利用Run AI實現最佳叢集與GPU使用率

NetApp Solutions

NetApp
April 12, 2024

目錄

最佳叢集與GPU使用率搭配Run:AI

下列各節提供執行：AI安裝、測試案例及此驗證所執行結果的詳細資料。

我們使用業界標準基準測試工具（包括TensorFlow基準測試）來驗證此系統的運作和效能。ImageNet資料集用於訓練ResNet-50、這是著名的Convolutional Neuriency Network（CNN/有線新聞網路）DL影像分類模式。ResNet-50提供準確的訓練結果、並加快處理時間、讓我們能夠為儲存設備帶來足夠的需求。

執行：AI安裝

若要安裝Run：AI、請完成下列步驟：

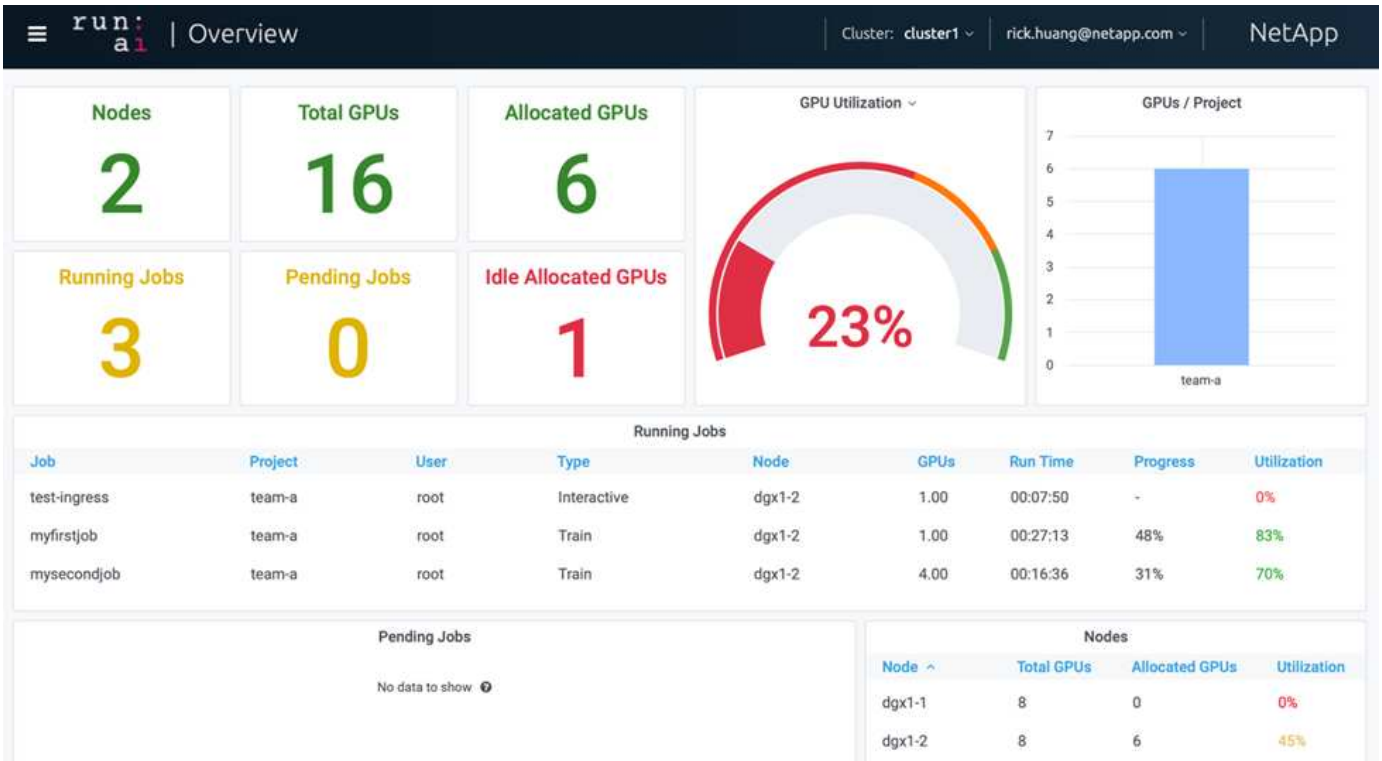
1. 使用DeepOps安裝Kubernetes叢集、並設定NetApp預設儲存類別。
2. 準備GPU節點：
   a. 確認GPU節點上已安裝NVIDIA驅動程式。
   b. 確認「nvidia-Docker」已安裝並設定為預設的泊塢視窗執行時間。
3. 安裝執行：AI：
   a. 登入 "執行：AI管理UI" 以建立叢集。
   b. 下載建立的「runai-oper-<clustername>.yaml」檔案。
   c. 將操作員組態套用至Kubernetes叢集。

```
kubectl apply -f runai-operator-<clustername>.yaml
```

4. 驗證安裝：
   a. 前往 "https://app.run.ai/"。
   b. 前往「總覽」儀表板。
   c. 確認右上角的GPU數量反映出GPU的預期數量、而GPU節點全都列在伺服器清單中。如需執行：AI部署的詳細資訊、請參閱 "在內部部署Kubernetes叢集上安裝Run:AI" 和 "安裝Run:AI CLI"。

執行：AI儀表板和檢視

在Kubernetes叢集上安裝Run:AI並正確設定容器之後、您會在上看到下列儀表板和檢視 "https://app.run.ai" 下圖所示。



叢集中共有16個GPU、由兩個DGX-1節點提供。您可以查看節點數量、可用的GPU總數、指派給工作負載的已分配GPU、執行中工作的總數、擱置中工作、以及閒置配置的GPU。右側的長條圖顯示每個專案的GPU、其中摘要說明不同的團隊如何使用叢集資源。中間是目前執行中工作的清單、其中包含工作詳細資料、包括工作名稱、專案、使用者、工作類型、 每個工作所在的節點、為該工作分配的GPU數量、工作目前的執行時間、工作進度百分比、以及該工作的GPU使用率。請注意、叢集使用率偏低（GPU使用率為23%）、因為單一團隊（「team A」）只提交三個執行中工作。

在下一節中、我們將示範如何在「專案」索引標籤中建立多個團隊、並為每個團隊分配GPU、以便在每個叢集有許多使用者時、將叢集使用率最大化並管理資源。測試案例模擬企業環境、在這些環境中、訓練、推斷及互動式工作負載之間共享記憶體與GPU資源。

為Data科學團隊建立專案並分配GPU

研究人員可以透過Run:AI CLI、Kubeflow或類似程序來提交工作負載。為了簡化資源配置並建立優先順序、Run:AI引進專案概念。專案是配額實體、可將專案名稱與GPU配置和偏好設定建立關聯。這是管理多個資料科學團隊的簡易方法。

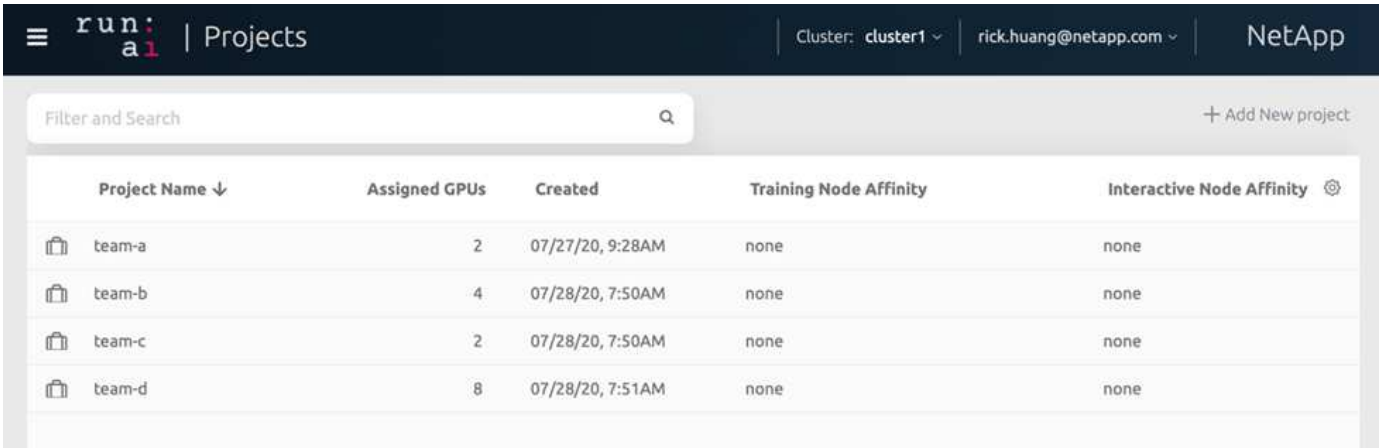
提交工作負載的研究人員必須將專案與工作負載要求建立關聯。Run:AI排程器會將要求與目前的配置和專案進行比較、並決定是否可以分配資源給工作負載、或是否應保持擱置狀態。

身為系統管理員、您可以在「執行：AI專案」索引標籤中設定下列參數：

- *模型專案。*設定每個使用者的專案、設定每個使用者小組的專案、以及針對真正的組織專案設定專案。
- *專案配額。*每個專案都會與GPU配額相關聯、以便同時分配給此專案。這是一個保證配額、因為無論叢集的狀態為何、使用此專案的研究人員都能獲得此數量的GPU。一般而言、專案配置的總和應等於叢集中的GPU數量。除此之外、此專案的使用者可能會收到過度配額。只要未使用GPU、使用此專案的研究人員就能取得更多GPU。我們在中示範過配額測試案例和公平考量 "透過過度配額GPU配置、實現高叢集使用率"、"基本資源配置公平性"和 "過度配額的公平性"。

- 建立新專案、更新現有專案、以及刪除現有專案。
- 限制在特定節點群組上執行工作。您可以指派特定專案、僅在特定節點上執行。當專案團隊需要專用的硬體（例如有足夠的記憶體）時、此功能非常實用。或者、專案團隊可能是以專業預算購買的特定硬體擁有者、或是當您需要將建置或互動式工作負載導向較弱的硬體、並將較長的訓練或無人管理的工作負載導向較快的節點時。如需群組節點及設定特定專案關聯性的命令、請參閱 "執行：AI文件"。
- 限制互動工作的持續時間。研究人員經常忘了關閉互動工作。這可能會導致資源浪費。有些組織偏好限制互動工作的持續時間、並自動關閉。

下圖顯示建立了四個團隊的專案檢視。每個團隊都會指派不同數量的GPU來處理不同的工作負載、GPU總數等於由兩個DGX-1組成的叢集中可用GPU總數。



在Run:AI CLI中提交工作

本節提供基本Run:AI命令的詳細資訊、可用於執行任何Kubernetes工作。它根據工作負載類型分為三個部分。AI / ML / DL工作負載可分為兩種一般類型：

- 無人蔘與的訓練課程。有了這些類型的工作負載、資料科學家就能準備好自行執行的工作負載、然後將其傳送執行。執行期間、客戶可以檢查結果。這類工作負載通常用於正式作業、或是在不需要人為介入的階段進行模型開發。
- 互動式建置工作階段。有了這些類型的工作負載、資料科學家就能開啟與Bash、Jupyter Notebook、遠端PyCharm或類似的IDE互動式工作階段、並直接存取GPU資源。我們在第三個案例中、使用連接埠執行互動式工作負載、以向容器使用者展示內部連接埠。

無人管理的訓練工作負載

設定專案並分配GPU之後、您可以在命令列使用下列命令來執行任何Kubernetes工作負載：

```
$ runai project set team-a runai submit hyper1 -i gcr.io/run-ai-
demo/quickstart -g 1
```

此命令會為團隊A開始無人值守的訓練工作、並分配單一GPU。工作是以「GCR.IO/RUN -AI DEMO / quickstart」樣本泊塢視窗影像為基礎。我們將工作命名為「hyper1」。然後您可以執行下列命令來監控工作的進度：

```
$ runai list
```

下圖顯示「Runai list」命令的結果。您可能會看到下列一般狀態：

- 「ContainerCreating」。Docker容器正在從雲端儲存庫下載。
- 「待處理」。工作正在等待排程。
- 《執行中》。工作正在執行中。

```
~> runai list
Showing jobs for project team-a
NAME    STATUS   AGE  NODE                                  IMAGE                        TYPE         PROJECT  USER   GPUs
hyper1  Running  11s  gke-dev-yaron1-gpu-4-pool-154f511d-5nk5  gcr.io/run-ai-demo/quickstart  Train        team-a   yaron  1
```

若要取得工作的其他狀態、請執行下列命令：

```
$ runai get hyper1
```

若要檢視工作記錄、請執行「Runai logs <job-name>」命令：

```
$ runai logs hyper1
```

在此範例中、您應該會看到正在執行的DL工作階段記錄、包括目前的訓練時期、ETA、Loss Function Value、Accuracy、以及每個步驟所經過的時間。

您可以在的Run:AI UI上檢視叢集狀態 "https://app.run.ai/"。在「儀表板」>「總覽」下、您可以監控GPU使用率。

若要停止此工作負載、請執行下列命令：

```
$ runai delte hyper1
```

此命令可停止訓練工作負載。您可以再次執行「Runai list」（Runai清單）來驗證此動作。如需詳細資訊、請參閱 "啟動無人管理的訓練工作負載"。

互動式建置工作負載

設定專案並分配GPU之後、您可以在命令列使用下列命令來執行互動式建置工作負載：

```
$ runai submit build1 -i python -g 1 --interactive --command sleep --args
infinity
```

工作是以範例Docker影像python為基礎。我們將工作建置命名為「1」。

> 「互動」旗標表示工作沒有開始或結束研究人員有責任完成這項工作。系統管理員可以定義互動工作的時間限制、之後系統會終止這些工作。

「-g 1」旗標會將單一GPU配置給此工作。提供的命令與引數是「-command sleep- args infinity」。您必須提供命令、否則容器會立即啟動並結束。

下列命令的運作方式與中所述的命令類似 [無人管理的訓練工作負載]：

- 「Runai list」：顯示名稱、狀態、年齡、節點、映像、 專案、使用者及GPU的工作。
- 「Runai Get build1」：在工作建置1上顯示其他狀態。
- "Runai DELETE build1"：停止互動式工作負載建置1。若要將Bash Shell移至容器、請執行下列命令：

```
$ runai bash build1
```

這可直接在電腦中提供Shell。然後、資料科學家可以在容器內開發或微調模型。

您可以在的Run:AI UI上檢視叢集狀態 "https://app.run.ai"。如需詳細資訊、請參閱 "啟動及使用互動式建置工作負載"。

互動式工作負載與連接的連接埠

作為互動式建置工作負載的延伸、您可以在使用Run:AI CLI啟動容器時、向容器使用者顯示內部連接埠。這對於雲端環境、使用Jupyter筆記型電腦或連線至其他微服務都很有用。 "入侵" 允許從Kubernetes叢集外部存取Kubernetes服務。您可以建立規則集合來定義哪些傳入連線可到達哪些服務、藉此設定存取。

為了更妥善管理叢集中的外部服務存取、建議叢集管理員安裝 "入侵" 並設定負載平衡器。

若要使用Ingress做為服務類型、請執行下列命令、在提交工作負載時設定方法類型和連接埠：

```
$ runai submit test-ingress -i jupyter/base-notebook -g 1 \
  --interactive --service-type=ingress --port 8888 \
  --args="--NotebookApp.base_url=test-ingress" --command=start-notebook.sh
```

容器成功啟動後、執行「Runai list」（執行清單）以查看用來存取Jupyter Notebook的「服務URL（S）」。URL由入口端點、工作名稱和連接埠組成。例如、請參閱 https://10.255.174.13/test-ingress-8888。

如需詳細資料、請參閱 "使用連接的連接埠啟動互動式建置工作負載"。

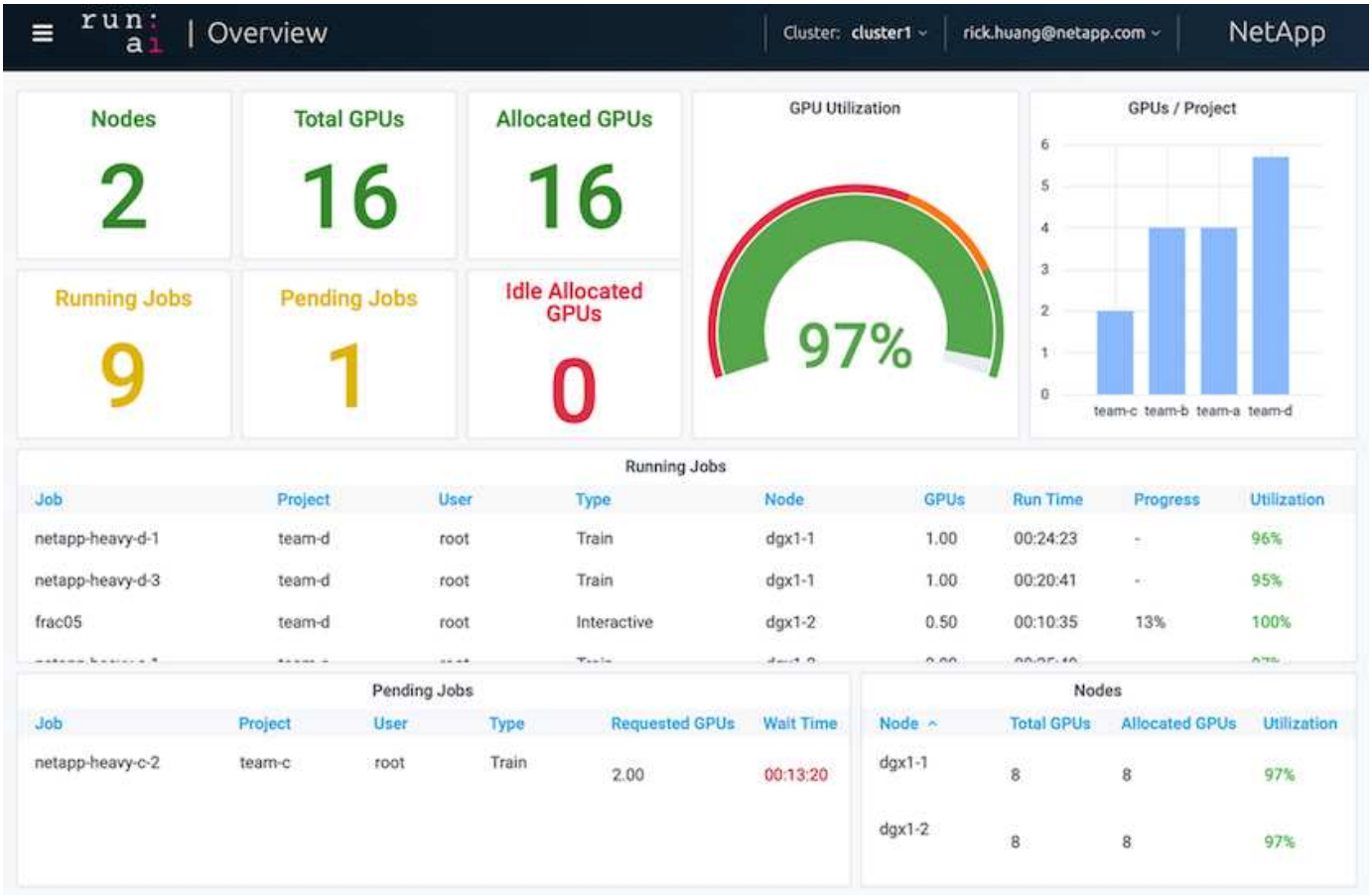
實現高叢集使用率

在本節中、我們模擬一個實際案例、其中四個資料科學團隊各自提交自己的工作負載、以展示Run:AI協調解決方案、在維持優先順序和平衡GPU資源的同時、達到高叢集使用率。我們首先使用一節中所述的ResNet-50基準測試 "ResNet-50搭配ImageNet資料集基準測試摘要"：

```
$ runai submit netapp1 -i netapp/tensorflow-tf1-py3:20.01.0 --local-image
--large-shm  -v /mnt:/mnt -v /tmp:/tmp --command python --args
"/netapp/scripts/run.py" --args "--
dataset_dir=/mnt/mount_0/dataset/imagenet/imagenet_original/" --args "--
num_mounts=2"  --args "--dgx_version=dgx1" --args "--num_devices=1" -g 1
```

我們執行的ResNet-50基準測試與中相同 "NVA-1121."。我們使用旗標「-本機映像」來表示未駐留在公用泊塢視窗儲存庫中的容器。我們將主機DGX-1節點上的目錄「/mnt"和「/tmp"分別掛載到容器上。資料集位於NetApp AFFA800、其中「dataset_dir」引數指向目錄。無論是「-num_devices=1」或「-g 1」、我們都會為此工作分配一個GPU。前者是所謂的「run・py」指令碼、後者則是「runai submit」指令的旗標。

下圖顯示系統總覽儀表板、其中GPU使用率達97%、並已配置全部16個可用GPU。您可以在GPU /專案長條圖中輕鬆查看每個團隊分配的GPU數量。「執行中工作」窗格會顯示目前執行中的工作名稱、專案、使用者、類型、節點、 GPU使用量、執行時間、進度和使用率詳細資料。佇列中的工作負載與其等待時間清單、會顯示在「擱置工作」中。最後、節點方塊會針對叢集中的個別DGX-1節點、提供GPU數量和使用率。



部分GPU配置、適用於要求較低或互動性較差的工作負載

當研究人員和開發人員在開發、超參數調校或偵錯階段、都在研究他們的模型時、這類工作負載通常需要較少的運算資源。因此、配置部分GPU和記憶體的效率較高、因此同一個GPU可同時分配給其他工作負載。RUN：AI的協調化解決方案為Kubernetes上的容器化工作負載提供部分GPU共享系統。系統支援執行CUDA程式的工作負載、特別適合輕量

化AI工作、例如推斷和建構模型。部分GPU系統可讓資料科學和AI工程團隊在單一GPU上同時執行多個工作負載。如此一來、公司就能在同一個硬體上執行更多工作負載、例如電腦視覺、語音辨識和自然語言處理、進而降低成本。

RUN：AI的部分GPU系統可有效建立虛擬化邏輯GPU、並提供其專屬的記憶體與運算空間、讓容器如同獨立的處理器一樣使用及存取。如此一來、多個工作負載就能在同一個GPU的容器中並排執行、而不會互相干擾。此解決方案透明、簡單且可攜、不需變更容器本身。

典型的usecase可以看到在同一個GPU上執行兩到八個工作、也就是說、您可以使用相同的硬體來執行八倍的工作。

從下圖中的項目"team d（團隊d）"的"Fract05（分裂05）"工作中可以看出，分配給GPU的數量是0.5。「nvidia-smi」命令可進一步驗證、顯示容器可用的GPU記憶體為16255MB：DGX-1節點每V100 GPU 32GB的一半。

```
root@run-deploy:~# runai bash frac05 -p team-d
root@frac05-0:/workload# nvidia-smi
Tue Jul 28 15:17:03 2020
+-----------------------------------------------------------------------------+
| NVIDIA-SMI 450.51.05    Driver Version: 450.51.05    CUDA Version: 11.0     |
|-------------------------------+----------------------+----------------------+
| GPU  Name        Persistence-M| Bus-Id        Disp.A | Volatile Uncorr. ECC |
| Fan  Temp  Perf  Pwr:Usage/Cap|         Memory-Usage | GPU-Util  Compute M. |
|                               |                      |               MIG M. |
|===============================+======================+======================|
|   0  Tesla V100-SXM2...  On   | 00000000:07:00.0 Off |                    0 |
| N/A   57C    P0   240W / 300W |  15525MiB / 16255MiB |    100%      Default |
|                               |                      |                  N/A |
+-------------------------------+----------------------+----------------------+

+-----------------------------------------------------------------------------+
| Processes:                                                                  |
|  GPU   GI   CI        PID   Type   Process name                  GPU Memory |
|        ID   ID                                                   Usage      |
|=============================================================================|
|    0   N/A  N/A       156      C   python3                         15525MiB |
+-----------------------------------------------------------------------------+
```

透過過度配額GPU配置、實現高叢集使用率

在本節和各節中 "基本資源配置公平性"和 "過度配額的公平性"我們設計了進階測試案例、以展示Run:AI協調功能、適用於複雜的工作負載管理、自動優先排程、以及過度配額GPU資源配置。我們這樣做是為了在ONTAP 整個AI環境中、達到高叢集資源使用率、並最佳化企業級資料科學團隊的生產力。

在這三個區段中、設定下列專案和配額：

專案	配額
團隊A	4.
團隊b	2.
團隊	2.
團隊	8.

此外、這三個區段還使用下列容器：

- Jupyter Notebook：《jupyter/base筆記型電腦》
- RUN：AI quickstart：「GCR.IO/RUN–AI-DEMO / quickstart」

我們為此測試案例設定下列目標：

- 展現資源配置的簡易性、以及如何從使用者中抽取資源
- 示範使用者如何輕鬆配置GPU的一部分和GPU的整數數目
- 示範系統如何排除運算瓶頸、讓團隊或使用者在叢集中有可用的GPU時、可以跳過資源配額
- 示範如何在執行運算密集工作（例如NetApp容器）時、使用NetApp解決方案來消除資料管線瓶頸
- 示範多種容器如何使用系統執行
  - Jupyter筆記型電腦
  - 執行：AI Container
- 叢集已滿時顯示高使用率

如需測試期間實際執行命令順序的詳細資料、請參閱 "第4.8節的測試詳細資料"。

提交所有13項工作負載時、您會看到已分配的容器名稱和GPU清單、如下圖所示。我們有七項訓練和六項互動工作、模擬四個資料科學團隊、每個團隊都有自己的執行或開發模式。對於互動工作、個別開發人員使用Jupyter Notebooks來撰寫或偵錯其程式碼。因此、它適合在不使用太多叢集資源的情況下配置GPU分數。

```
root@run-deploy:~# runai list -A
NAME            STATUS   AGE  NODE    IMAGE                          TYPE        PROJECT  USER  GPUs  CREATED BY CLI  SERVICE URL(S)
b-4-gg          Running  2m   dgx1-2  gcr.io/run-ai-demo/quickstart  Train       team-b   root  2     true
c-5-g           Running  2m   dgx1-2  gcr.io/run-ai-demo/quickstart  Train       team-c   root  1     true
c-4-gg          Running  2m   dgx1-1  gcr.io/run-ai-demo/quickstart  Train       team-c   root  2     true
b-3-g           Running  2m   dgx1-1  gcr.io/run-ai-demo/quickstart  Train       team-b   root  1     true
c-3-g02         Running  2m   dgx1-1  gcr.io/run-ai-demo/quickstart  Interactive team-c   root  0.2   true
d-1-gggg        Running  2m   dgx1-2  gcr.io/run-ai-demo/quickstart  Train       team-d   root  4     true
c-2-g03         Running  2m   dgx1-1  gcr.io/run-ai-demo/quickstart  Interactive team-c   root  0.3   true
c-1-g05         Running  2m   dgx1-1  gcr.io/run-ai-demo/quickstart  Interactive team-c   root  0.5   true
a-2-gg          Running  3m   dgx1-1  gcr.io/run-ai-demo/quickstart  Train       team-a   root  2     true
b-2-g04         Running  3m   dgx1-2  gcr.io/run-ai-demo/quickstart  Interactive team-b   root  0.4   true
a-1-g           Running  3m   dgx1-1  gcr.io/run-ai-demo/quickstart  Train       team-a   root  1     true
b-1-g06         Running  3m   dgx1-2  gcr.io/run-ai-demo/quickstart  Interactive team-b   root  0.6   true
a-1-1-jupyter   Running  3m   dgx1-1  jupyter/base-notebook          Interactive team-a   root  1     true            http://10.61.218.134/a-1-1-jupyter,
https://10.61.218.134/a-1-1-jupyter
```

此測試案例的結果顯示下列項目：

- 叢集應已滿：使用16/16 GPU。
- 叢集使用率高。
- 由於分數分配、實驗量比GPU多。

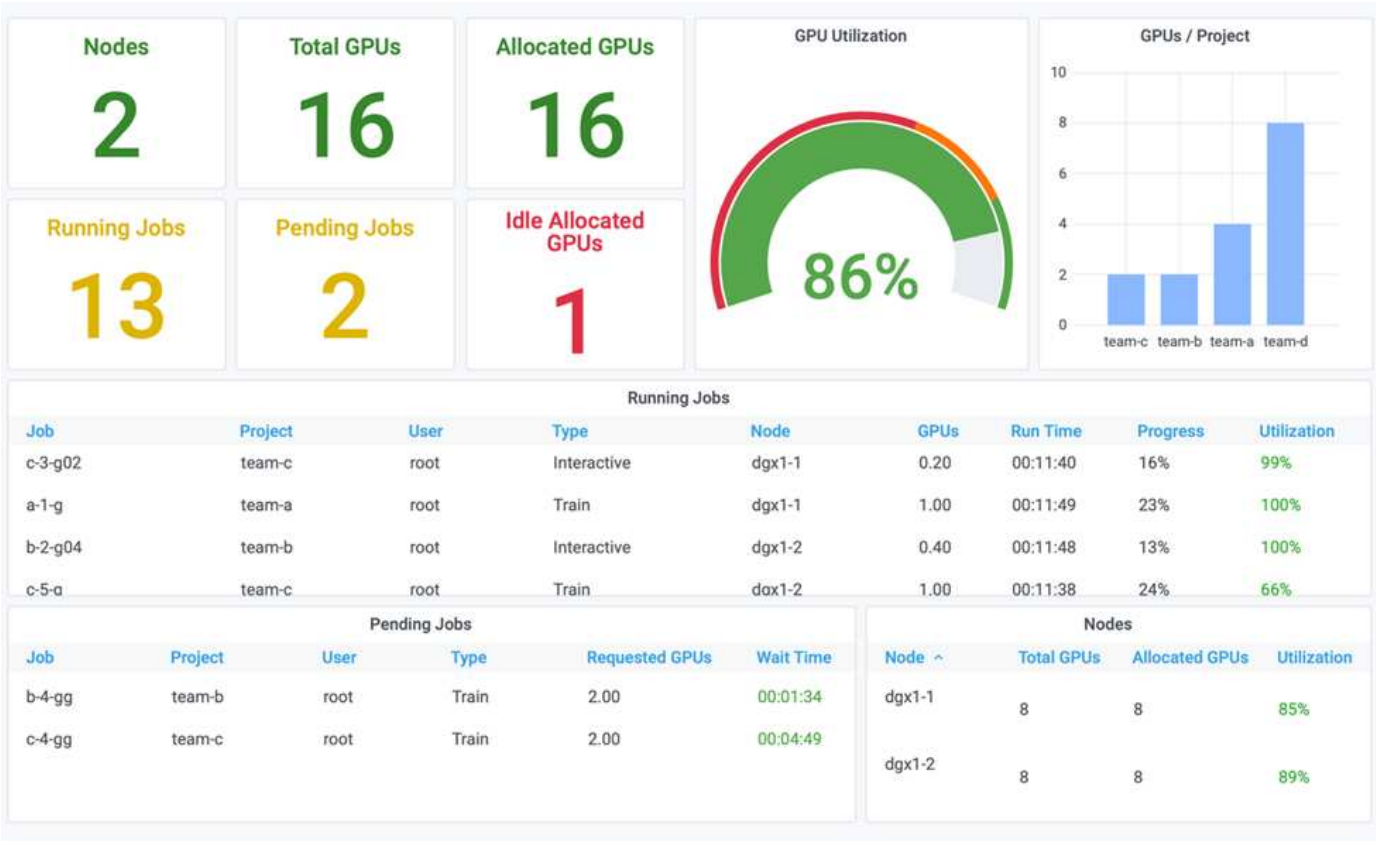
- 因爲，“Team d”並沒有全部使用配額，所以“team－b”和“team－c”可以使用額外的GPU進行實驗，從而縮短創新時間。

基本資源配置公平性

在本節中、我們顯示、當「team d」要求更多GPU（以配額為限）時、系統會暫停「team b」和「team c」的工作負載、並以公平的共享方式將其移至待處理狀態。

如需工作提交、使用的容器映像及執行命令順序等詳細資料、請參閱一節 "第4.9節的測試詳細資料"。

下圖顯示所產生的叢集使用率、每個群組分配的GPU、以及由於自動負載平衡和優先排程而產生的擱置工作。我們可以觀察到、當所有團隊工作負載所要求的GPU總數超過叢集中可用的GPU總數時、Run:AI的內部公平演算法會因為達到專案配額、而在「team b」和「team -c」中各暫停一項工作。這可提供整體高叢集使用率、而資料科學團隊仍在系統管理員設定的資源限制下工作。



此測試案例的結果顯示下列項目：

- *自動負載平衡。*系統會自動平衡GPU的配額、使每個團隊現在都使用配額。暫停的工作負載屬於超出配額的團隊。
- *公平共用暫停。*系統會選擇停止某個團隊的工作負載、使其超出配額、然後停止另一個團隊的工作負載。RUN：AI具有內部公平演算法。

過度配額的公平性

在本節中、我們將展開多個團隊提交工作負載並超過其配額的案例。如此一來、我們就能

示範Run：AI的公平演算法如何根據預設配額的比率來配置叢集資源。

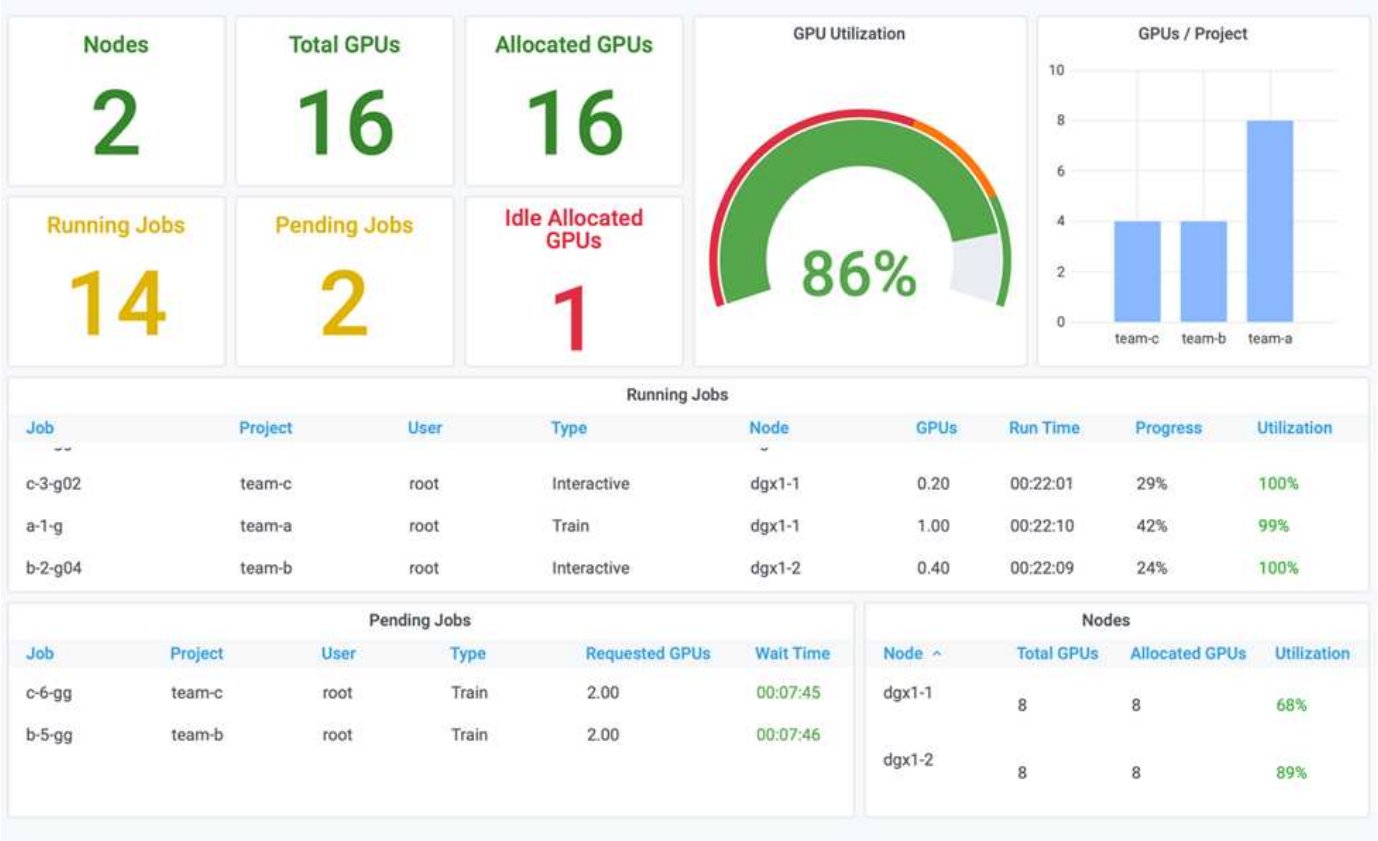
本測試案例的目標：

- 當多個團隊要求GPU超出配額時、顯示佇列機制。
- 示範系統如何根據配額之間的比率、在多個超出配額的團隊之間分配公平的叢集共用區、讓具有較大配額的團隊獲得較大的備用容量份額。

結束時 "基本資源配置公平性"有兩個工作負載排入佇列：一個用於「team b」、一個用於「team c」。在本節中、我們會排入其他工作負載的佇列。

如需工作提交、使用的容器映像及執行命令順序等詳細資料、請參閱 "第4.10節的測試詳細資料"。

當所有工作都根據區段提交時 "第4.10節的測試詳細資料"系統儀表板顯示：“team－a（團隊A）”、“team－b（團隊b）”和“team－c（團隊c）”都比預設配額多出GPU。與預設的軟配額（4個）相比、「團隊A」（team A）佔據4個GPU、而「團隊b」（team b）和「團隊c」（team c）則各佔2個GPU、而非軟配額（2個）。分配的配額過多GPU比例等於預設配額的比例。這是因為當多個團隊要求更多GPU、超過配額時、系統會使用預設配額作為優先順序的參考資料、並據此進行資源配置。當企業資料科學團隊積極參與AI模式的開發與正式作業時、這種自動負載平衡可提供公平性和優先順序。



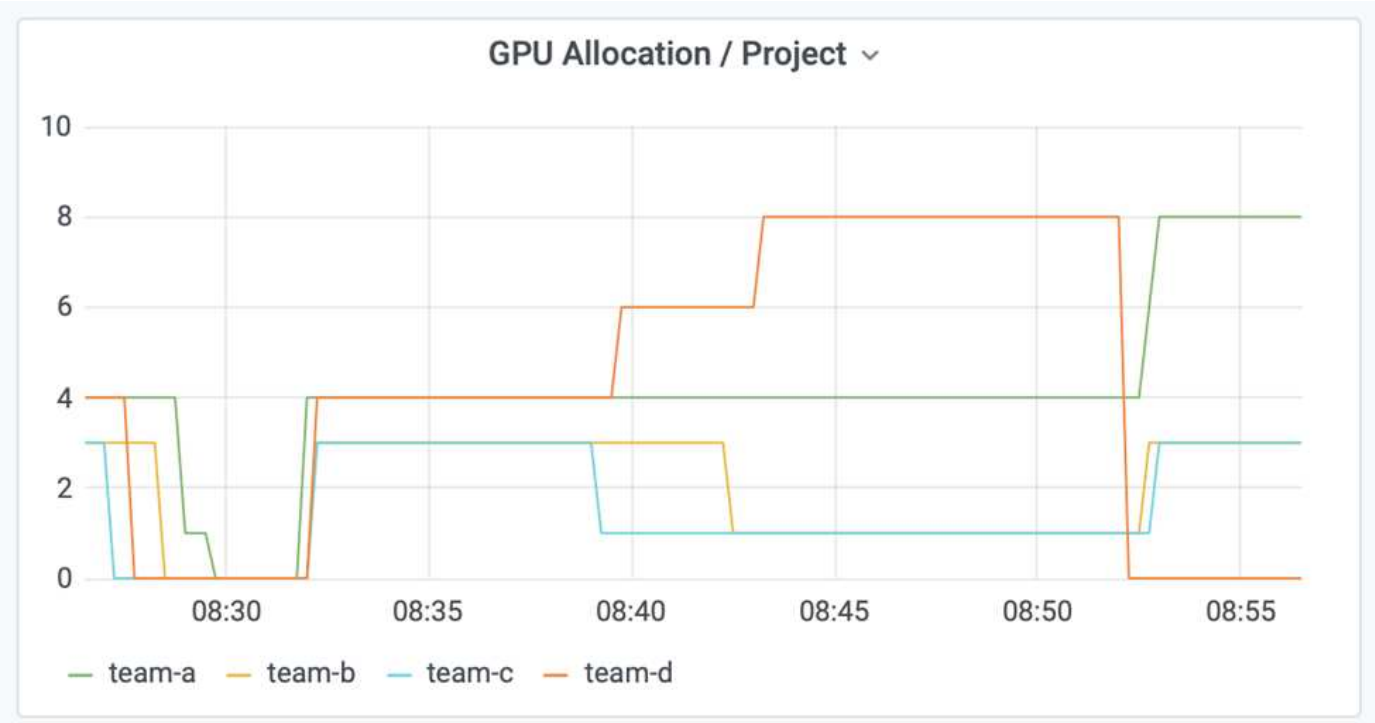
此測試案例的結果顯示下列項目：

- 系統開始將其他團隊的工作負載取消佇列。
- 根據公平演算法決定取消佇列的順序、例如「team-b」和「team-c」獲得相同數量的配額GPU（因為配額相似）、 而A組的配額比B組和C組的配額高出兩倍、因此獲得兩倍的GPU數量。
- 所有分配都會自動完成。

因此、系統應穩定在下列狀態：

專案	已分配的**GPU**	留言
團隊A	8/4.	超過配額的四個GPU。空佇列。
團隊b	4/2.	超過配額的兩個GPU。一個工作負載已排入佇列。
團隊	4/2.	超過配額的兩個GPU。一個工作負載已排入佇列。
團隊	0/8.	完全不使用GPU、沒有排入佇列的工作負載。

下圖顯示各區段的「執行：AI分析」儀表板中、隨著時間推移、每個專案的GPU配置 "透過過度配額GPU配置、實現高叢集使用率"、 "基本資源配置公平性"和 "過度配額的公平性"。圖中的每一行都會指出任何時間為特定資料科學團隊配置的GPU數量。我們可以看到、系統會根據提交的工作負載動態配置GPU。如此一來、當叢集中有可用的GPU時、團隊就能跳過配額、然後根據公平原則預先部署工作、最後才會達到四個團隊的穩定狀態。



將資料儲存至**Trident**佈建的**PersistentVolume**

NetApp Trident是完全受支援的開放原始碼專案、旨在協助您滿足容器化應用程式的複雜持續需求。您可以將資料讀寫至Trident佈建的Kubernetes PeristentVolume（PV）、並享有NetApp ONTAP 供應的資料分層、加密、NetApp Snapshot技術、法規遵循及高效能等額外優點。

重新使用現有命名空間中的**PVCS**

對於較大型的AI專案、不同的容器可能會更有效率地讀取資料並將資料寫入相同的Kubernetes PV。若要重複使用Kubernetes持續Volume宣告（PVc）、使用者必須已建立一個PVc。請參閱 "NetApp Trident文件" 以取得建立

永久虛擬基礎資料的詳細資料。以下是重複使用現有的永久虛擬資料的範例：

```
$ runai submit pvc-test -p team-a --pvc test:/tmp/pvc1mount -i gcr.io/run-ai-demo/quickstart -g 1
```

執行下列命令、查看專案「團隊A」的「PVC-TEST」工作狀態：

```
$ runai get pvc-test -p team-a
```

您應該會看到PV /tmp/pvc1mount掛載到「team A」工作「PVC-test」。如此一來、多個容器就能從同一個磁碟區讀取、當開發或正式作業中有多個相競的模型時、此功能非常實用。資料科學家可以建立一組模型、然後以多數投票或其他技術來結合預測結果。

使用下列項目存取Container Shell：

```
$ runai bash pvc-test -p team-a
```

然後、您可以檢查掛載的Volume、並存取容器內的資料。

這項可重複使用PVCS的功能可搭配NetApp FlexVol 的功能、以及NetApp ONTAP FlexGroup 的NetApp功能、讓資料工程師擁有更靈活、更健全的資料管理選項、以充分運用NetApp技術所提供的資料架構。