

硬體選配：

包含 V100 顯卡的工作站大概 80 萬以上[1]，詳細可能要經由伺服器廠商才能確定[2]。

也許可以使用可擴充的伺服器機架[2]或者多台相同型號的電腦組成 cluster[3,4]，例如：Nvidia 最新的單機 AI 開發電腦[5](python 端可能可以做到將 HyFyDy 單一節點所回傳的變數分佈式出去做 GPU 運算 ray cluster api[6]，需要進一步參考 DepRL source code 做確認)。可以做到隨著需求動態調整設備。

可能的風險是 [7]：

- 多台電腦間的網速需要配置特殊的網卡
- 分佈式運算服務的開銷

單純做 fine-tuning 可能用不到那麼大量的運算(使用 DepRL 作者提供的模型權重)，我們可以先用一台消費級電腦做做看，Hyfydy 在配上 RL 架構在消費級電腦上實際跑起來的狀況，由於在我筆電 windows 上的環境依賴問題一直解不掉，cuda 因為軟體版本而讀不到，目前猜測是因為作者的環境是基於 Linux 的，可能要等到重新申請 hyfydy 的 linux 試用才能確定。

- [1] [【新品主板】深度學習 NVIDIA 英偉達 DGX station Tesla V100 32G 顯卡 工作站 | 露天市集 | 全台最大的網路購物市集](#)
- [2] [企業伺服器採購專區 | 創捷 3C 採購網](#)
- [3] [了解叢集\(Cluster\)、叢集運算\(Cluster Computing\)與分散式運算 - GIGABYTE 技嘉科技](#)
- [4] [Computing Cluster | 運算叢集 - GIGABYTE 技嘉科技](#)
- [5] [Nvidia Project DIGITS：桌面 AI 超級電腦的革命進化](#)
- [6] [不用再手動分配計算資源？分散式計算 Ray Serve 介紹](#)
- [7] [请教组建集群的硬件和并行计算相关 - 高性能计算、集群、并行技术 \(HPC , Cluster , Parallel Computing\) - 计算化学公社](#)

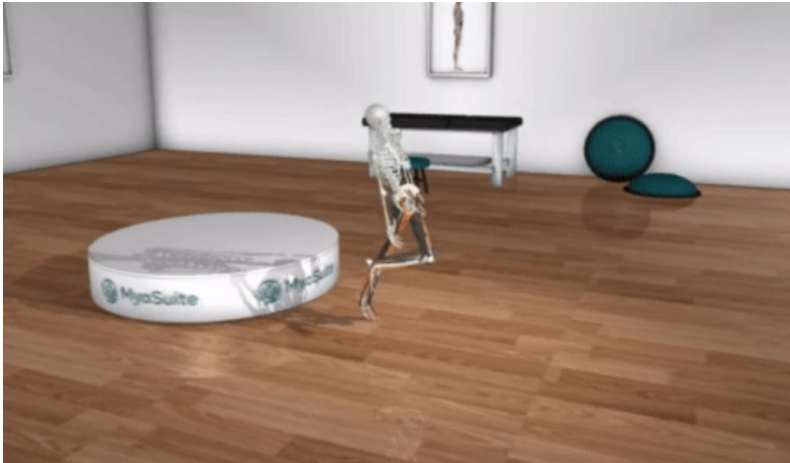
人體肌肉骨骼模型模擬開發所遇到的硬體需求：

SCONE 模擬的限制：

使用原先 Shooting method 的 open source SCONE 模擬軟體，其本質上是對 Opensim 物理引擎 forward dynamic 插件(同時也兼容 HyFyDy 引擎)，其團隊起初開發 SCONE 的用途是對於一般正常步態的人如果出現肌肉無力時的模擬 [Predicting gait adaptations due to ankle plantarflexor muscle weakness and contracture using physics-based musculoskeletal simulations - PubMed](#)，我們現在可以用 subject inverse method 所得到的資訊跑出模擬，但跟 subject(現在是智翔的資料)的相近程度有限制，因為 SCONE 提供的 Mimic function 並不多，另外 SCONE 模擬的行走模型泛用性應該有限制(可能只能在平地行走，不能走其它地形)，SCONE 環境下沒有提供 API 接口，只能使用內部的 Lua Script 去開發 evolutionary learning 的外骨骼 Controller 來進行模擬。

是否可以使用其他的模擬引擎？

移到 MuJoCo 中人體模型會因此失真，所以應該還是會用 SCONE 這個使用 Opensim 物理引擎的



方案，HyFyDy 是優化過後的 SCONE，創造物件或環境很方便，目前打算用他來做外骨骼的 model，否則就要用 Opensim 去做 model 但相對複雜很多，MuJoCo 以及 Myosuite 則是會造成人體模型失真(圖一)，OsimRL 則需要自己開發類似 HyFyDy 的 Forward Dynamic 方法。

圖一. MyoLeg 模型模擬失真

SCONEgym+DepRL 方案：

SCONEgym 是 SCONE 的 RL python API，雖然 Controller 跟 Measure function 無法沿用因為用的 ML 方法不同沒有轉移過來，但可以輕鬆的透過 OpenAI Gym 的寫出各種 Measure 方法。

目前所用的 Measure functions：

<< measures/Gait10.scone >>

<< measures/EffortWangCubed2000.scone >>

<< measures/DofKnee1.scone >>

<< measures/Grf14.scone >>

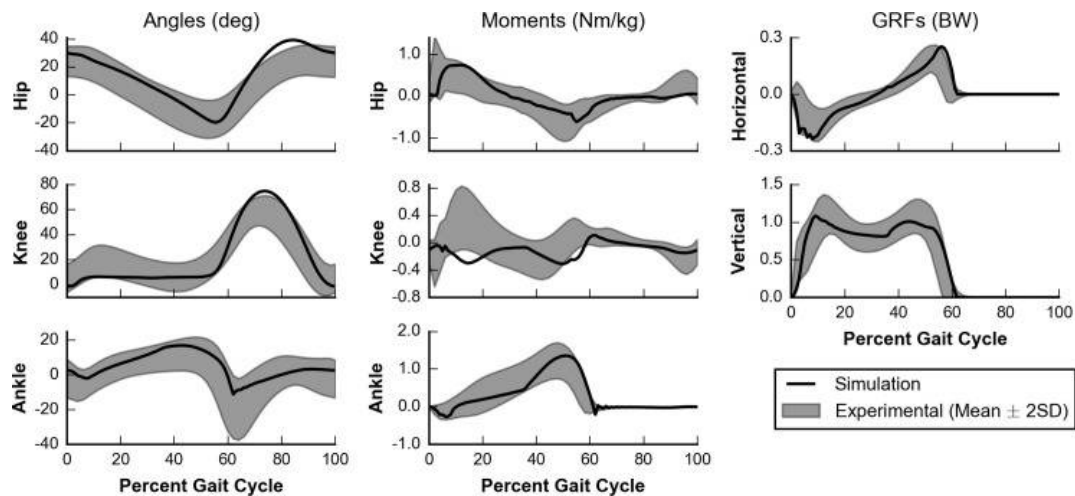
<< measures/mimic\_dofs\_path1\_01\_hfd.scone >>

<< measures/mimic\_path1\_01\_activations\_hfd.scone >>

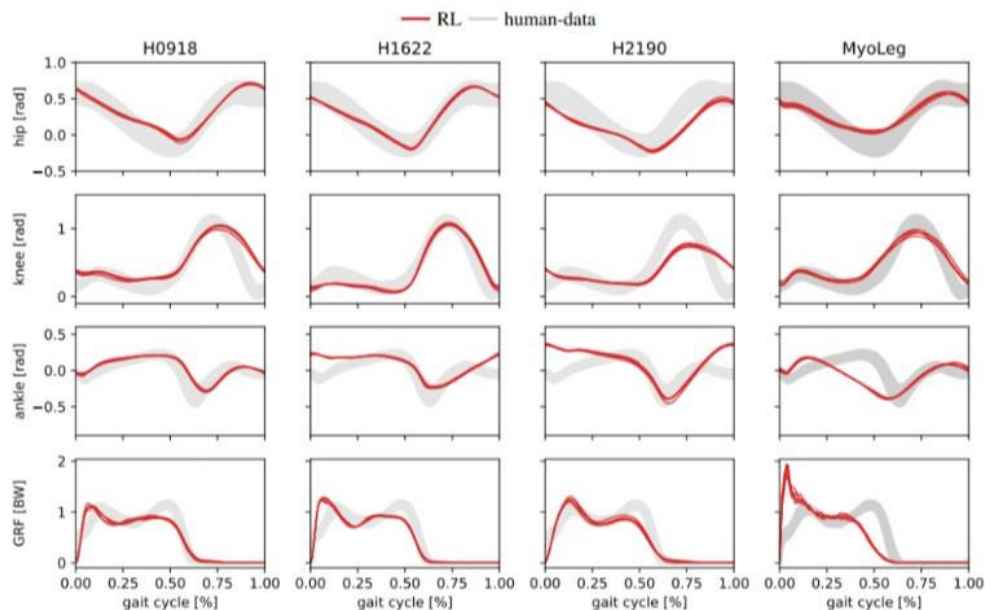
<< measures/torso\_ang\_vel\_z.scone >>

DepRL，[\[2206.00484\] DEP-RL: Embodied Exploration for Reinforcement Learning in Overactuated and Musculoskeletal Systems](#) 是直接不使用訓練資料，卻擁有比 SCONE 還接近真實的模擬數據(圖二、圖三)。目前會嘗試用 Dep 這個 Hebbian learning 的方法可以用來 offpolicy 的預訓練 model，未來如果要移到患者資料可能就不需要像 SCONE 方案那樣修改控制器。

但現在的運算設備可能不夠 train model(RL 方面，HyFyDy 用一般家用電腦就夠了)做出用戶專一的模型(圖四、五)，所以我們會先嘗試用作者提供的參數逆向做做 fine-tuning，把 DEP 訓練的模型結果加進去。



圖二.SCONE 模擬結果



圖三.DepRL 模擬結果，我們會使用 H0918 的模型

Training of each DEP-MPO agent for ostrich-run, the most computationally intensive environment, was executed on an NVIDIA V100 GPU and 20 CPU cores. Training for  $10^8$  iterations requires about 48 hours in real-time. Note that in general, we do train for 30 iterations for every 1000 environment interactions, which speeds up training with regard to the reported learning steps. See Sec. [B.6](#) for details.

圖四.DepRL 模擬設備，來源：[\[2309.02976\]](#) Natural and Robust Walking using Reinforcement Learning without Demonstrations in High-Dimensional Musculoskeletal Models

Machine specification	Number of cores	Memory	Storage	Typical use case
Minimum	2 (dual-core)	4 GB	SSD	Reasonable performance, one or two optimizations at a time
Good	4 (quad-core)	8 GB	SSD	Decent performance, up to three optimizations at a time
High-end	8	8+ GB	SSD	Good performance, up to six optimizations at a time
Super high-end	16	16+ GB	SSD	Great performance, up to twelve optimizations at a time
Epic	32+	16+ GB	SSD	Awesome performance, lots of simulations at a time

圖五.HyFyDy 官方建議的模擬設備