

Part 1. Harris Corner Detection

(a) 當 gaussian kernel size 越大, 每個 pixel 的值會取周圍更多 pixel 來參考, 因此圖片也模糊的越嚴重

blurred images:

image 1 with kernel size = 5

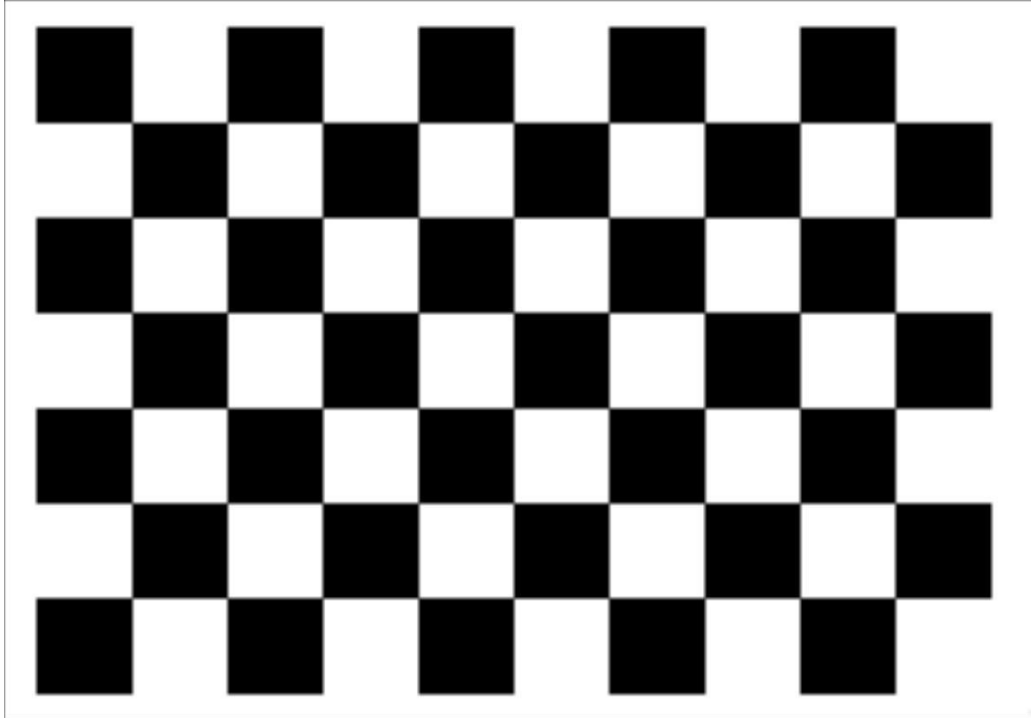
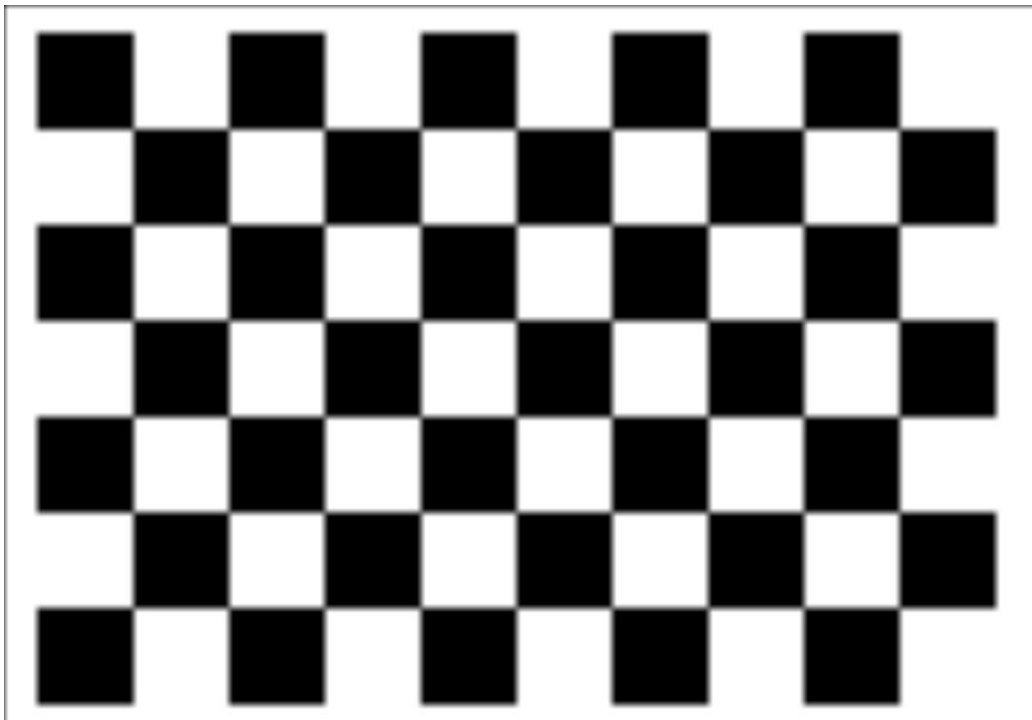


image 1 with kernel size = 10



在gaussian kernel size比較大的時候，對edge的模糊程度會越大，因此可以從圖片中看到kernel size = 5的時候能夠detect到更細節的edge

detected edge:

image 2 with kernel size = 5

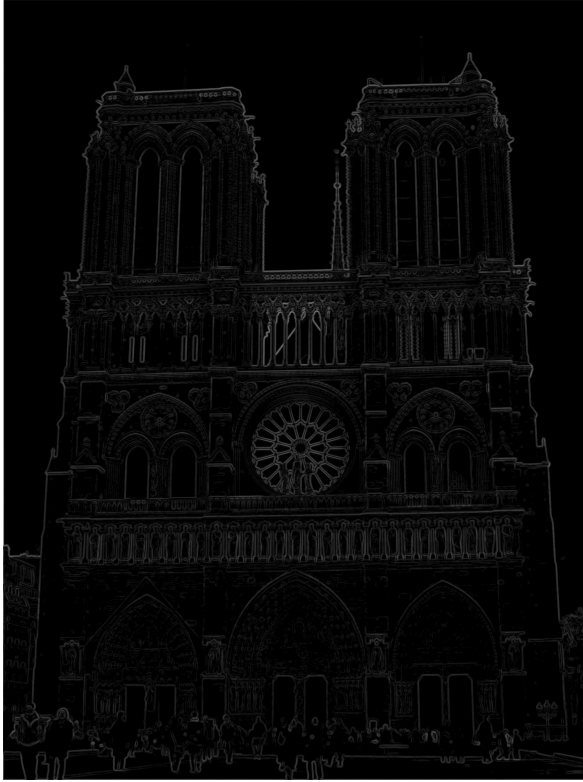
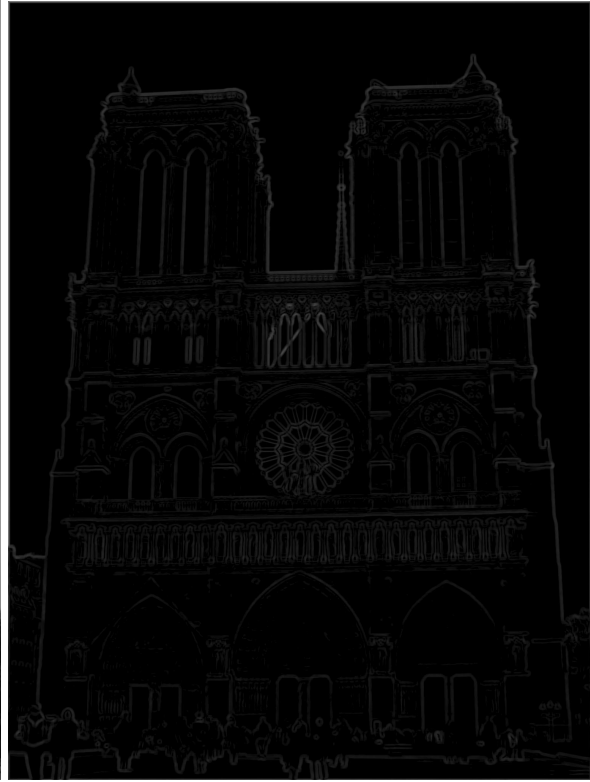


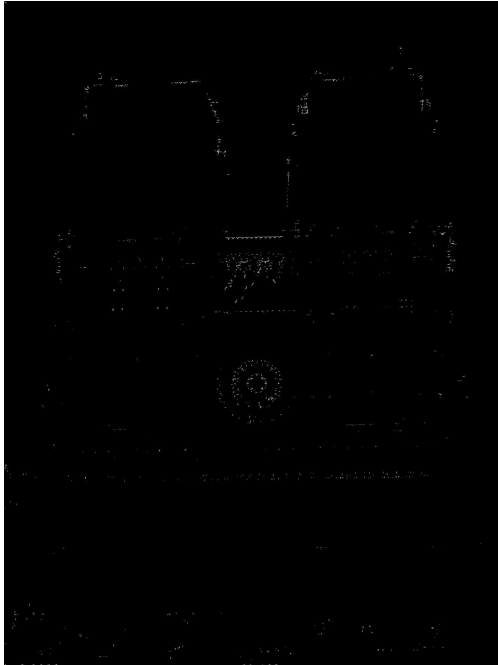
image 2 with kernel size = 10



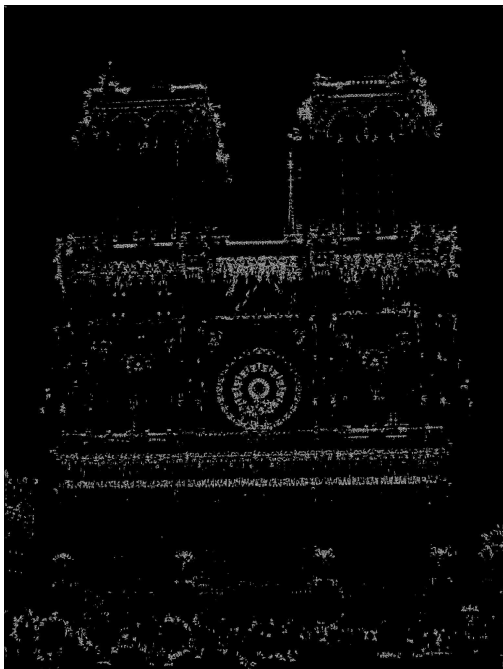
(b)

當structure tensor的window size越大，每個pixel算出來的 $R = \det(H) - k * \text{trace}(H)^2$ 會越大，超過threshold的R值越多，因此越多點被視為corner

smaller eigenvalue with window size = 3 * 3

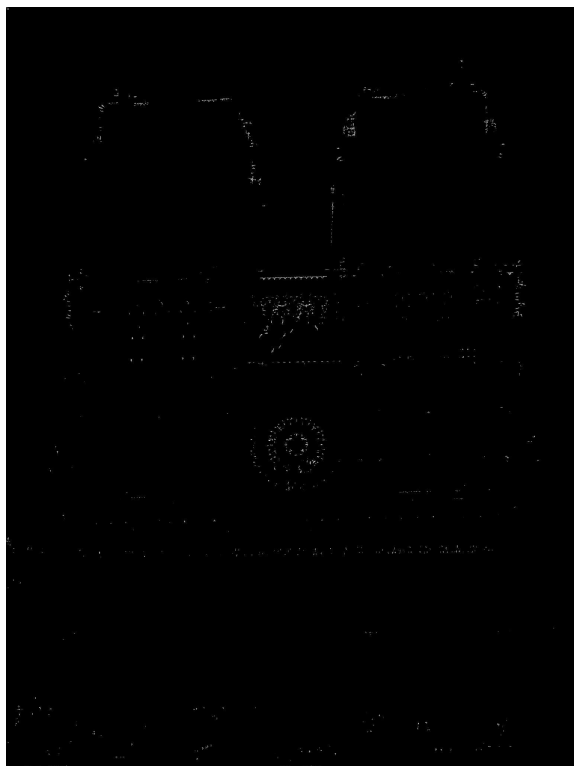


smaller eigenvalue with window size = 5 * 5



(c) NMS的過程是在每個固定大小的範圍取一個local maximum作為該區域的代表，讓標示corner的點不會這麼密集

before NMS



after NMS



(d) 從結果可以看出，在rotation之後偵測到的點和原本差不多，但在scale之後偵測到的corner少了很多，因此Harris detector是rotation-invariant。這是因為圖片在旋轉之後，corner的梯度不會變化太多，而scale則會讓原本某些被視為corner的梯度變小，進而減少detect到的corner。

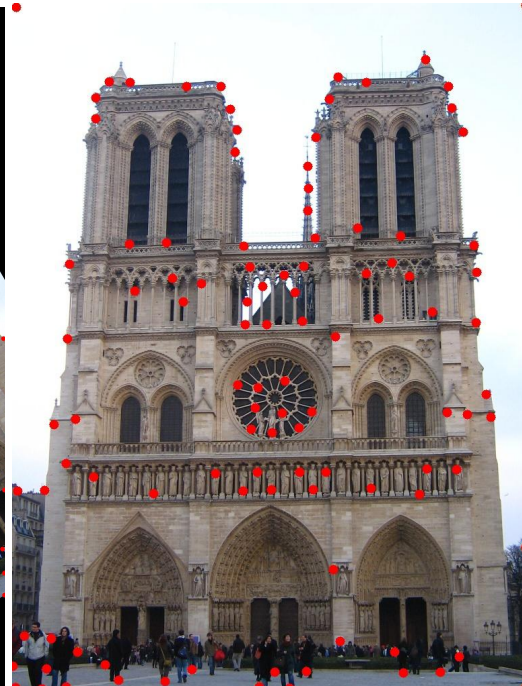
original



rotation

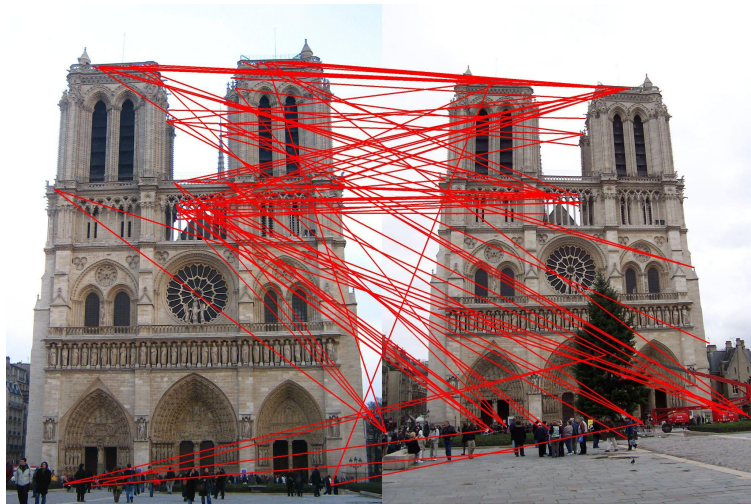


scale



Part 2. SIFT interest point detection and matching

(a) 在原本nearest-neighbor matching的作法是拿第一張圖的每個interest point, 去第二張圖裡面找到和它距離(Euclidean distance)最小的interest point, 並將這兩個點直接視為一個matching。從圖片中可以看到, 左邊有許多建築物上的點被mis-match到右圖的地上, 這是因為這些matching本身的dist不夠小, 而且在這個matching中, 左邊的點有可能在右圖找到第二小的dist會和最小的dist差不多, 這樣會產生ambiguous的問題。



(b) 這邊我使用原本的nearest-neighbor matching, 並且在圖中去找更多的interest point, 在這些matching中取出前25%最小distance的matching, 以確保這些matching的distance足夠小。而在這些取出來的matching中, 進一步做ratio-test, 也就是去看左圖的interest point和右圖最小的dist以及第二小的dist是否差距夠大 ($\text{min_dist} / \text{second_min_dist} < \text{threshold}$), 如果差距足夠大的話就視為一個好的matching, 如此可以避免ambiguous matching的問題。這張圖中有123個matching, 和上圖100個matching的數量差不多, 但大量減少了mis-matching。

