点对集 Ω 定义如下：

$$\Omega = \{(p_i, p_j) \in R^2 \times R^2 \mid i < N \wedge j < i \wedge i, j < N\}. \quad (4)$$

同时定义了短距采样点对集 S 和长距采样点对集 L ：

$$\left. \begin{aligned} S &= \{(p_i, p_j) \in \Omega \mid \|p_j - p_i\| < \delta_{\max}\} \subseteq \Omega \\ L &= \{(p_i, p_j) \in \Omega \mid \|p_j - p_i\| > \delta_{\min}\} \subseteq \Omega \end{aligned} \right\}. \quad (5)$$

阈值通常取 $\delta_{\max} = 9.75s$ (s 为特征点所在尺度)， $\delta_{\min} = 13.67s$ 。

笔者采用 SURF 算法来估计特征点的主方向，所以在此不再讨论 BRISK 算法中特征点主方向的确定方法，将直接采用 BRISK 的描述符构建方法。首先，以特征点 k 为中心将采样模板沿特征点主方向 α_k 进行旋转操作。其次，由所有短距采样点对 $(p_i^\alpha, p_j^\alpha) \in S$ 进行强度对比级联获得比特向量描述符，每个比特 b 按下式比较得到：

$$b = \begin{cases} 1 & I(p_j^\alpha, \sigma_j) > I(p_i^\alpha, \sigma_i), \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (6)$$

$$\forall (p_i^\alpha, p_j^\alpha) \in S.$$

最终可以得到特征点 k 的 512 比特的 BRISK 二进制特征描述符 d_k 。

2.2 改进的特征匹配

1) 汉明距离双向匹配。

BRISK 描述符是 1 和 0 组成的二进制比特串，采用汉明距离(异或操作)可以实现其高速的匹配，效率突出。基于最近邻汉明距离的匹配原理，笔者首先从图像 1 到图像 2 进行“蛮力法”匹配(bruteforce)得到正向匹配点对集；然后再从图像 2

到图像 1 进行“蛮力法”匹配得到反向匹配点对集，保留正向匹配点对集和反向匹配点对集中共有的匹配点对，最终可以得到一对一的特征匹配点对集，从而完成特征点的初始匹配。

2) RANSAC 剔除误匹配。

RANSAC 算法容错能力强，对噪声点和误匹配点鲁棒性强，能够较好地剔除误匹配点对；所以，笔者采用基于仿射变换模型的 RANSAC 算法获得稳定的、精度高的最佳匹配点对集。

3) 最小二乘法求解变换模型。

为了进一步提高图像配准的精度，笔者采用最小二乘法求解仿射变换矩阵。最终通过双线性插值和重采样完成图像配准。

3 实验结果与分析

为了验证文中算法的有效性和优越性，笔者就 SIFT、ORB、BRISK、SURF 以及文中方法进行了实验对比分析，所有算法均采用双向匹配并结合 RANSAC 算法。实验环境为 4.0 GB 的 RAM，3.40 GHz 的 CPU，实验工具为 Visual Studio 2010 和 Matlab 2009b。

3.1 评价标准

文中评价标准参照文献[12]，笔者采用检测率用来衡量匹配性能的好坏，利用检测率柱状图来客观形象地展示检测率高低。检测率(R)定义为正确匹配点对数和所有可能匹配点对数的比值：

$$R = \frac{\text{Number of Correct Matches}}{\text{Number of Possible Matches}}. \quad (7)$$

3.2 文中方法和 SURF 算法的实验对比

实验图片为谷歌地球上下载的可见光卫星遥感图像，共 6 幅实验图像，大小均为 256×256 。文中 SURF 算法中阶数 Octaves 取 4，层数 Layers 取 2，BRISK 算法中像素点角点检测阈值 thresh 取 30。性能指标有旋转不变性、尺度不变性、抗模糊性、耗费时间。



(a) 田地



(b) 城区 1



(c) 足球场

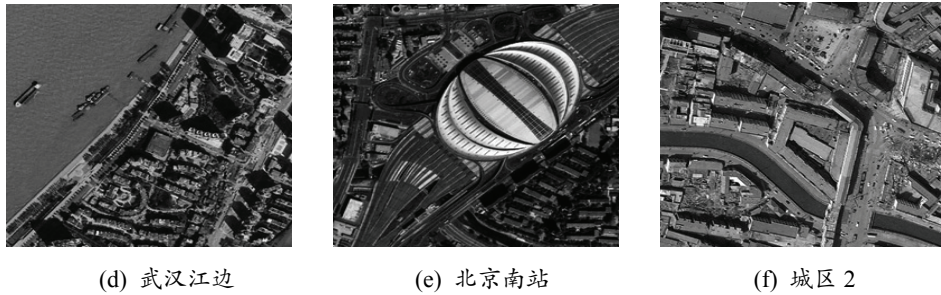


图 3 测试图像

图 3 中为 6 幅测试图像对应场景。

实验 1: 旋转不变性、尺度不变性、抗模糊性的对比。

图像旋转不变性的对比实验中将所有 6 幅图像旋转 30°, 从对比图 4(a)中可以看出, 文中方法和 SURF 算法的旋转不变性大致相当。

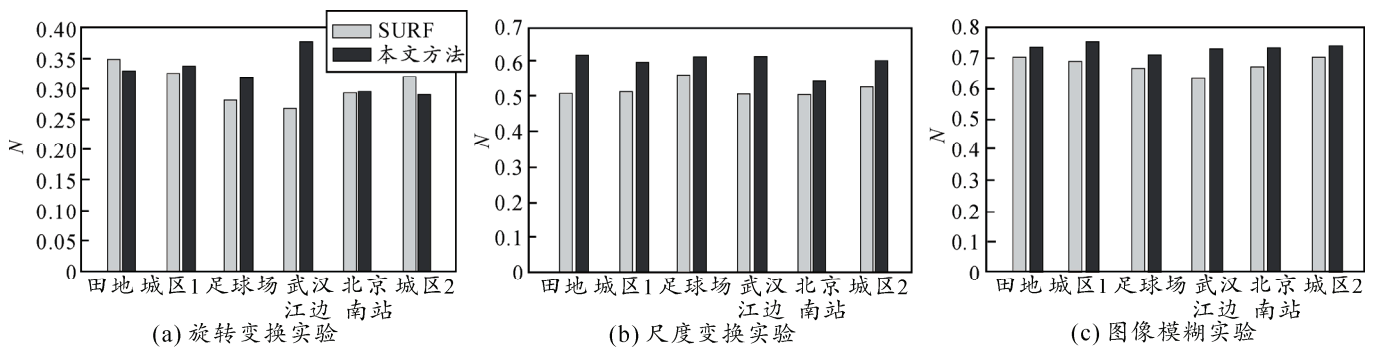


图 4 实验对比

图像尺度不变性的对比实验中, 笔者将所有 6 幅图像放大 1.3 倍。从对比图 4(b)中可以清楚地看出, 文中方法的尺度不变性明显强于 SURF 算法。由实验数据可以得到, 文中方法的平均检测率要比 SURF 算法高约 14%。

图像抗模糊性的对比实验中, 笔者首先采用标准差为 1 的高斯函数对 6 幅图像进行平滑处理。从对比图 4(c)中可以看出, 文中方法的抗模糊性能要强于 SURF 算法。由实验数据可以得到, 文中方法

的平均检测率要比 SURF 算法高约 8%。

实验 2: 耗费的时间的对比。

在算法耗费的时间的对比实验中, 由于特征点的检测时间相同, 所以笔者只进行了特征描述阶段和特征匹配阶段的耗费的时间的对比。由表 1 计算可得, 文中方法的特征描述速度约是 SURF 算法的 56 倍; 由表 2 笔者可以计算出, 文中方法双向匹配的速度约是 SURF 算法的 70 倍。对比实验结果表明, 文中方法极大地增强了 SURF 算法的实时性。

表 1 特征描述时间对比

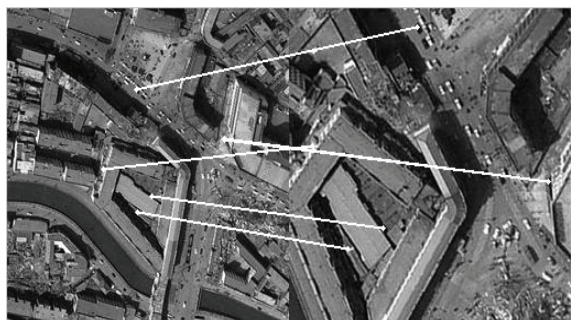
匹配算法	田地	城区 1	足球场	武汉江边	北京南站	城区 2	平均时间
SURF	0.925	1.001	1.034	0.767	0.980	1.001	0.951
文中方法	0.013	0.017	0.020	0.015	0.019	0.019	0.017

表 2 双向匹配时间对比

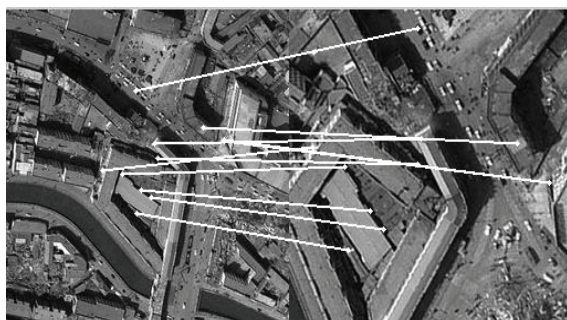
匹配算法	田地	城区 1	足球场	武汉江边	北京南站	城区 2	平均时间
SURF	1.525	1.607	1.655	1.330	1.588	1.612	1.553
文中方法	0.012	0.021	0.023	0.021	0.031	0.025	0.022

3.3 匹配结果图

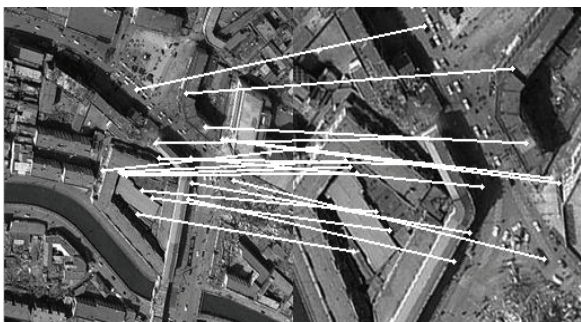
2 幅实验图像之间同时存在旋转、尺度、光照以及视角的变换, 各方法的匹配结果如图 5 所示。



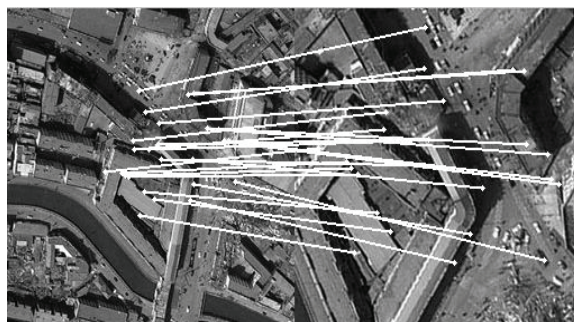
(a) BRISK 算法匹配结果



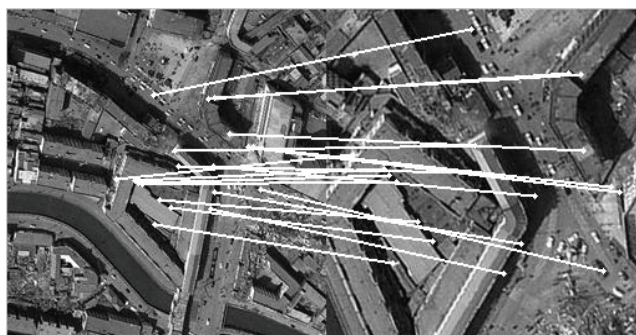
(b) ORB 算法匹配结果



(c) SIFT 算法匹配结果



(d) SURF 算法匹配结果



(e) 文中算法匹配结果

图 5 匹配结果对比

表 3 各算法正确匹配点对数目

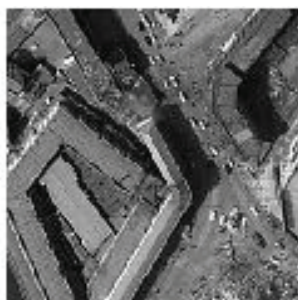
匹配算法	BRISK	ORB	SIFT	SURF	文中方法
成功匹配点对数	10	5	33	17	22

从实验图 5 和表 3 中可以看出：当图像同时存

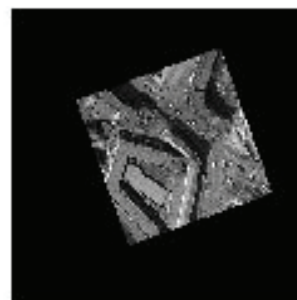
在旋转、尺度变换、光照变换以及视角变换时，文中算法依旧能够保持良好的匹配性能。比较得知：文中算法的匹配性能强于 BRISK、ORB 和原 SURF 算法，但比 SIFT 算法逊色。文中方法的配准完成结果如图 6。



(a) 参考图像



(b) 待配准图像



(c) 配准完图像

图 6 配准结果图

4 结论

笔者针对 SURF 算法构建特征描述符时间过长的问题, 结合 BRISK 二进制特征描述符, 提出一种改进的 SURF 算法, 快速准确地完成了遥感图像的匹配任务。对比实验结果表明: 文中方法总体上超越了 SURF 原算法, 尤其在局部特征描述阶段和特征匹配阶段, 其运算速度均是 SURF 算法的 50 倍以上, 在大大提高实时性的同时, 仍然能保持良好的匹配性能。如何进一步提高特征匹配的性能和选择更高效的匹配策略将是笔者未来研究工作的重点。

参考文献:

- [1] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International journal of computer vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [2] Bay H, Tuytelaars T, Van Gool L. Surf: Speeded up robust features[M]. Computer Vision-ECCV, 2006: 404-417.
- [3] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection[M]. Computer Vision-ECCV, 2006: 430-443.
- [4] Mair E, Hager G D, Burschka D, et al. Adaptive and generic corner detection based on the accelerated segment test[M]. Computer Vision-ECCV, 2010: 183-196.
- [5] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. Brief: Binary robust independent elementary features[M]. Computer Vision-ECCV, 2010: 778-792.
- [6] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF[C]. Computer Vision (ICCV), 2011: 2564-2571.
- [7] Leutenegger S, Chli M, Siegwart R Y. BRISK: Binary robust invariant scalable keypoints[C]. Computer Vision (ICCV), 2011: 2548-2555.
- [8] Alahi A, Ortiz R, Vanderghaynst P. Freak: Fast retina keypoint[C]. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012: 510-517.
- [9] Bekele, D, Teutsch, M, Schuchert, T. Evaluation of binary keypoint descriptors[M]. Image Processing (ICIP), 2013: 3652-3656.
- [10] Crow F C. Summed-area tables for texture mapping[J]. ACM SIGGRAPH computer graphics, 1984, 18(3): 207-212.
- [11] Brown M, Lowe D G. Invariant features from interest point groups[C]. BMVC, 2002: 1-10.
- [12] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.