

Learning Hand-Eye Coordination for Robotic Grasping with Deep Learning and Large-Scale Data Collection

<input checked="" type="checkbox"/> 10-20%	<input checked="" type="checkbox"/>
<input checked="" type="checkbox"/> 20-40%	<input checked="" type="checkbox"/>
<input checked="" type="checkbox"/> 40-60%	<input checked="" type="checkbox"/>
<input checked="" type="checkbox"/> 60-80%	<input type="checkbox"/>
<input checked="" type="checkbox"/> 80-100%	<input type="checkbox"/>
≡ Keyword	
🔗 URL	
≡ 備註	
⋮ 論文性質	basic grasping

Abstract

該輪藉由一種手眼協調的學習方法，從圖像中讓機器手臂學習抓取物品，為此訓練了一個大型的卷積神經網絡預測手臂在空間中運動時的成功抓取概率，僅使用單眼相機，不用關心相機校准或和手臂姿勢。該方法使得網絡了解場景中夾爪和物體的空間關係，從而學習手眼協調。為了訓練模型，在兩個月的時間內收集了80萬次抓取(trajecotory)，使用14個機器手臂不斷的蒐集數據，但每台的相機位置和硬體有些微不同。結果實驗表明，該方法可以實現有效的實時控制，除了可抓取訓練(看過的)的物品外，還能抓取沒見過的物品。

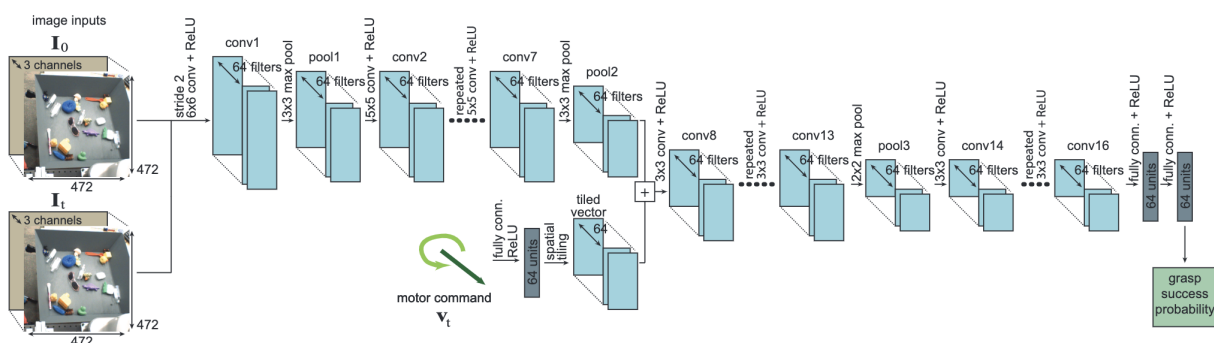
1. Introduction

該方法使用了兩個模塊：抓取預測器，使用卷積預測動作是否為成功地夾取。另一個是連續控制機制，使用卷積讓機器不斷的接受移動指令。藉著連續的動作決策找出最佳預測路徑，最終成功地抓取。整個手眼協調機智提供了算法能即時得到回饋，包括手臂的移動位置與物件，以應對不精確的手臂動作。

2. Related Work

機器手臂抓取是一個深受廣泛在探索領域上的技術，當一個完整的抓取調查出現時，我們參考了許多在此領域的完整性研究。廣泛的，抓取方法可分為幾何驅動跟數據驅動。幾何驅動，幾何方法對一個目標分析初適當的抓取姿勢，基於強制關閉標準或關進籠子。這些方法需要藉由畫面了解幾何性質，運用景深與立體感知，與先前的檢測模型做匹配。

4.1. Grasp Success Prediction with Convolutional Neural Networks



卷積的抓取方法構造如上圖，網路使用了當下圖片作為輸入，以及一張沒有被手臂阻擋視野(time=0)的照片，這兩張輸入照片做級聯(水平相加filter)，再送進卷積網路。

經過七層卷積後，提供一個有五個值的向量，包括位置與方向，再把向量平展著捲積，並跟第七層的輸出做級聯，再送進卷積，直到最後展開成為64個節點的DNN，最後經過sigmoid輸出成功的機率。

5.2. Data Collection

經過兩個月的時間，14臺手臂蒐集八十萬次的抓取(trajecetry)，沒有經過人工標注。操作員唯一介入的行為只有整理物品與開啟系統。初期的資料是藉由隨機抓取而蒐集，移動次數為2 step($T=2$)，兩次移動結束變會執行抓取指令，成功率在10%-30%。整個資料集

一半的資料是隨機抓取，剩下就用更新過的網路再蒐集。累積一定量樣本後，模型會再更新，並逐漸增加T step，從2升至10次。

怎麼判定抓取有無成功？該論文介紹兩種方法：首先是夾爪如果成功抓取物品，因為夾爪中間會有東西卡在中央，導致沒有完全閉合，以此可判定抓取有無成功，但因為有些物品，例如毛織物因無法夾取的完全，導致判定失效。另一個方法用before after方法，判斷影像中有無物品消失，來判斷是否成功抓取。

6.1. Experimental Setup

為了客觀評估該方法的成效，該論文設計了一些定量測試，這些測試物品都是不在訓練集出現過的。如圖8，物品包括辦公與家庭物品，包含較重、平坦的物品，還有性質較為柔軟或半透明物品。



Figure 8. Previously unseen objects used for testing (left) and the setup for grasping without replacement (right). The test set included heavy, light, flat, large, small, rigid, soft, and translucent objects.

實驗方式有兩種：第一種是取後放回，抓100次，但它可能會因算法持續抓取較簡易物品而影響成功率。第二種是取後不放回，實驗次數為4次，實驗總結前10、20、30次的失誤率， N 為抓取次數乘實驗次數。

without replacement	first 10 ($N = 40$)	first 20 ($N = 80$)	first 30 ($N = 120$)
random	67.5%	70.0%	72.5%
hand-designed	32.5%	35.0%	50.8%
open loop	27.5%	38.7%	33.7%
our method	10.0%	17.5%	17.5%
with replacement	failure rate ($N = 100$)		
random	69%		
hand-designed	35%		
open loop	43%		
our method	20%		

6.2. Comparisons

圖表表示著訓練集數量與準確率的關係。 M 為image資料數量，step慢慢從2增加至10，就全部樣本來說，後面的訓練數據意義更大，因為藉由前期的探索抓取簡單的物件，後期可以用嘗試用更多step抓取更難的物品，累積增加的樣本數據，進一步提升模型的準確度。

without replacement	first 10 $N = 40$	first 20 $N = 80$	first 30 $N = 120$
12%: $M = 182,249$	52.5%	45.0%	47.5%
25%: $M = 407,729$	30.0%	32.5%	36.7%
50%: $M = 900,162$	25.0%	22.5%	25.0%
100%: $M = 2,898,410$	10.0%	17.5%	17.5%

Table 2. Failure rates of our method for varying dataset sizes, where M specifies the number of images in the training set, and the datasets correspond roughly to the first eighth, quarter, and half of the full dataset used by our method. Note that performance continues to improve as the amount of data increases.

M指的是image數量

Discussion and Future Work

建構手眼協調的機器手臂抓取方法，並用類神經不間斷地執行抓取任務。透過14台實體機器與80萬次以上的抓取(trajecotory)，相機的姿態與夾爪具有些微不同差異。該方法不用透過相機校正，而是從資料反覆訓練修正模型，結果表示該方法可以有效抓取不同物體，包括沒見過的作品。



Figure 6. Images from the cameras of each of the robots during training, with each robot holding the same joint configuration. Note the variation in the bin location, the difference in lighting conditions, the difference in pose of the camera relative to the robot, and the variety of training objects.

