데이터 캐싱을 지원하는 하이브리드 클라우드 AI 운영 체제

NetApp Solutions

NetApp
April 20, 2024

This PDF was generated from https://docs.netapp.com/ko-kr/netapp-solutions/ai/hcaios_use_case_overview_and_problem_statement.html on April 20, 2024. Always check docs.netapp.com for the latest.

목차

TR-4841: 데이터 캐싱을 지원하는 하이브리드 클라우드 AI 운영 체제 . . . 1
사용 사례 개요 및 문제 설명 . . . 1
솔루션 개요 . . . 3
개념 및 구성 요소 . . . 6
하드웨어 및 소프트웨어 요구 사항 . . . 9
솔루션 배포 및 검증 세부 정보 . . . 10
결론 . . . 21
추가 정보를 찾을 수 있는 위치 . . . 21

TR-4841: 데이터 캐싱을 지원하는 하이브리드 클라우드 AI 운영 체제

Rick Huang, David Arnette, NetApp Yochay Ettun, cnvrg.io

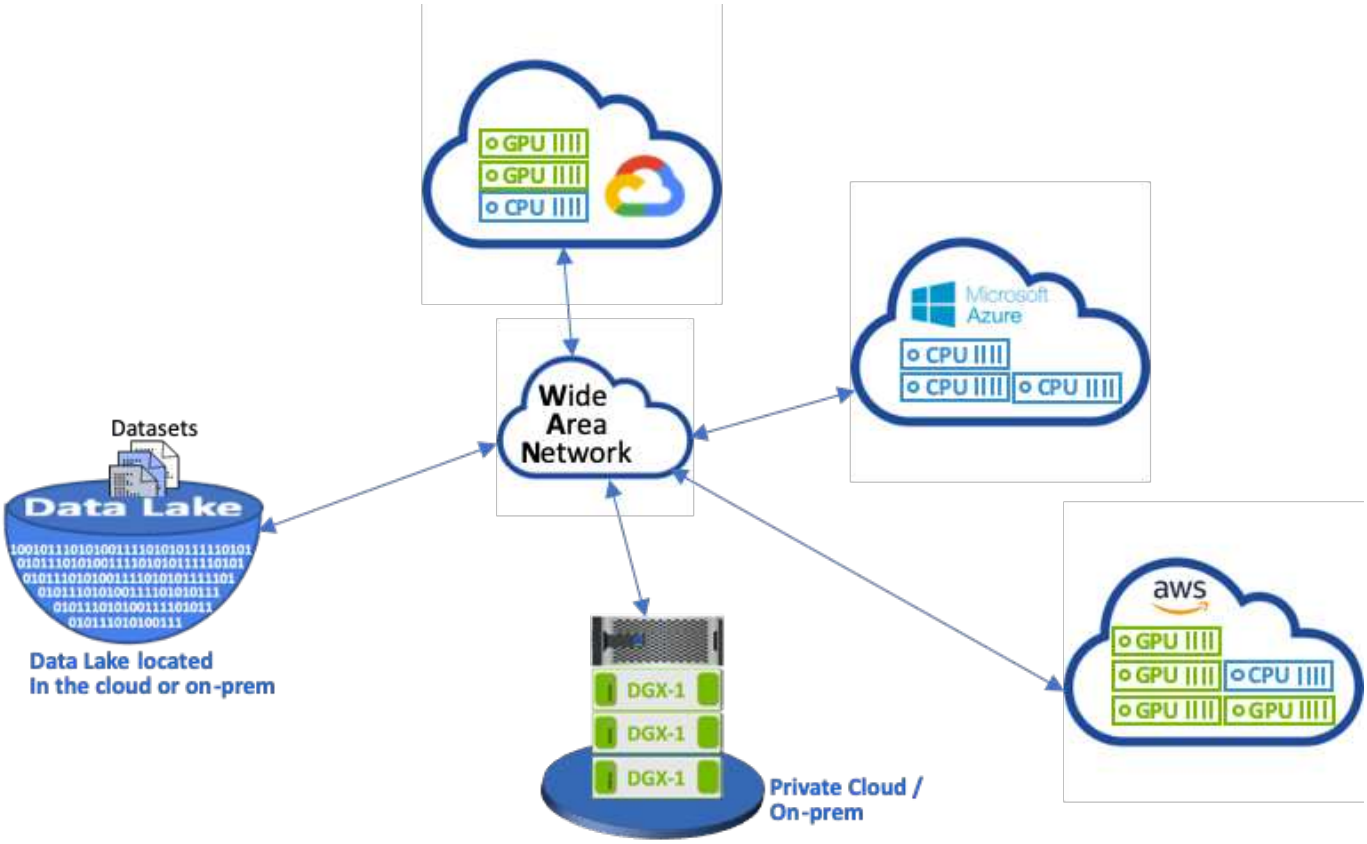
데이터의 폭발적인 증가와 ML 및 AI의 기하급수적인 성장으로 인해 고유한 개발 및 구현 과제를 가진 제타바이트 경제성이 창출되었습니다.

머신 러닝 모델은 데이터를 많이 필요로 하며 컴퓨팅 리소스 가까이에 고성능 데이터 스토리지가 필요한 것으로 널리 알려져 있지만, 실제로 하이브리드 클라우드 및 탄력적인 컴퓨팅 인스턴스 구축을 위해 이러한 모델을 구현하는 것은 그리 간단하지 않습니다. 일반적으로 대량의 데이터가 GPU와 같은 고성능 AI 컴퓨팅 리소스가 효율적으로 액세스할 수 없는 저비용 데이터 레이크에 저장됩니다. 일부 워크로드가 클라우드에서 작동하고 일부는 사내 또는 다른 HPC 환경에 완전히 있는 하이브리드 클라우드 인프라에서는 이 문제가 더욱 가중됩니다.

이 문서에서는 IT 전문가와 데이터 엔지니어가 토폴로지 인식 데이터 허브로 진정한 하이브리드 클라우드 AI 플랫폼을 구축하여 데이터 과학자가 컴퓨팅 리소스 가까이에 있는 데이터 세트의 캐시를 즉시 자동으로 생성할 수 있는 새로운 솔루션을 소개합니다. 있습니다. 그 결과, 고성능 모델 훈련을 수행할 수 있을 뿐만 아니라 데이터 세트 버전 허브 내에서 데이터 세트 캐시, 버전 및 계모델에 즉시 액세스할 수 있는 여러 AI 전문가의 협업을 비롯한 추가 이점을 얻을 수 있습니다.

사용 사례 개요 및 문제 설명

데이터 세트 및 데이터 세트 버전은 일반적으로 비용을 줄이고 기타 운영 이점을 제공하는 NetApp StorageGRID 오브젝트 기반 스토리지와 같은 데이터 레이크에 있습니다. 데이터 과학자는 이러한 데이터 세트를 가져와 다양한 단계로 엔지니어링하여 특정 모델을 사용하여 교육 준비를 합니다. 종종 여러 버전을 만들어냅니다. 다음 단계로 데이터 과학자는 모델을 실행하기 위해 최적화된 컴퓨팅 리소스(GPU, 하이엔드 CPU 인스턴스, 온프레미스 클러스터 등)를 선택해야 합니다. 다음 그림에서는 ML 컴퓨팅 환경에서 데이터 세트의 근접 위치 부족을 보여줍니다.



하지만 다양한 컴퓨팅 환경에서 여러 개의 교육 실험을 병렬로 실행해야 합니다. 각 환경에서는 데이터 레이크에서 데이터 세트를 다운로드해야 하며, 이 프로세스는 비용과 시간이 많이 소요됩니다. 데이터 세트와 컴퓨팅 환경(특히 하이브리드 클라우드의 경우)의 근접성이 보장되지는 않습니다. 또한 동일한 데이터 세트를 사용하여 자체 실험을 수행하는 다른 팀 구성원은 동일한 극한 용도의 프로세스를 거쳐야 합니다. 분명한 느린 데이터 액세스 외에도 데이터 세트 버전 추적, 데이터 세트 공유, 협업 및 재현성의 어려움 등의 문제가 있습니다.

고객 요구 사항

리소스를 효율적으로 사용하면서 고성능 ML 실행을 구현하기 위해 고객 요구사항이 달라질 수 있습니다. 예를 들어, 고객은 다음과 같은 요구사항을 충족해야 할 수 있습니다.

- 많은 비용이 드는 다운로드 및 데이터 액세스 복잡성을 발생시키지 않으면서 교육 모델을 실행하는 각 컴퓨팅 인스턴스에서 데이터 세트에 빠르게 액세스할 수 있습니다
- 데이터 세트의 위치에 관계없이 클라우드 또는 온프레미스에서 컴퓨팅 인스턴스(GPU 또는 CPU)를 사용합니다
- 불필요한 지연 시간 및 데이터 지연 시간 없이 동일한 데이터 세트에서 여러 컴퓨팅 리소스와 동시에 여러 교육 실험을 실행하여 효율성 및 생산성 향상
- 컴퓨팅 인스턴스 비용 최소화
- 데이터 세트, 계열, 버전 및 기타 메타데이터 세부 정보를 기록할 수 있는 도구를 통해 재현성이 향상되었습니다
- 공유 및 협업이 향상되어 권한이 있는 팀원 중 한 명이 데이터 세트에 액세스하여 실험을 실행할 수 있습니다

NetApp ONTAP 데이터 관리 소프트웨어를 사용하여 데이터 세트 캐싱을 구축하려면 다음과 같은 작업을 수행해야 합니다.

- 컴퓨팅 리소스에 가장 가까운 NFS 스토리지를 구성하고 설정합니다.
- 캐시할 데이터 세트 및 버전을 결정합니다.

- 캐시된 데이터 세트에 커밋된 총 메모리 용량과 추가 캐시 커밋에 사용할 수 있는 NFS 스토리지 용량(예: 캐시 관리)을 모니터링합니다.
- 특정 시간에 사용하지 않은 데이터 세트가 캐시에서 노후화되었습니다. 기본값은 1일입니다. 다른 구성 옵션을 사용할 수 있습니다.

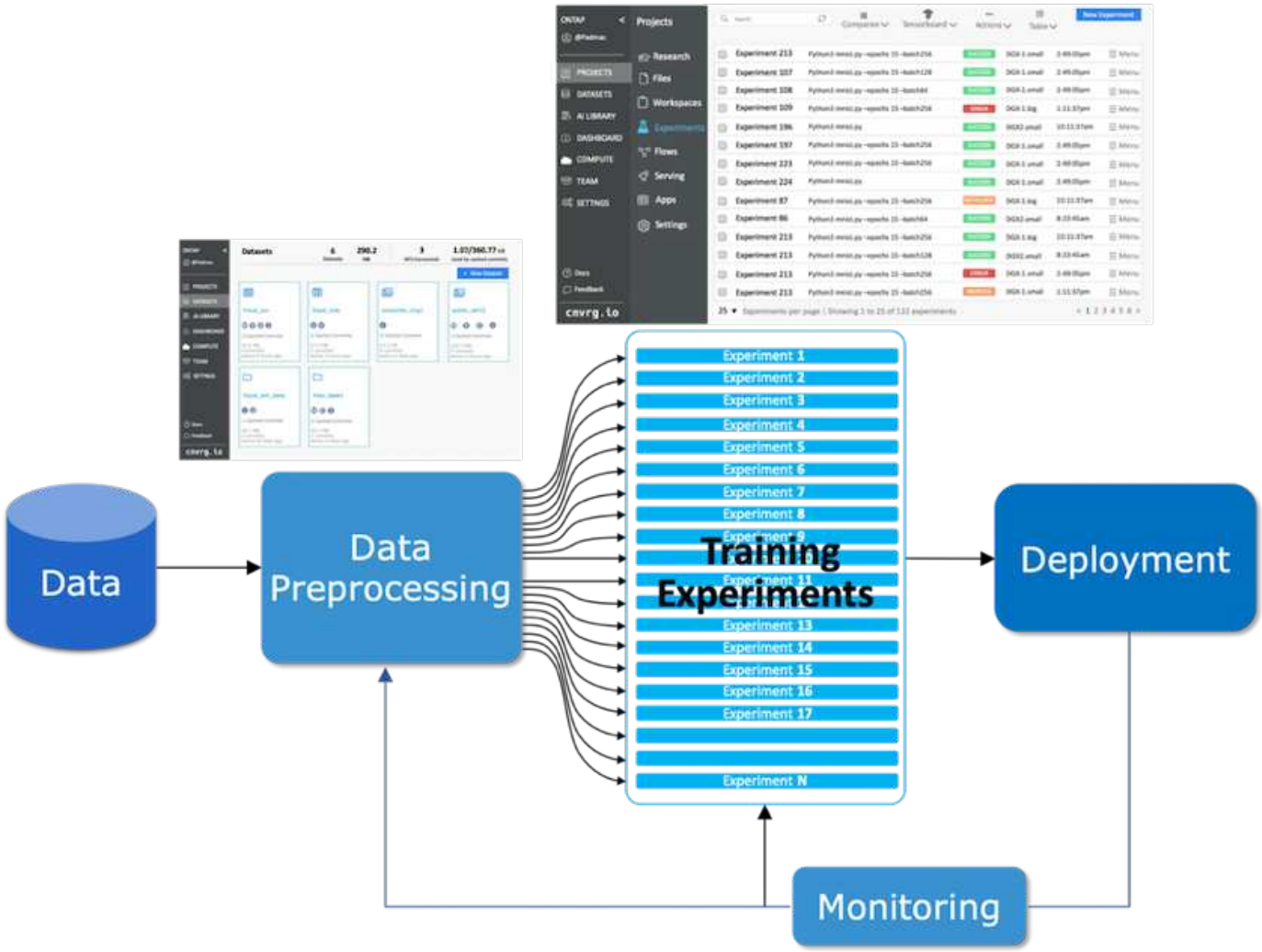
솔루션 개요

이 섹션에서는 기존의 데이터 과학 파이프라인과 그 단점을 검토합니다. 또한, 제안된 데이터 세트 캐싱 솔루션의 아키텍처도 제공합니다.

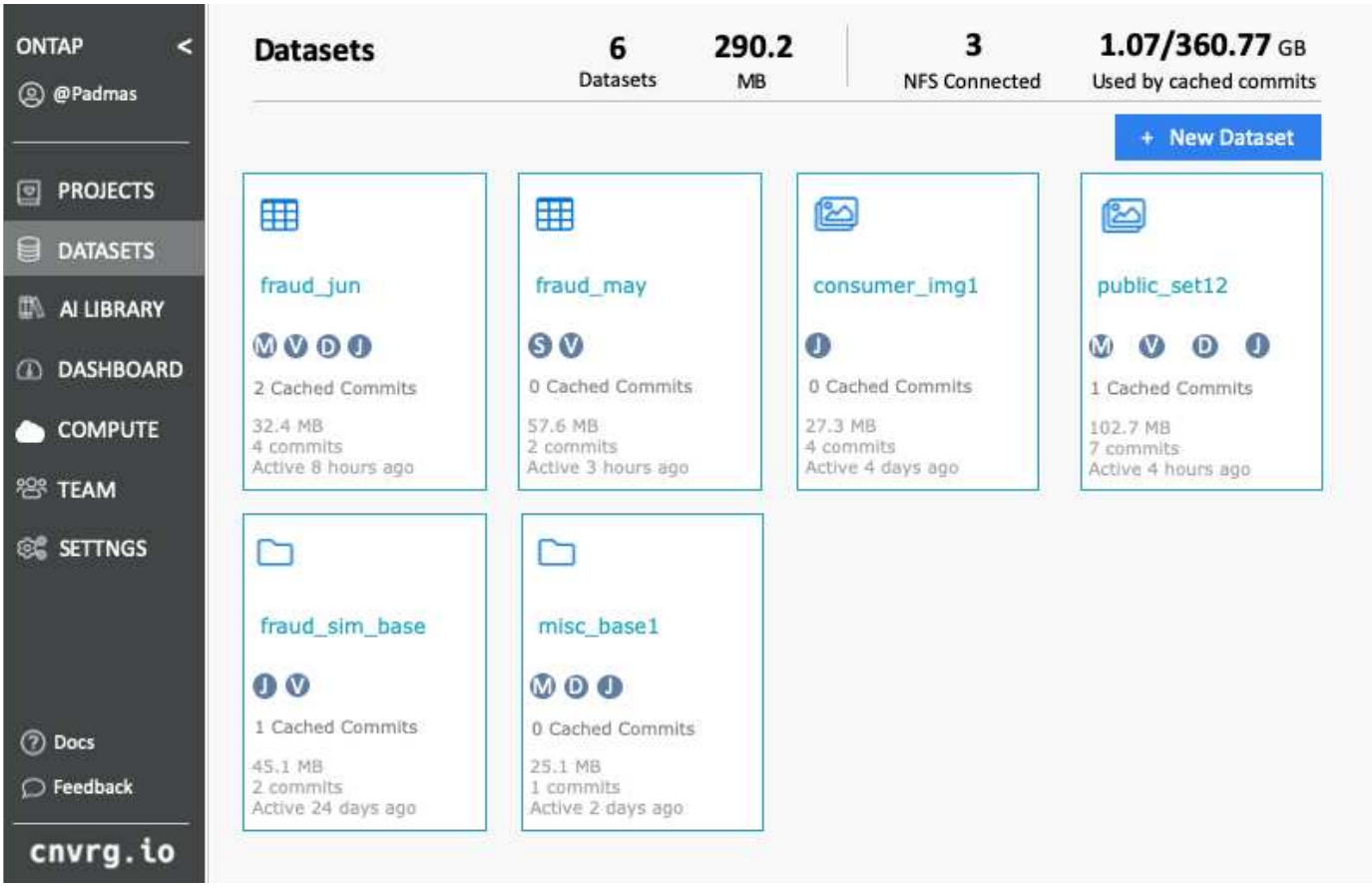
기존의 데이터 과학 파이프라인 및 결점

ML 모델 개발 및 배포의 일반적인 시퀀스에는 다음을 포함하는 반복 단계가 포함됩니다.

- 데이터 수집 중
- 데이터 사전 처리(여러 버전의 데이터 세트 생성)
- 하이퍼파라미터 최적화, 다른 모델 등과 관련된 여러 실험 실행
- 구축
- Monitoringcnvrg.io는 연구부터 배포에 이르는 모든 작업을 자동화하는 포괄적인 플랫폼을 개발했습니다. 다음 그림에서는 파이프라인과 관련된 대시보드 스크린샷의 작은 샘플을 보여 줍니다.



퍼블릭 저장소 및 프라이빗 데이터에서 여러 데이터 세트를 재생하는 것이 일반적입니다. 또한 각 데이터 세트에는 데이터 세트 정리 또는 기능 엔지니어링으로 인해 여러 버전이 있을 수 있습니다. 다음 그림과 같이 팀에서 공동 작업 및 일관성 도구를 사용할 수 있도록 데이터 세트 허브와 버전 허브를 제공하는 대시보드가 필요합니다.



파이프라인의 다음 단계에서는 각각 데이터 세트 및 특정 컴퓨팅 인스턴스와 관련된 교육 모델의 여러 병렬 인스턴스가 필요합니다. 특정 컴퓨팅 인스턴스를 사용하여 특정 실험으로 데이터 세트를 바인딩하는 것은 쉽지 않습니다. AWS(Amazon Web Services)의 GPU 인스턴스에서 일부 실험을 수행하는 동시에, DGX-1 또는 DGX-2 온프레미스 인스턴스에서 다른 실험을 수행할 수 있기 때문입니다. GCP의 CPU 서버에서 다른 실험을 실행할 수도 있지만 데이터 세트 위치가 교육을 수행하는 컴퓨팅 리소스 가까이에 있지 않습니다. 데이터 세트 스토리지에서 컴퓨팅 인스턴스까지 지연 시간이 짧은 10GbE 또는 더 많은 연결이 끊어지려면 어느 정도의 근접성이 있어야 합니다.

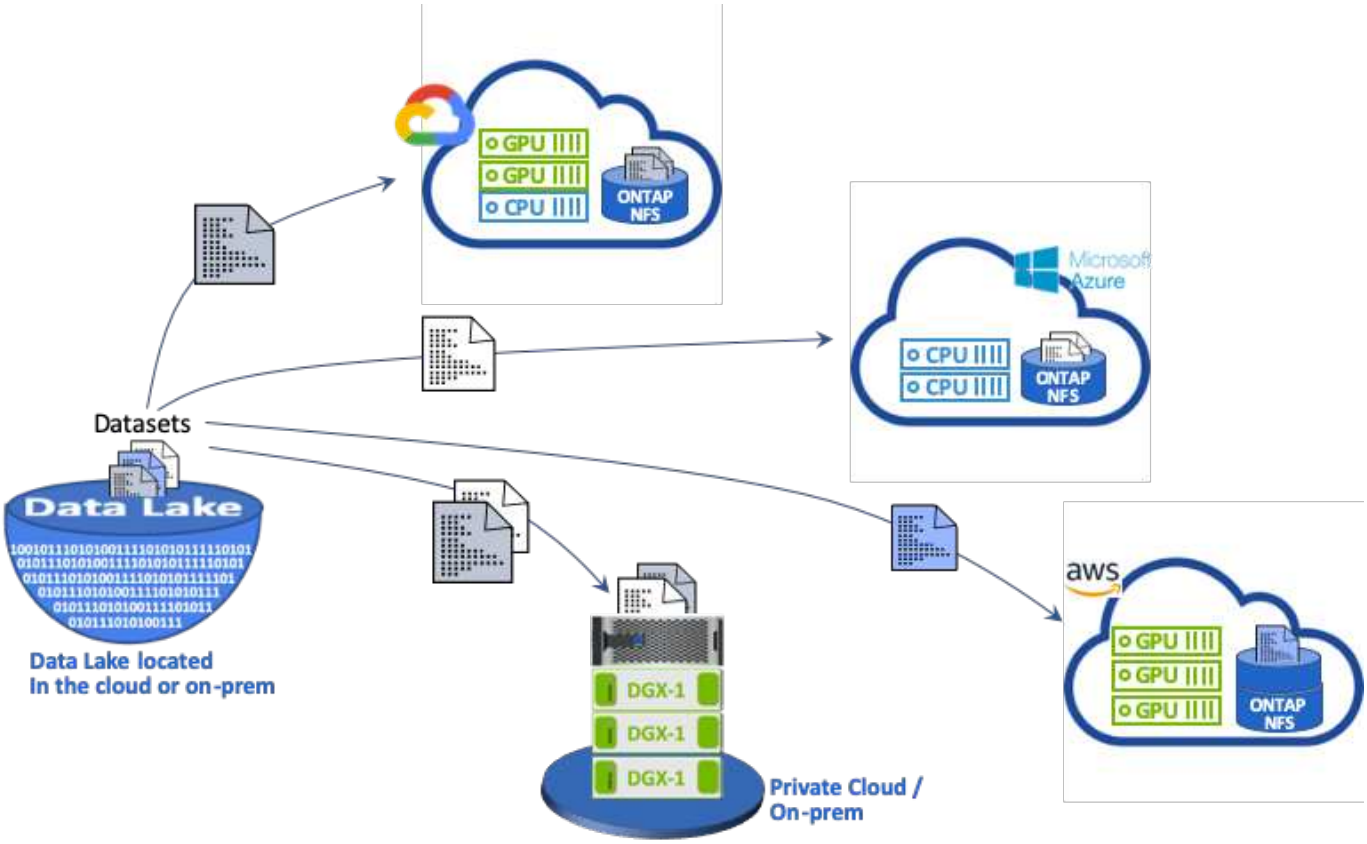
데이터 과학자는 훈련을 수행하고 실험을 실행하는 컴퓨팅 인스턴스에 데이터 세트를 다운로드하는 것이 일반적입니다. 그러나 이 접근 방식에는 몇 가지 잠재적 문제가 있습니다.

- 데이터 과학자가 데이터 세트를 컴퓨팅 인스턴스로 다운로드할 때 통합 컴퓨팅 스토리지가 고성능을 보장하는 것은 아닙니다(고성능 시스템의 예로는 ONTAP AFF A800 NVMe 솔루션이 있음).
- 다운로드한 데이터 세트가 하나의 컴퓨팅 노드에 상주하면 NetApp ONTAP 고성능 분산 스토리지와 달리 여러 노드에서 분산 모델을 실행하면 스토리지 병목 현상이 발생할 수 있습니다.
- 대기열 충돌 또는 우선순위 때문에 훈련 실험의 다음 반복을 다른 컴퓨팅 인스턴스에서 수행할 수 있으며, 데이터 세트에서 컴퓨팅 위치까지의 거리가 크게 멀어지거나
- 동일한 컴퓨팅 클러스터에서 교육 실험을 실행하는 다른 팀 구성원은 이 데이터 세트를 공유할 수 없으며, 각 팀원이 임의의 위치에서 데이터 세트의 (값비싼) 다운로드를 수행합니다.
- 후속 훈련 작업에 동일한 데이터 세트의 다른 데이터 세트 또는 버전이 필요한 경우 데이터 과학자는 training.NetApp 및 cnvrg.io를 수행하는 컴퓨팅 인스턴스에 데이터 세트의 (값비싼) 다운로드를 다시 수행해야 합니다. 그 결과, 이러한 장애 요소를 제거하는 새로운 데이터 세트 캐싱 솔루션이 만들어졌습니다. 이 솔루션은 ONTAP 고성능 스토리지 시스템에서 핫 데이터 세트를 캐싱하여 ML 파이프라인의 실행을 가속합니다. ONTAP NFS를 사용하면 NetApp에서 제공하는 Data Fabric(예: AFF A800)에서 데이터 세트를 한 번만 캐싱할 수 있으며, 이 데이터는 컴퓨팅과 함께 배치됩니다. NetApp ONTAP NFS 고속 스토리지가 여러 ML 컴퓨팅 노드를 지원할 수 있으므로 교육 모델의 성능이 최적화되어 비용 절감, 생산성 및 운영 효율성이 조직에 제공됩니다.

솔루션 아키텍처

다음 그림과 같이 NetApp 및 cnvrg.io의 이 솔루션은 데이터 세트 캐싱을 제공합니다. 데이터 세트 캐싱을 사용하면 데이터 과학자가 원하는 데이터 세트 또는 데이터 세트 버전을 선택하여 ML 컴퓨팅 클러스터 근처에 있는 ONTAP NFS 캐시로 이동할 수 있습니다. 이제 데이터 과학자는 지연 또는 다운로드를 유발하지 않고 여러 실험을 실행할 수 있습니다. 또한 모든 공동 작업 엔지니어는 데이터 레이크에서 추가로 다운로드할 필요 없이 연결된 컴퓨팅 클러스터(노드를 선택할 수 있는 자유로이)에서 동일한 데이터 세트를 사용할 수 있습니다. 데이터 과학자는 모든 데이터 세트 및 버전을 추적 및 모니터링하고 캐시된 데이터 세트를 확인하는 대시보드를 제공합니다.

cnvrg.io 플랫폼은 특정 시간 동안 사용되지 않은 오래된 데이터 세트를 자동으로 감지하여 캐시에서 데이터를 제거하므로 자주 사용하는 데이터 세트에 대해 사용 가능한 NFS 캐시 공간을 유지합니다. ONTAP의 데이터 세트 캐싱은 클라우드와 사내에서 이루어지므로 최대한의 유연성을 제공하는 것이 중요합니다.



개념 및 구성 요소

이 섹션에서는 ML 워크플로우에서 데이터 캐싱과 관련된 개념 및 구성 요소에 대해 설명합니다.

머신 러닝

ML은 전 세계 많은 기업과 조직에 빠르게 필수 요소가 되고 있습니다. 따라서, IT 및 DevOps 팀은 ML 워크로드 및 프로비저닝 클라우드, 온프레미스, 하이브리드 컴퓨팅 리소스를 표준화하여 ML 작업 및 파이프라인에 필요한 동적이고 집약적인 워크플로우를 지원해야 하는 과제에 직면해 있습니다.

컨테이너 기반 머신 러닝 및 **Kubernetes**

컨테이너는 공유 호스트 운영 체제 커널 위에서 실행되는 격리된 사용자 공간 인스턴스입니다. 컨테이너 채택이 빠르게

증가하고 있습니다. 컨테이너는 가상 머신(VM)이 제공하는 것과 동일한 애플리케이션 샌드박스(sandbox)의 많은 이점을 제공합니다. 하지만 VM이 사용하는 하이퍼바이저 및 게스트 운영 체제 계층이 없어졌기 때문에 컨테이너는 훨씬 더 가볍습니다.

또한 컨테이너를 사용하면 애플리케이션 종속성, 실행 시간 등을 애플리케이션과 직접 효율적으로 패키징할 수 있습니다. 가장 일반적으로 사용되는 컨테이너 패키징 형식은 Docker 컨테이너입니다. Docker 컨테이너 형식으로 컨테이너화된 애플리케이션은 Docker 컨테이너를 실행할 수 있는 모든 시스템에서 실행할 수 있습니다. 모든 종속성이 컨테이너 자체에 패키지되어 있기 때문에 응용 프로그램의 종속성이 컴퓨터에 없는 경우에도 마찬가지입니다. 자세한 내용은 를 참조하십시오 "Docker 웹 사이트".

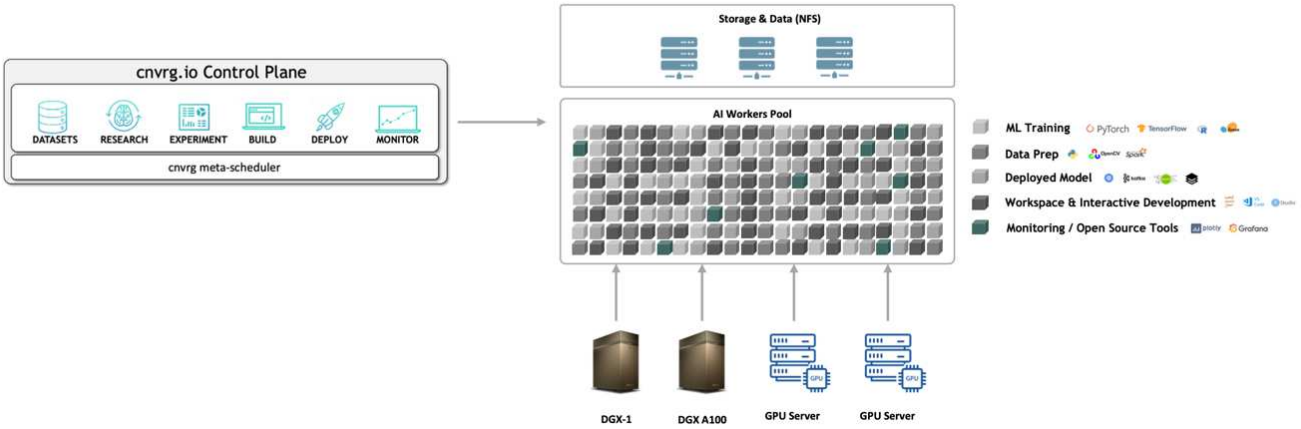
데이터 과학자는 널리 사용되는 컨테이너 오케스트레이터인 Kubernetes를 사용하여 유연한 컨테이너 기반 작업 및 파이프라인을 시작할 수 있습니다. 또한 인프라 팀이 단일 관리형 클라우드 네이티브 환경에서 ML 워크로드를 관리하고 모니터링할 수 있습니다. 자세한 내용은 를 참조하십시오 "Kubernetes 웹 사이트".

cnvrg.io

cnvrg.io는 AI 및 데이터 과학 개발의 관리, 확장 및 속도를 연구에서 운영으로 전환하는 AI 운영 체제입니다. 데이터 과학자가 코드 우선 플랫폼을 구축하고 사내 또는 클라우드에서 유연하게 실행할 수 있습니다. 모델 관리, MLOps 및 지속적인 ML 솔루션을 통해 cnvrg.IO는 데이터 과학 팀에 최고의 기술을 제공하므로 DevOps에 더 적은 시간을 할애하고 진정한 마법인 알고리즘에 집중할 수 있습니다. cnvrg.io를 사용한 이후, 여러 산업 분야의 팀들이 생산 모델에 더 많은 모델을 투입하여 비즈니스 가치를 증대하고 있습니다.

cnvrg.io 메타 스케줄러

cnvrg IO는 IT와 엔지니어가 서로 다른 컴퓨팅 리소스를 동일한 제어 평면에 연결하고 cnvrg.io를 사용하여 모든 리소스에 걸쳐 ML 작업을 관리할 수 있는 고유한 아키텍처를 가지고 있습니다. 즉, 다음 그림과 같이 여러 온프레미스 Kubernetes 클러스터, VM 서버 및 클라우드 계정을 연결하고 모든 리소스에서 ML 워크로드를 실행할 수 있습니다.



cnvrg.io 데이터 캐싱

데이터 과학자는 cnvrg.io를 사용하여 데이터 캐싱 기술을 통해 핫 데이터 세트 및 콜드 데이터 세트 버전을 정의할 수 있습니다. 기본적으로 데이터 세트는 중앙 집중식 오브젝트 스토리지 데이터베이스에 저장됩니다. 그런 다음 데이터 과학자는 선택한 컴퓨팅 리소스에 특정 데이터 버전을 캐시하여 다운로드 시간을 줄이고 ML 개발 및 생산성을 향상시킬 수 있습니다. 캐싱되고 며칠 동안 사용되지 않는 데이터 세트는 선택한 NFS에서 자동으로 지워집니다. 한 번의 클릭으로 캐시 캐싱 및 지우기를 수행할 수 있으며 코딩, IT 또는 DevOps 작업이 필요하지 않습니다.

cnvrg.io는 플로우 및 **ML** 파이프라인

cnvrg.IO Flows는 생산 ML 파이프라인을 구축하기 위한 도구입니다. 플로우의 각 구성 요소는 기본 Docker 이미지를 사용하여 선택한 컴퓨팅에서 실행되는 스크립트/코드입니다. 이 설계를 통해 데이터 과학자와 엔지니어가 사내 및 클라우드에서 모두 실행할 수 있는 단일 파이프라인을 구축할 수 있습니다. cnvrg.io는 데이터, 매개 변수 및 아티팩트가 서로 다른 구성 요소 간에 이동하고 있는지 확인합니다. 또한 각 흐름을 모니터링하고 추적하여 100% 재현성 있는 데이터 과학을 제공합니다.

cnvrg.io 코어

cnvrg.io core는 데이터 과학자가 DevOps에 초점을 맞추는 데 도움을 주기 위해 데이터 과학 커뮤니티를 위한 무료 플랫폼입니다. Core의 유연한 인프라를 통해 데이터 과학자는 온프레미스 또는 클라우드 등 어떤 언어, AI 프레임워크 또는 컴퓨팅 환경이라도 사용할 수 있으므로 가장 잘하는 일을 하고 알고리즘을 구축할 수 있습니다. cnvrg.io 코어는 모든 Kubernetes 클러스터에서 단일 명령으로 간편하게 설치할 수 있습니다.

NetApp ONTAP AI를 참조하십시오

ONTAP AI는 NetApp AFF 스토리지 시스템 및 NVIDIA DGX 시스템과 Tesla V100 GPU를 사용하는 ML 및 딥 러닝(DL) 워크로드를 위한 데이터 센터 참조 아키텍처입니다. ONTAP AI는 100Gb 이더넷을 통한 산업 표준 NFS 파일 프로토콜을 기반으로 하며, 표준 데이터 센터 기술을 사용하여 구현 및 관리 오버헤드를 줄이는 고성능 ML/DL 인프라를 고객에게 제공합니다. 표준화된 네트워크 및 프로토콜을 사용하여 ONTAP AI를 하이브리드 클라우드 환경에 통합하는 동시에 운영 일관성과 단순성을 유지할 수 있습니다. 사전 검증된 인프라 솔루션인 ONTAP AI를 사용하면 구축 시간과 위험을 줄이고 관리 오버헤드를 크게 줄여 고객이 투자 회수 시간을 단축할 수 있습니다.

NVIDIA DeepOps

DeepOps는 NVIDIA의 오픈 소스 프로젝트로, Ansible을 사용하여 GPU 서버 클러스터를 모범 사례에 따라 자동으로 구축합니다. DeepOps는 모듈식이며 다양한 배포 작업에 사용할 수 있습니다. 이 문서와 이 문서에서 설명하는 검증 연습에서는 GPU 서버 작업자 노드로 구성된 Kubernetes 클러스터를 배포하는 데 DeepOps를 사용합니다. 자세한 내용은 를 참조하십시오 "DeepOps 웹 사이트".

NetApp 트라이던트

Trident는 NetApp에서 개발 및 유지 관리하는 오픈 소스 스토리지 오케스트레이터로서 Kubernetes 워크로드를 위한 영구 스토리지의 생성, 관리 및 사용을 크게 단순화합니다. Trident 자체 Kubernetes 네이티브 애플리케이션 - Kubernetes 클러스터 내에서 직접 실행됩니다. Trident를 사용하면 Kubernetes 사용자(개발자, 데이터 과학자, Kubernetes 관리자 등)가 이미 익숙한 표준 Kubernetes 형식으로 영구 스토리지 볼륨을 생성, 관리 및 상호 작용할 수 있습니다. 이와 동시에 NetApp 기술에서 제공하는 NetApp 고급 데이터 관리 기능과 Data Fabric을 활용할 수 있습니다. Trident는 영구 스토리지의 복잡성을 추상화하여 사용이 간편합니다. 자세한 내용은 를 참조하십시오 "Trident 웹 사이트".

NetApp StorageGRID를 참조하십시오

NetApp StorageGRID는 사용자가 S3 프로토콜을 통해 액세스할 수 있는 간단하고 클라우드식 스토리지를 제공하여 이러한 요구를 충족하도록 설계된 소프트웨어 정의 오브젝트 스토리지 플랫폼입니다. StorageGRID는 인터넷에 연결된 사이트에서 거리에 관계없이 여러 노드를 지원하도록 설계된 스케일아웃 시스템입니다. StorageGRID의 지능형 정책 엔진을 사용하여 지리적 복원력을 위해 사이트 전체에서 오브젝트를 삭제 코딩하거나 원격 사이트 간에 오브젝트 복제를 선택하여 WAN 액세스 지연 시간을 최소화할 수 있습니다. StorageGRID은 이 솔루션에서 탁월한 프라이빗 클라우드 1차 오브젝트 스토리지 데이터 레이크를 제공합니다.

NetApp Cloud Volumes ONTAP를 참조하십시오

NetApp Cloud Volumes ONTAP 데이터 관리 소프트웨어는 AWS, Google Cloud Platform 및 Microsoft Azure를 비롯한 퍼블릭 클라우드 공급자의 유연성을 통해 사용자 데이터에 제어, 보호 및 효율성을 제공합니다. Cloud Volumes ONTAP은 NetApp ONTAP 스토리지 소프트웨어를 기반으로 하는 클라우드 네이티브 데이터 관리 소프트웨어로, 클라우드 데이터 요구사항을 해결하는 뛰어난 범용 스토리지 플랫폼을 제공합니다. 클라우드와 사내에서 동일한 스토리지 소프트웨어를 사용하는 사용자는 새로운 데이터 관리 방법을 통해 IT 직원을 교육하지 않고도 Data Fabric의 가치를 실현할 수 있습니다.

하이브리드 클라우드 구현 모델에 관심 있는 고객을 위해 Cloud Volumes ONTAP은 대부분의 퍼블릭 클라우드에서 동일한 기능과 동급 최고의 성능을 제공하여 어떠한 환경에도 일관되고 원활한 사용자 경험을 제공할 수 있습니다.

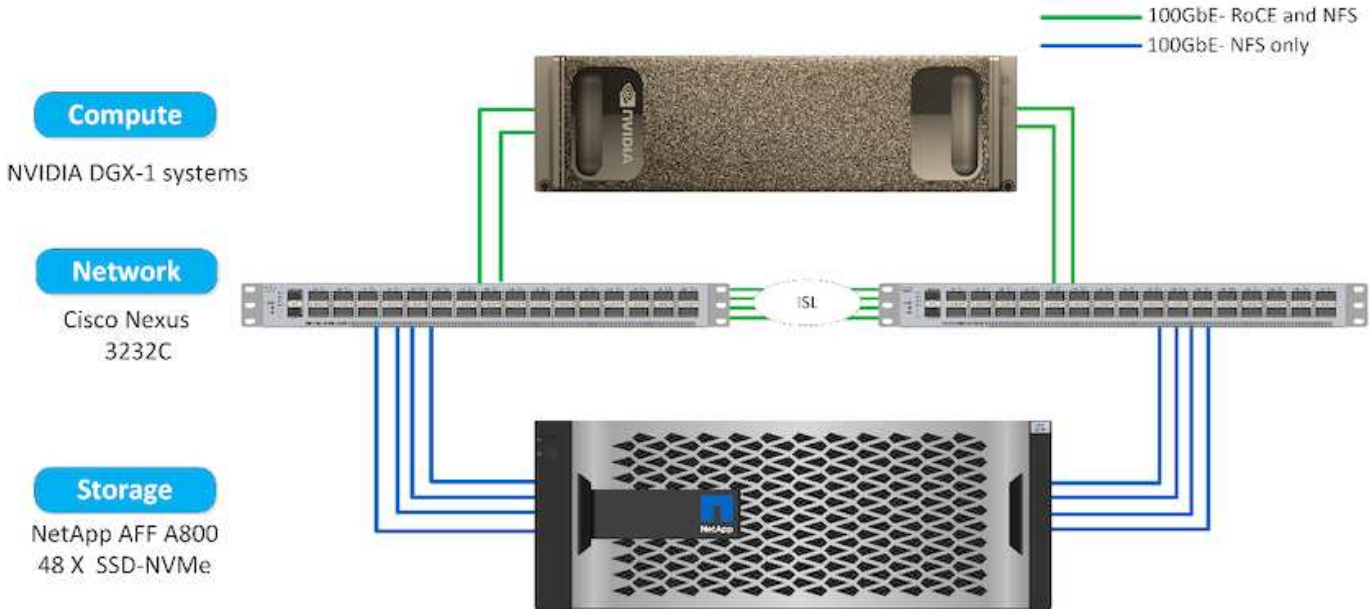
하드웨어 및 소프트웨어 요구 사항

이 섹션에서는 ONTAP AI 솔루션의 기술 요구사항을 다룹니다.

하드웨어 요구 사항

하드웨어 요구사항은 특정 고객 워크로드에 따라 다르지만, ONTAP AI는 대규모 ML/DL 작업을 위해 단일 GPU에서 랙 확장 구성까지 데이터 엔지니어링, 모델 훈련, 운영 추론을 위해 어떤 확장하고 구축할 수 있습니다. ONTAP AI에 대한 자세한 내용은 를 참조하십시오 "ONTAP AI 웹 사이트".

이 솔루션은 컴퓨팅, NetApp AFF A800 스토리지 시스템 및 Cisco Nexus 3232C 네트워크 연결을 위해 DGX-1 시스템을 사용하여 검증되었습니다. 이 검증에 사용된 AFF A800은 대부분의 ML/DL 워크로드에 대해 최대 10개의 DGX-1 시스템을 지원할 수 있습니다. 다음 그림은 이 검증에서 모델 훈련에 사용되는 ONTAP AI 토폴로지를 보여줍니다.



이 솔루션을 퍼블릭 클라우드로 확장하려면 Cloud Volumes ONTAP을 클라우드 GPU 컴퓨팅 리소스와 함께 구축하고 하이브리드 클라우드 데이터 패브릭에 통합하면 모든 워크로드에 적합한 리소스를 사용할 수 있습니다.

소프트웨어 요구 사항

다음 표는 이 솔루션 검증에 사용된 특정 소프트웨어 버전을 보여줍니다.

구성 요소	버전
우분투	18.04.4 LTS
NVIDIA DGX OS	4.4.0
NVIDIA DeepOps	20.02.1
쿠버네티스	1.15
헬름	3.1.0
cnvrg.io	3.0.0
NetApp ONTAP를 참조하십시오	9.6P4

이 솔루션 검증에서 Kubernetes는 DGX-1 시스템에서 단일 노드 클러스터로 구축되었습니다. 대규모 배포의 경우 관리 서비스의 고가용성을 제공하고 ML 및 DL 워크로드에 대한 중요한 DGX 리소스를 예약하려면 독립 Kubernetes 마스터 노드를 구축해야 합니다.

솔루션 배포 및 검증 세부 정보

다음 섹션에서는 솔루션 구축 및 검증에 대한 세부 정보를 다룹니다.

ONTAP AI 배포

ONTAP AI를 배포하려면 네트워킹, 컴퓨팅 및 스토리지 하드웨어를 설치하고 구성해야 합니다. ONTAP AI 인프라 구축에 대한 구체적인 지침은 이 문서의 범위를 벗어납니다. 자세한 배포 정보는 를 참조하십시오 "NVA-1121-deploy: NetApp ONTAP AI, NVIDIA 구현".

이 솔루션 검증에서 단일 볼륨이 생성되어 DGX-1 시스템에 마운트되었습니다. 그런 다음 이 마운트 지점을 컨테이너에 마운트하여 데이터를 교육에 액세스할 수 있도록 했습니다. 대규모 배포의 경우 NetApp Trident는 볼륨의 생성 및 마운트를 자동화하여 관리 오버헤드를 제거하고 최종 사용자 리소스 관리를 지원합니다.

Kubernetes 구축

NVIDIA DeepOps를 사용하여 Kubernetes 클러스터를 구축하고 구성하려면 배포 점프 호스트에서 다음 작업을 수행하십시오.

1. 의 지침에 따라 NVIDIA DeepOps를 다운로드합니다 "시작 페이지" NVIDIA DeepOps GitHub 사이트에서 다운로드할 수 있습니다.
2. 의 지침에 따라 클러스터에 Kubernetes를 배포합니다 "Kubernetes 구축 가이드" NVIDIA DeepOps GitHub 사이트에서 다운로드할 수 있습니다.

> DeepOps Kubernetes 구축이 작동하려면 모든 Kubernetes 마스터 및 작업자 노드에 동일한 사용자가 있어야 합니다.

배포가 실패하면 depops/config/group_vars/k8s-cluster.yml에서 kubctl_localhost의 값을 false로 변경하고 2단계를

반복합니다. kubeck_localhost의 값이 true인 경우에만 실행되는 Ansible 호스트에 kubbeck 바이너리 복사 작업은 알려진 메모리 사용 문제가 있는 Ansible 모듈 가져오기를 사용합니다. 이러한 메모리 사용 문제로 인해 작업이 실패할 수 있습니다. 메모리 문제로 인해 작업이 실패하면 나머지 배포 작업이 성공적으로 완료되지 않습니다.

kubbctl_localhost의 값을 false로 변경한 후 배포가 성공적으로 완료되면 Kubernetes 마스터 노드에서 배포 점프 호스트로 kubbectl 바이너리를 수동으로 복사해야 합니다. 특정 마스터 노드에서 kudctl 명령을 직접 실행하여 kubctl 바이너리의 위치를 찾을 수 있습니다.

cnvrg.io 배포

제어 장치를 사용하여 **cnvrg** 코어를 배포합니다

Helm은 모든 클러스터, 온프레미스, Minikube 또는 모든 클라우드 클러스터(예: AKS, EKS, GKE)를 사용하여 cnvrg를 신속하게 배포하는 가장 쉬운 방법입니다. 이 섹션에서는 Kubernetes가 설치된 사내(DGX-1) 인스턴스에 cnvrg를 설치한 방법을 설명합니다.

필수 구성 요소

설치를 완료하려면 먼저 로컬 컴퓨터에 다음 종속 항목을 설치하고 준비해야 합니다.

- 쿠베틀입니다
- Helm 3.x
- Kubernetes 클러스터 1.15 이상

헬름으로 배포

1. 최신 cnvrg Helm 차트를 다운로드하려면 다음 명령을 실행합니다.

```
helm repo add cnvrg https://helm.cnvrg.io
helm repo update
```

2. cnvrg를 구축하기 전에 클러스터의 외부 IP 주소와 cnvrg를 배포할 노드의 이름이 필요합니다. 사내 Kubernetes 클러스터에 cnvrg를 배포하려면 다음 명령을 실행합니다.

```
helm install cnvrg cnvrg/cnvrg --timeout 1500s  --wait \ --set
global.external_ip=<ip_of_cluster> \ --set global.node=<name_of_node>
```

3. helm install 명령을 실행합니다. 모든 서비스 및 시스템이 클러스터에 자동으로 설치됩니다. 이 프로세스는 최대 15분 정도 소요될 수 있습니다.
4. 헬름 설치 명령은 10분 정도 걸릴 수 있습니다. 배포가 완료되면 새로 배포된 cnvrg의 URL로 이동하거나 새 클러스터를 조직 내의 리소스로 추가합니다. 'helm' 명령은 올바른 URL을 알려줍니다.

```
Thank you for installing cnvrg.io!
Your installation of cnvrg.io is now available, and can be reached via:
Talk to our team via email at
```

5. 모든 컨테이너의 상태가 실행 중 또는 완료됨이면 cnvrg가 성공적으로 배포된 것입니다. 이 결과는 다음 예제 출력과 유사해야 합니다.

```
NAME                                READY   STATUS      RESTARTS   AGE
cnvrg-app-69fbb9df98-6xrgf                  1/1     Running     0          2m
cnvrg-sidekiq-b9d54d889-5x4fc               1/1     Running     0          2m
controller-65895b47d4-s96v6                 1/1     Running     0          2m
init-app-vs-config-wv9c4                    0/1     Completed   0          9m
init-gateway-vs-config-2zbpp                0/1     Completed   0          9m
init-minio-vs-config-cd2rg                  0/1     Completed   0          9m
minio-0                                     1/1     Running     0          2m
postgres-0                                  1/1     Running     0          2m
redis-695c49c986-kcbt9                      1/1     Running     0          2m
seeder-wh655                                0/1     Completed   0          2m
speaker-5sghr                               1/1     Running     0          2m
```

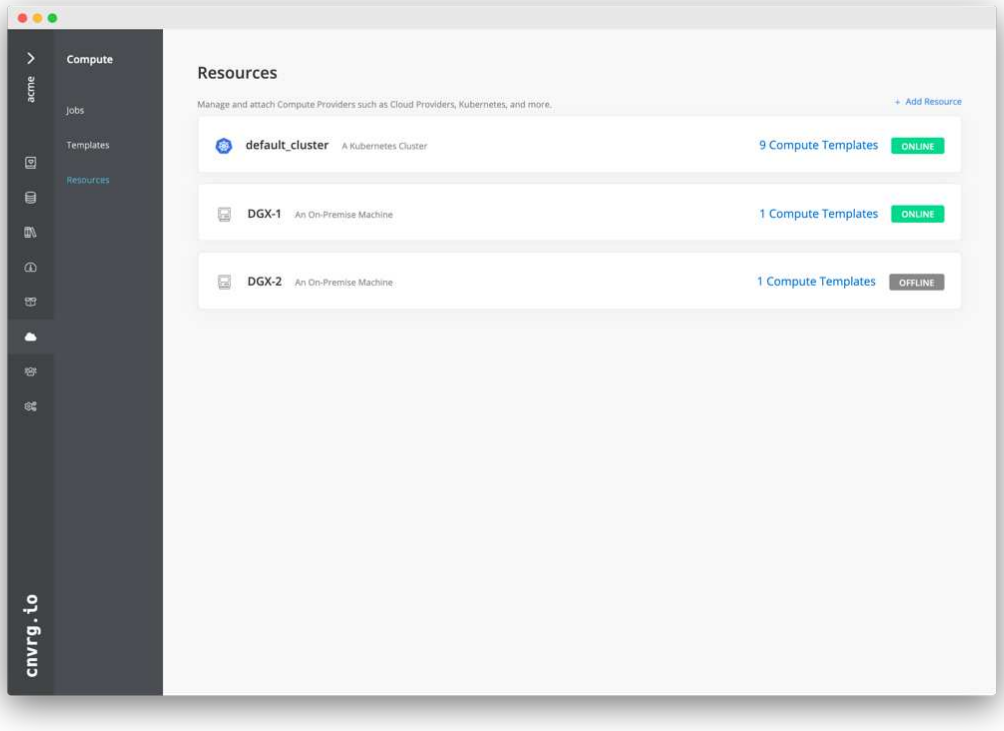
ResNet50 및 **Chest X-ray** 데이터 집합을 사용한 컴퓨터 비전 모델 교육

cnvrg.io AI OS는 NVIDIA DGX 시스템을 기반으로 하는 NetApp ONTAP AI 아키텍처를 기반으로 Kubernetes 설정에 구축했습니다. 검증을 위해 흉부 X-레이의 식별 불가 영상으로 구성된 NIH Chest X-ray 데이터 세트를 사용했습니다. 이미지는 PNG 형식이었습니다. 이 데이터는 NIH 임상 센터에서 제공했으며 을 통해 확인할 수 있습니다 "NIH 다운로드 사이트". 15개 클래스에서 627, 615의 이미지를 사용하여 250GB 데이터 샘플을 사용했습니다.

데이터 세트가 cnvrg 플랫폼으로 업로드되었으며 NetApp AFF A800 스토리지 시스템에서 NFS 엑스포트에 캐싱되었습니다.

컴퓨팅 리소스 설정

엔지니어 및 IT 전문가는 cnvrg 아키텍처 및 메타 스케줄링 기능을 사용하여 서로 다른 컴퓨팅 리소스를 단일 플랫폼에 연결할 수 있습니다. 설정에서 딥 러닝 워크로드를 실행하기 위해 배포된 것과 동일한 클러스터 cnvrg를 사용했습니다. 추가 클러스터를 연결해야 하는 경우 다음 스크린샷과 같이 GUI를 사용합니다.



데이터 로드

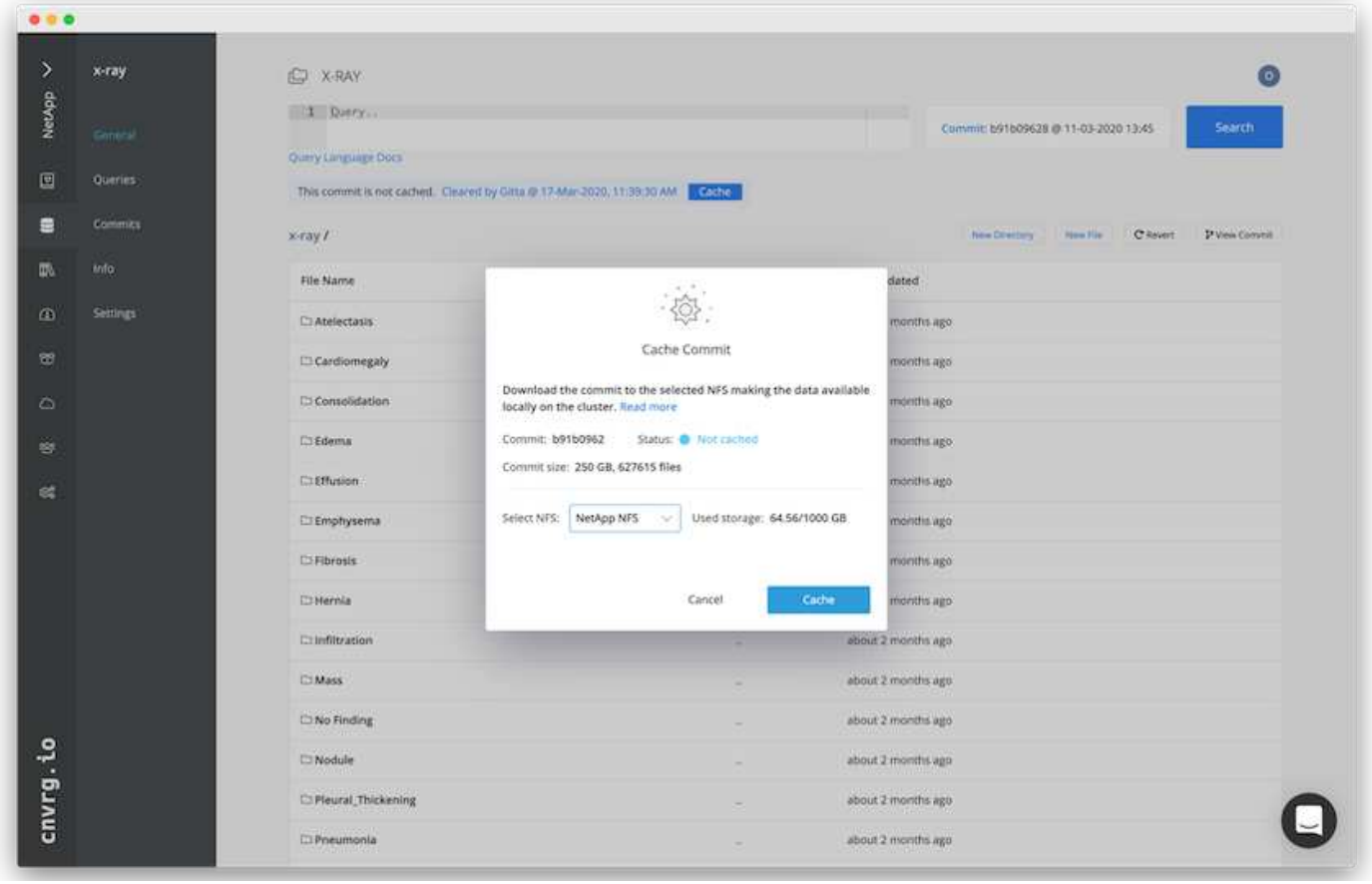
cnvrg 플랫폼에 데이터를 업로드하려면 GUI 또는 cnvrg CLI를 사용할 수 있습니다. 대규모 데이터 세트의 경우 많은 파일을 처리할 수 있는 강력하고 확장 가능하며 안정적인 툴이므로 CLI를 사용하는 것이 좋습니다.

데이터를 업로드하려면 다음 단계를 완료하십시오.

1. 를 다운로드합니다 "cnvrg CLI를 참조하십시오".
2. X-ray 디렉토리로 이동합니다.
3. 'cnvrg data init' 명령으로 플랫폼 내 데이터세트를 초기화한다.
4. 중앙 오브젝트 저장소(StorageGRID, S3 등)에 데이터를 업로드한 후 GUI로 검색할 수 있습니다. 다음 그림은 로드된 흉부 X선 섬유증 영상 PNG 파일을 보여줍니다. 또한, cnvrg는 데이터를 버전화하므로 빌드하는 모든 모델을 데이터 버전으로 복제할 수 있습니다.

Cach 데이터

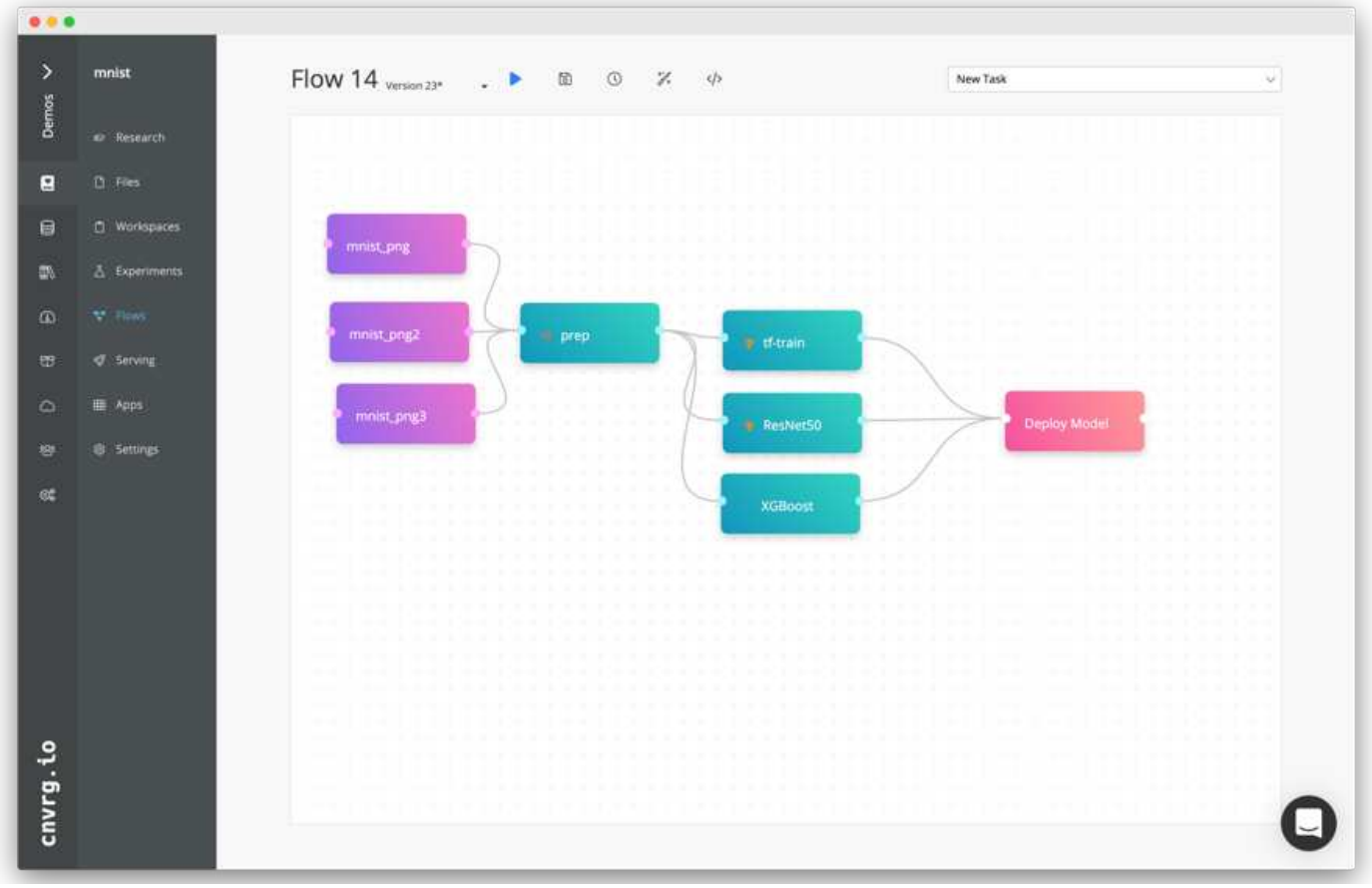
각 모델의 교육 및 실험을 위해 600k+ 파일을 다운로드하지 않고 더 빠르게 교육을 제공하기 위해 데이터를 중앙 데이터 레이크 오브젝트 저장소에 처음 업로드한 후 데이터 캐싱 기능을 사용했습니다.



사용자가 캐시를 클릭하면 cnvrg는 원격 오브젝트 저장소에서 특정 커밋에 있는 데이터를 다운로드하여 ONTAP NFS 볼륨에 캐시합니다. 완료되면 데이터를 즉시 교육에 사용할 수 있습니다. 또한 데이터가 며칠 동안 사용되지 않으면(예: 모델 교육 또는 탐색) cnvrg가 자동으로 캐시를 지웁니다.

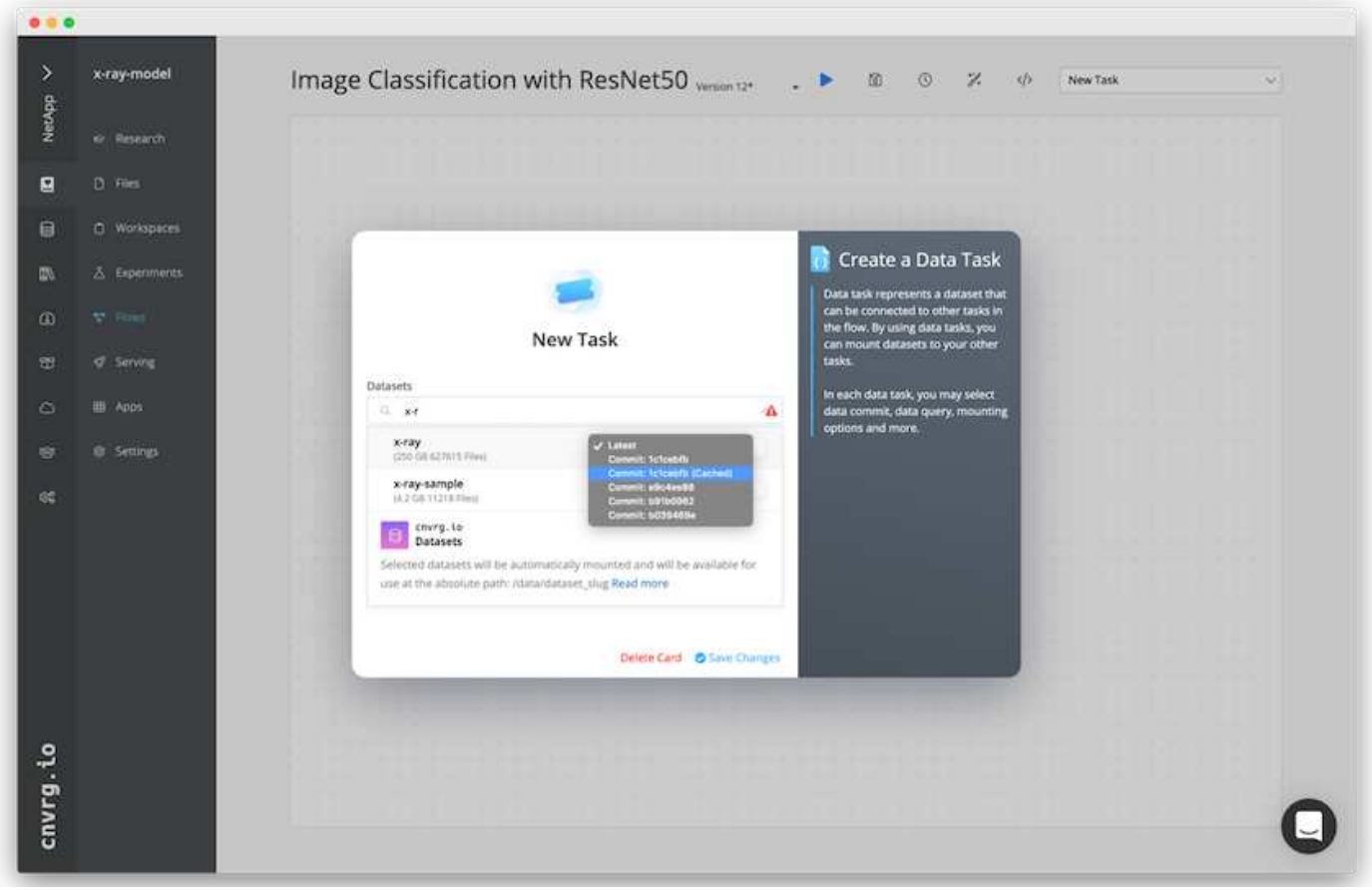
캐시된 데이터로 **ML** 파이프라인을 구축합니다

cnvrg 흐름으로 생산 ML 파이프라인을 쉽게 구축할 수 있습니다. 흐름은 유연하며 모든 종류의 ML 사용 사례에 사용할 수 있으며 GUI 또는 코드를 통해 생성할 수 있습니다. 플로우의 각 구성 요소는 다른 Docker 이미지를 사용하여 다른 컴퓨팅 리소스에서 실행될 수 있으므로 하이브리드 클라우드와 최적화된 ML 파이프라인을 구축할 수 있습니다.



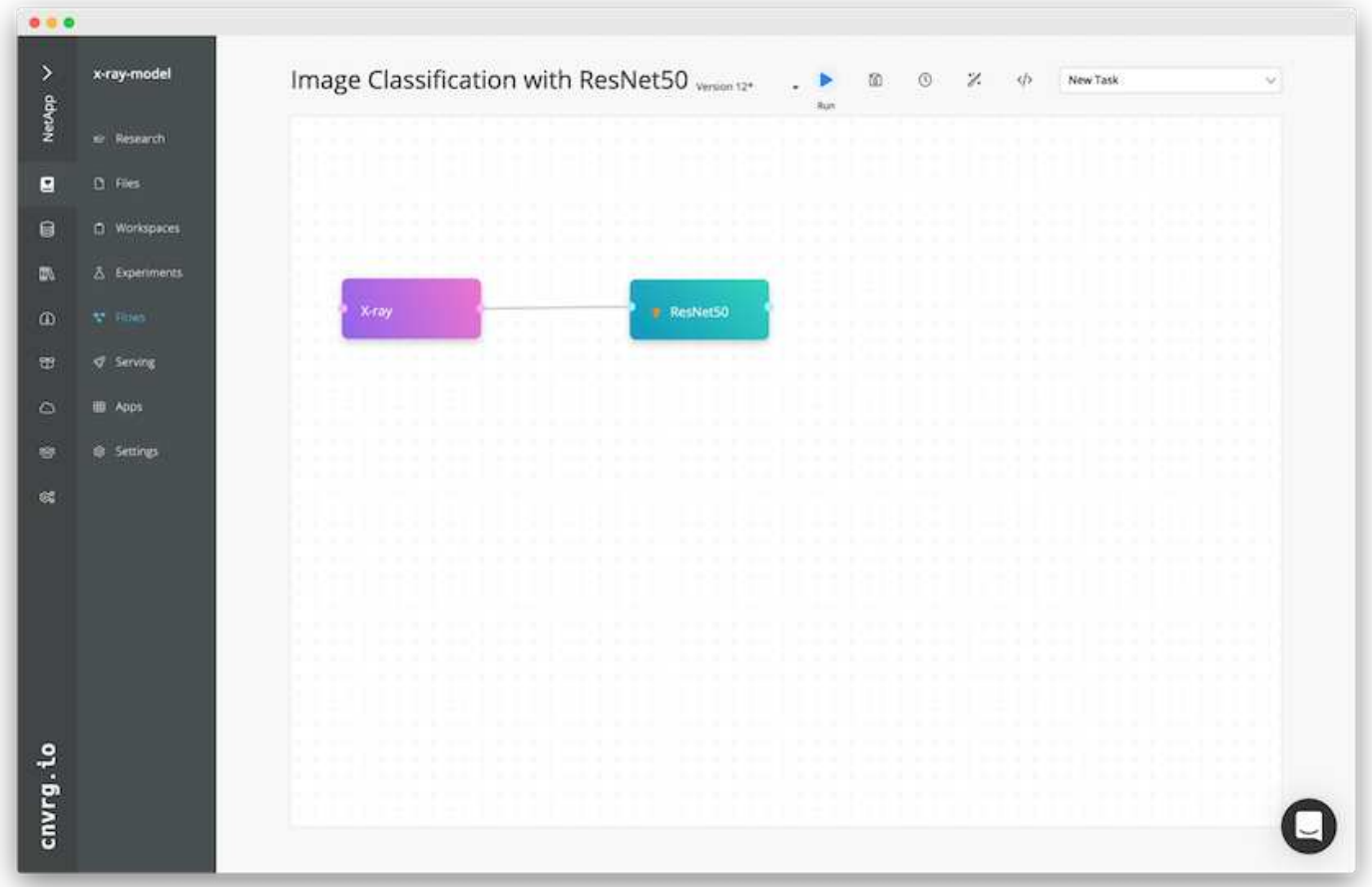
흉부 **X**선 흐름 구축:데이터 설정

새로 생성된 흐름에 데이터 세트를 추가했습니다. 데이터 집합을 추가할 때 특정 버전(커밋)을 선택하고 캐시된 버전을 사용할지 여부를 지정할 수 있습니다. 이 예에서는 캐시된 커밋을 선택했습니다.



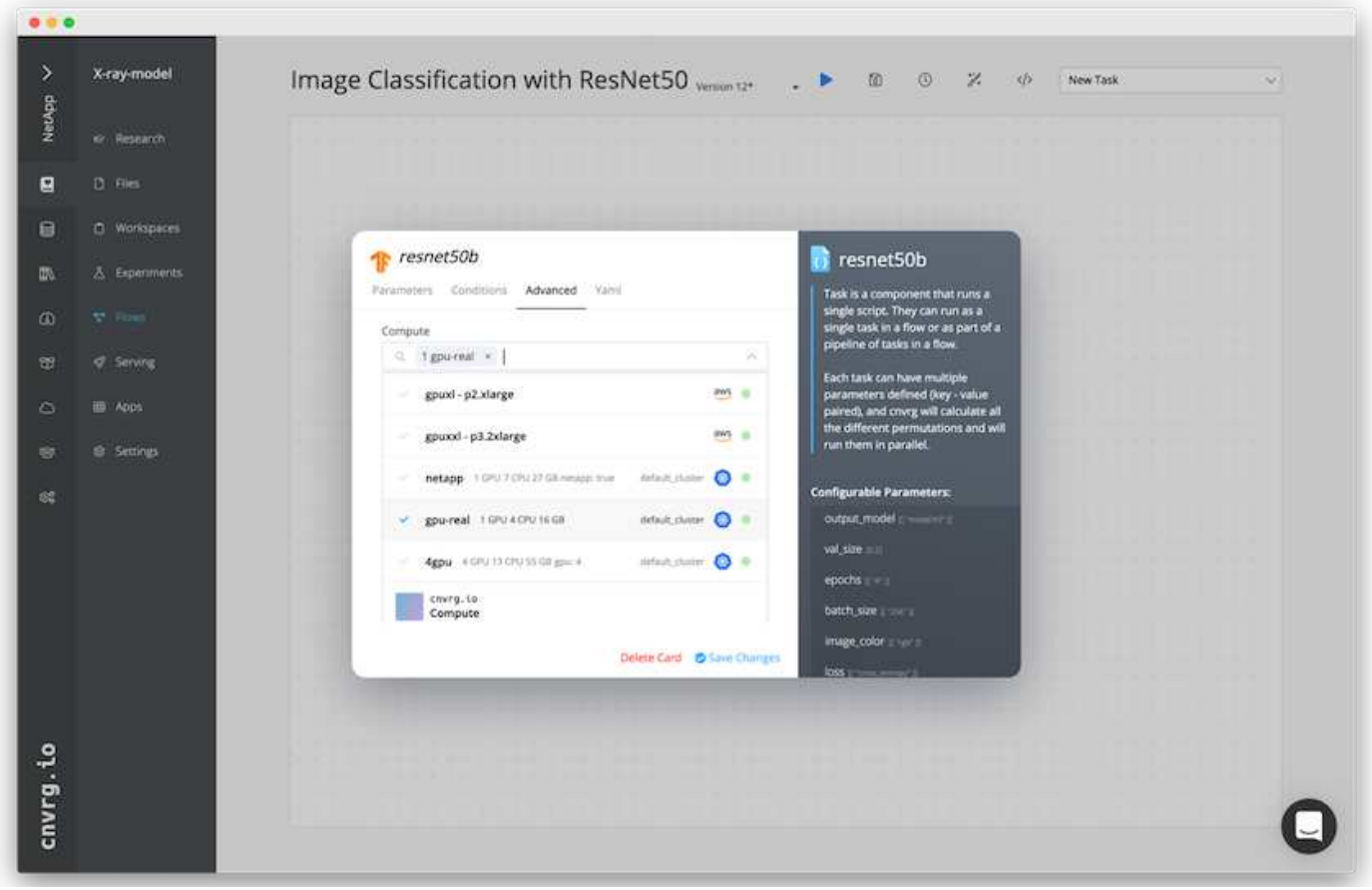
흉부 **X**선 흐름 구축**:**교육 모델 설정**:ResNet50**

파이프라인에서는 원하는 모든 종류의 사용자 지정 코드를 추가할 수 있습니다. cnvrg에는 재사용 가능한 ML 구성 요소 컬렉션인 AI 라이브러리도 있습니다. AI 라이브러리에는 모든 ML 또는 딥 러닝 플로우에 사용할 수 있는 알고리즘, 스크립트, 데이터 소스 및 기타 솔루션이 있습니다. 이 예에서는 사전 구축된 ResNet50 모듈을 선택했습니다. batch_size:128, epoch:10 등과 같은 기본 매개 변수를 사용했습니다. 이러한 매개 변수는 AI 라이브러리 문서에서 확인할 수 있습니다. 다음 스크린샷은 ResNet50에 연결된 X선 데이터 세트의 새로운 흐름을 보여줍니다.



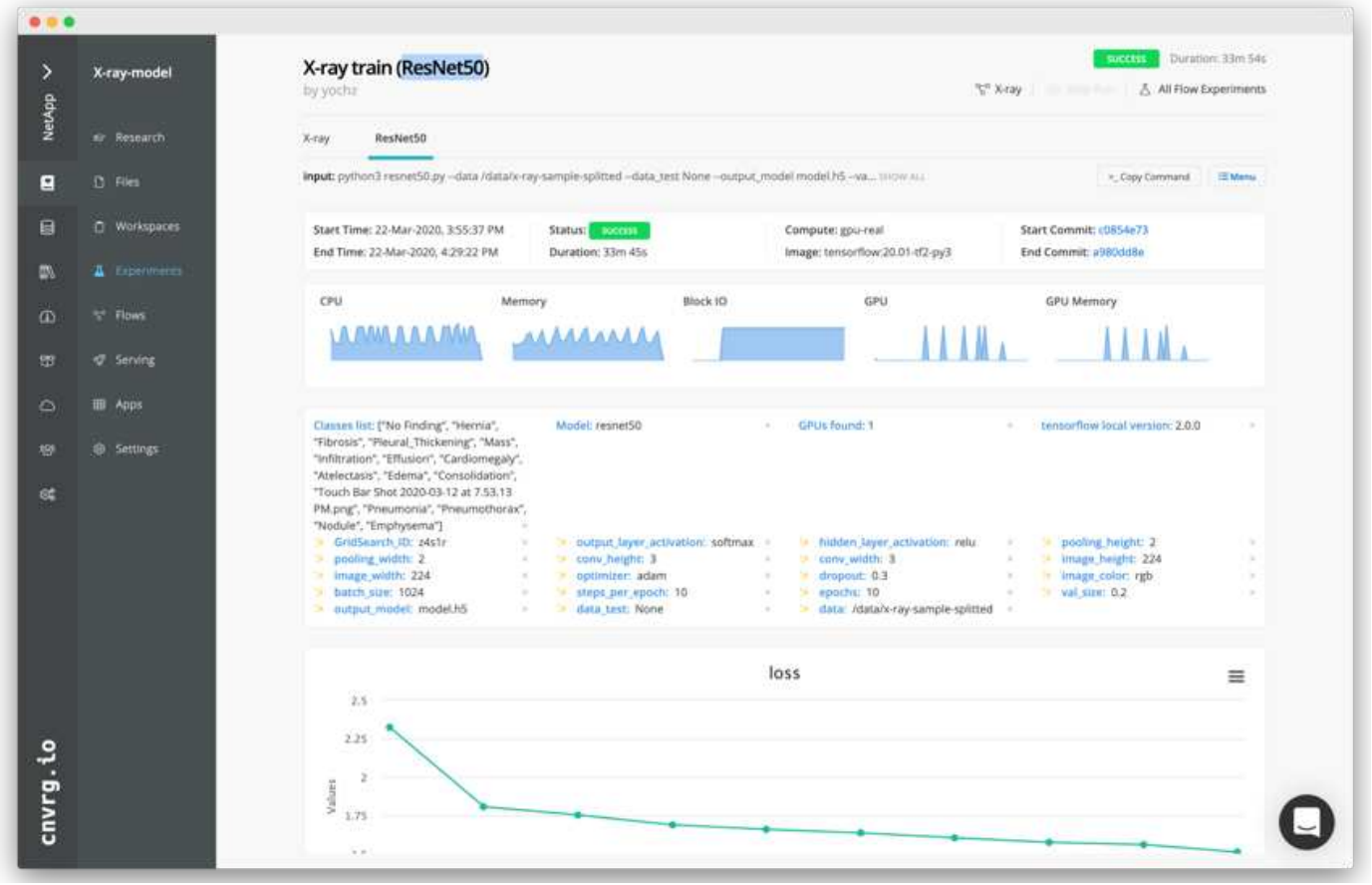
ResNet50의 컴퓨팅 리소스를 정의합니다

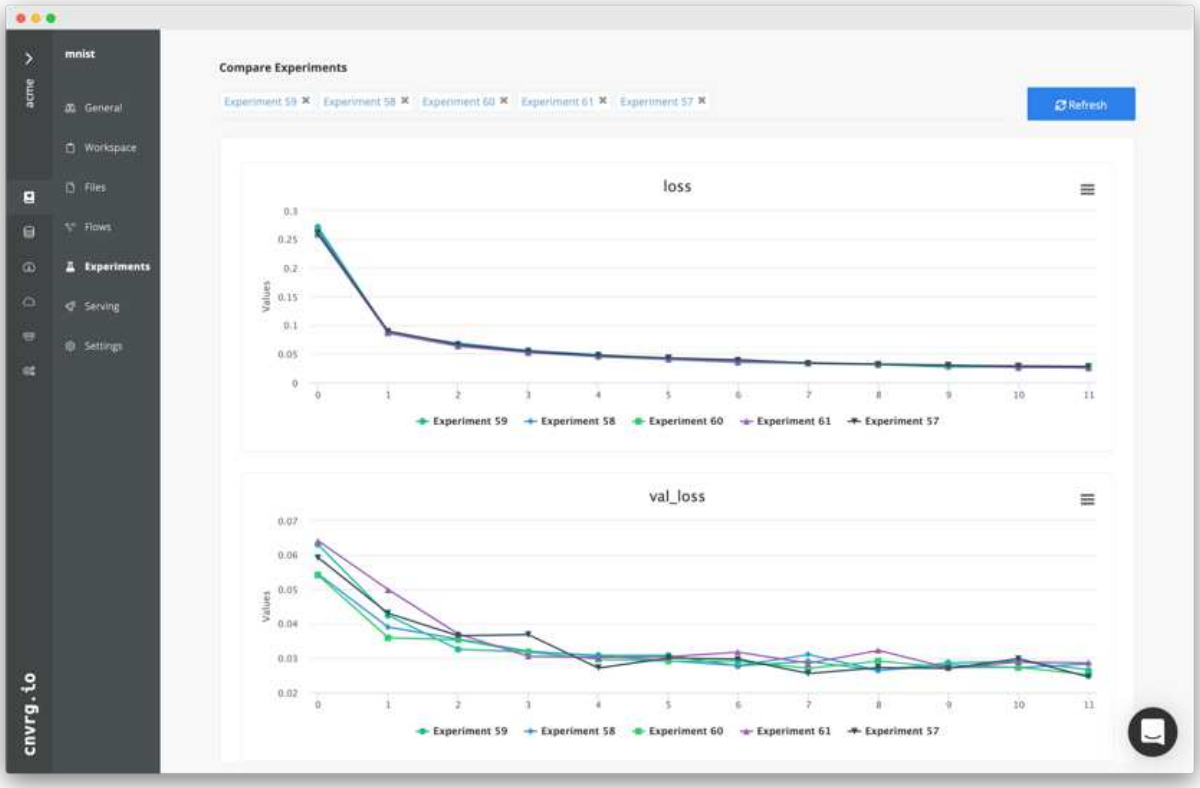
cnvrg 플로우의 각 알고리즘 또는 구성 요소는 다른 Docker 이미지와 함께 다른 컴퓨팅 인스턴스에서 실행될 수 있습니다. 저희 셋업에서는 NetApp ONTAP AI 아키텍처를 사용하여 NVIDIA DGX 시스템에 대한 훈련 알고리즘을 실행하려고 했습니다. 다음 그림에서는 사내 클러스터의 컴퓨팅 템플릿과 사양인 GPU-Real을 선택했습니다. 또한 템플릿 큐와 여러 템플릿을 선택했습니다. 이렇게 하면 'GPU-실제' 리소스를 할당할 수 없는 경우(예: 다른 데이터 과학자가 사용 중인 경우) 클라우드 공급자 템플릿을 추가하여 자동 클라우드 증가를 지원할 수 있습니다. 다음 스크린샷에서는 ResNet50의 컴퓨팅 노드로 GPU-real을 사용하는 방법을 보여 줍니다.



추적 및 모니터링 결과

흐름이 실행된 후 cnvrg가 추적 및 모니터링 엔진을 트리거합니다. 각 흐름 실행은 자동으로 문서화되고 실시간으로 업데이트됩니다. Hyperparameters, 메트릭, 리소스 사용량(GPU 활용률 등), 코드 버전, 아티팩트, 로그, 다음 두 스크린샷과 같이 실험 섹션에서 자동으로 사용할 수 있습니다.


X-ray-model
X-ray train (ResNet50)
by yochz
SUCCESS
Duration: 33m 54s
X-ray
All Flow Experiments
Research
Files
Workspaces
Experiments
Flows
Serving
Apps
Settings
X-ray
ResNet50
input: python3 resnet50.py --data /data/x-ray-sample-splitted --data_test None --output_model model.h5 --va...
Copy Command
Menu
Start Time: 22-Mar-2020, 3:55:37 PM
End Time: 22-Mar-2020, 4:29:22 PM
Status: SUCCESS
Duration: 33m 45s
Compute: gpu-real
Image: tensorflow:20.01-tf2-py3
Start Commit: c0854e73
End Commit: a980dd8e
CPU
Memory
Block IO
GPU
GPU Memory
Classes list: ["No Finding", "Hernia", "Fibrosis", "Pleural_Thickening", "Mass", "Infiltration", "Effusion", "Cardiomegaly", "Atelectasis", "Edema", "Consolidation", "Touch Bar Shot 2020-03-12 at 7.53.13 PM.png", "Pneumonia", "Pneumothorax", "Nodule", "Emphysema"]
Model: resnet50
GPUs found: 1
tensorflow local version: 2.0.0
GridSearch_ID: z4s1r
pooling_width: 2
image_width: 224
batch_size: 1024
output_model: model.h5
output_layer_activation: softmax
conv_height: 3
optimizer: adam
steps_per_epoch: 10
data_test: None
hidden_layer_activation: relu
conv_width: 3
dropout: 0.3
epochs: 10
data: /data/x-ray-sample-splitted
pooling_height: 2
image_height: 224
image_color: rgb
val_size: 0.2
loss
Values
cnvrg.io


acme
mnist
General
Workspace
Files
Flows
Experiments
Serving
Settings
Compare Experiments
Experiment 59
Experiment 58
Experiment 60
Experiment 61
Experiment 57
Refresh
loss
Values
Experiment 59
Experiment 58
Experiment 60
Experiment 61
Experiment 57
val_loss
Values
Experiment 59
Experiment 58
Experiment 60
Experiment 61
Experiment 57
cnvrg.io

결론

NetApp과 cnvrg.io는 파트너십을 통해 고객에게 ML 및 DL 소프트웨어 개발을 위한 완벽한 데이터 관리 솔루션을 제공합니다. ONTAP AI는 모든 규모의 운영에 고성능 컴퓨팅 및 스토리지를 제공하며 cnvrg.io 소프트웨어는 데이터 과학 워크플로우를 간소화하고 리소스 활용률을 향상합니다.

감사의 말

- NetApp 기술 마케팅 엔지니어 Mike Olesby
- NetApp 선임 기술 담당 이사 Santosh Rao

추가 정보를 찾을 수 있는 위치

이 문서에 설명된 정보에 대한 자세한 내용은 다음 리소스를 참조하십시오.

- cnvrg.io("https://cnvrg.io"):
  - cnvrg 코어(무료 ML 플랫폼)

    https://cnvrg.io/platform/core
  - cnvrg 문서

    "https://app.cnvrg.io/docs"
- NVIDIA DGX-1 서버:
  - NVIDIA DGX-1 서버

    https://www.nvidia.com/en-us/data-center/dgx-1/
  - NVIDIA Tesla V100 Tensor 코어 GPU

    https://www.nvidia.com/en-us/data-center/tesla-v100/
  - NGC(NVIDIA GPU Cloud)

    https://www.nvidia.com/en-us/gpu-cloud/
- NetApp AFF 시스템:
  - AFF 데이터시트 를 참조하십시오

    https://www.netapp.com/us/media/d-3582.pdf
  - AFF를 위한 NetApp FlashAdvantage

    https://www.netapp.com/us/media/ds-3733.pdf
  - ONTAP 9.x 설명서

http://mysupport.netapp.com/documentation/productlibrary/index.html?productID=62286

  - NetApp FlexGroup 기술 보고서

    https://www.netapp.com/us/media/tr-4557.pdf

- 컨테이너용 NetApp 영구 스토리지:
  - NetApp 트라이던트

    https://netapp.io/persistent-storage-provisioner-for-kubernetes/

- NetApp 상호 운용성 매트릭스:
  - NetApp 상호 운용성 매트릭스 툴

    http://support.netapp.com/matrix

- ONTAP AI 네트워킹:
  - Cisco Nexus 3232C 스위치

    https://www.cisco.com/c/en/us/products/switches/nexus-3232c-switch/index.html

  - Mellanox Spectrum 2000 시리즈 스위치

    http://www.mellanox.com/page/products_dyn?product_family=251&mtag=sn2000

- ML 프레임워크 및 도구:
  - 달리

    https://github.com/NVIDIA/DALI

  - TensorFlow: 모두를 위한 오픈 소스 머신 러닝 프레임워크

    https://www.tensorflow.org/

  - Horovod: Uber의 TensorFlow용 오픈 소스 분산 딥 러닝 프레임워크

    https://eng.uber.com/horovod/

  - 컨테이너 런타임 에코시스템에서 GPU 지원

    https://devblogs.nvidia.com/gpu-containers-runtime/

  - Docker 를 참조하십시오

    https://docs.docker.com

  - 쿠버네티스

    https://kubernetes.io/docs/home/

  - NVIDIA DeepOps

    https://github.com/NVIDIA/deepops

- Kubeflow

  http://www.kubeflow.org/

- Jupyter 노트북 서버

  http://www.jupyter.org/

- 데이터 세트 및 벤치마크
  - NIH 흉부 X선 데이터 세트

    https://nihcc.app.box.com/v/ChestXray-NIHCC

  - Xiaosong Wang, Yifan Peng, Le Lu, Zhivyong Lu, Mohammadadadhadi Bagheri, Ronald Summers, ChestX-ray8: 병원 스케일 흉부 X선 데이터베이스 및 약한 감독 하에 Common Thorax 질환의 분류 및 국소화에 대한 벤치마크, IEEE CVPR, pp. 3462-3471, 2017TR-4841-0620

저작권 정보

Copyright © 2024 NetApp, Inc. All Rights Reserved. 미국에서 인쇄된 본 문서의 어떠한 부분도 저작권 소유자의 사전 서면 승인 없이는 어떠한 형식이나 수단(복사, 녹음, 녹화 또는 전자 검색 시스템에 저장하는 것을 비롯한 그래픽, 전자적 또는 기계적 방법)으로도 복제될 수 없습니다.

NetApp이 저작권을 가진 자료에 있는 소프트웨어에는 아래의 라이센스와 고지사항이 적용됩니다.

본 소프트웨어는 NetApp에 의해 '있는 그대로' 제공되며 상품성 및 특정 목적에의 적합성에 대한 명시적 또는 묵시적 보증을 포함하여(이에 제한되지 않음) 어떠한 보증도 하지 않습니다. NetApp은 대체품 또는 대체 서비스의 조달, 사용 불능, 데이터 손실, 이익 손실, 영업 중단을 포함하여(이에 국한되지 않음), 이 소프트웨어의 사용으로 인해 발생하는 모든 직접 및 간접 손해, 우발적 손해, 특별 손해, 징벌적 손해, 결과적 손해의 발생에 대하여 그 발생 이유, 책임론, 계약 여부, 엄격한 책임, 불법 행위(과실 또는 그렇지 않은 경우)와 관계없이 어떠한 책임도 지지 않으며, 이와 같은 손실의 발생 가능성이 통지되었다 하더라도 마찬가지입니다.

NetApp은 본 문서에 설명된 제품을 언제든지 예고 없이 변경할 권리를 보유합니다. NetApp은 NetApp의 명시적인 서면 동의를 받은 경우를 제외하고 본 문서에 설명된 제품을 사용하여 발생하는 어떠한 문제에도 책임을 지지 않습니다. 본 제품의 사용 또는 구매의 경우 NetApp에서는 어떠한 특허권, 상표권 또는 기타 지적 재산권이 적용되는 라이센스도 제공하지 않습니다.

본 설명서에 설명된 제품은 하나 이상의 미국 특허, 해외 특허 또는 출원 중인 특허로 보호됩니다.

제한적 권리 표시: 정부에 의한 사용, 복제 또는 공개에는 DFARS 252.227-7013(2014년 2월) 및 FAR 52.227-19(2007년 12월)의 기술 데이터-비상업적 품목에 대한 권리(Rights in Technical Data -Noncommercial Items) 조항의 하위 조항 (b)(3)에 설명된 제한사항이 적용됩니다.

여기에 포함된 데이터는 상업용 제품 및/또는 상업용 서비스(FAR 2.101에 정의)에 해당하며 NetApp, Inc.의 독점 자산입니다. 본 계약에 따라 제공되는 모든 NetApp 기술 데이터 및 컴퓨터 소프트웨어는 본질적으로 상업용이며 개인 비용만으로 개발되었습니다. 미국 정부는 데이터가 제공된 미국 계약과 관련하여 해당 계약을 지원하는 데에만 데이터에 대한 전 세계적으로 비독점적이고 양도할 수 없으며 재사용이 불가능하며 취소 불가능한 라이센스를 제한적으로 가집니다. 여기에 제공된 경우를 제외하고 NetApp, Inc.의 사전 서면 승인 없이는 이 데이터를 사용, 공개, 재생산, 수정, 수행 또는 표시할 수 없습니다. 미국 국방부에 대한 정부 라이센스는 DFARS 조항 252.227-7015(b)(2014년 2월)에 명시된 권한으로 제한됩니다.

상표 정보

NETAPP, NETAPP 로고 및 http://www.netapp.com/TM에 나열된 마크는 NetApp, Inc.의 상표입니다. 기타 회사 및 제품 이름은 해당 소유자의 상표일 수 있습니다.