8INF876 – Conception et architecture des systèmes d'infonuagique

Déploiement d'une application de détection d'armes à feux

TABLE DES MATIERES

Table des matières	1
Liste des figures	3
Liste des acronymes	4
Chapitre 1 : Introduction	5
1.1 Introduction	5
1.2 Problématique	5
On-permise (Sur-site)	5
PaaS	6
Serverless	6
Conteneurisation	6
1.3 Description du Développement	6
Création du modèle de détection d'armes	6
Création de l'API	7
Création du front end	7
Chapitre 2 : Approche de conception	8
2.1 Architecture du système	8
Le front-end	8
Le back-end	8
2.2 Outils utilisés	9
Front-end	9
Back-end	10
Conclusion	11
Chapitre 3 : Implémentation et Tests	12
3.1 Implémentation	12
Création du modèle	12
Création de l'API	13

Dockerization de l'API	14
Hébergement du conteneur sur Amazon ECR	16
Déploiement du conteneur sur Amazon ECS	17
Création et déploiement de l'interface	26
3.2 Tests	31
Conclusion	32
Chapitre 4 : Conclusion	33
Leçons apprises	33
Problèmes rencontrés	33
Perspectives	33
Conclusion	35

LISTE DES FIGURES

Figure 1 Architecture générale du système	8
Figure 2 Architecture spécifique du système	9
Figure 3 Ensemble de données d'entraînement du modèle	12
Figure 4 Image originale contenant une arme	13
Figure 5 Image prédite par le modèle	13
Figure 6 Route /predict de l'API	14
Figure 7 Dockerfile pour l'API	15
Figure 8 Construction de l'image	15
Figure 9 Test de l'image	16
Figure 10 Test du conteneur	16
Figure 11 Commandes pour héberger le conteneur sur Amazon ECR	16
Figure 12 Push de l'image sur Amazon ECR	17
Figure 13 Conteneur hébergé sur Amazon ECR	17
Figure 14 Création d'une tâche : Configuration du conteneur	18
Figure 15 Création d'une tâche : Environnement et ressources	19
Figure 16 Tâche créée	20
Figure 17 Création d'un service : Environnement	21
Figure 18 Création d'un service : Configuration du déploiement	22
Figure 19 Création du service : Networking	
Figure 20 Groupe de sécurité	24
Figure 21 Service créé	25
Figure 22 Test de l'API déployée	26
Figure 23 Interface de l'application	26
Figure 24 Autorisation de l'accès au public	27
Figure 25 L'object ownership	28
Figure 26 Bucket elasticbeanstalk	29
Figure 27 création d'un environement server web beanstalk	29
Figure 28 Création d'un environnement Beanstalk : Choix de la plateforme	30
Figure 29 Création d'un environnement Beanstalk : Téléversement du code	30
Figure 30 Création de l'environnement beanstalk : Fin	31

LISTE DES ACRONYMES

PaaS	Plateform as a Service
AWS	Amazon Web Services
ECR	Elatic Container Regisrtry
ECS	Elastic Container Service
EC2	Elatic Compute Cloud
CDN	Content Delivery Network
ACL	Access Control List

CHAPITRE 1: INTRODUCTION

1.1 Introduction

Les progrès récents en Intelligence Artificielle ont ouvert d'immenses possibilités. Des robots organisateurs de stocks intelligents aux simples algorithmes de prédiction du prix d'une maison, ou encore un chatbot qui sait presque tout, l'Intelligence Artificielle semble ne pas avoir de limites.

Pour ce projet, mon but est d'adresser un problème de sécurité : la présence d'armes à feu. Les armes à feu peuvent représenter un danger dans certains lieux publics tels que les aéroports, les parcs publics, les centres commerciaux, et bien d'autres. Cependant, avoir des personnes postées à toutes les heures pour surveiller les passants requiert beaucoup de ressources. De plus, c'est une tâche fastidieuse et difficile pour un humain.

Ainsi, il devient tout naturel de se tourner vers l'Intelligence Artificielle pour cette tâche automatisable. J'ai donc décidé de créer un modèle de détection d'armes à feu. Un modèle est tout simplement un algorithme qui a été entraîné sur des données afin d'apprendre à accomplir une tâche spécifique : dans notre cas, la détection d'armes à feu. Ce modèle est capable d'analyser des images ainsi que des vidéos en temps réel afin de détecter des armes à feu.

1.2 Problématique

Le but est de déployer le système. Le modèle sera servi via une API, qui, sera ellemême hébergée dans le cloud. L'interface, qui est une simple application web sera aussi hébergée dans le cloud.

Pour se faire, plusieurs solutions s'offrent à nous.

1.2.1 Critique des méthodes existantes

Pour le déploiement de l'API, nous avons : le déploiement sur site, le Serverless, les PaaS ou encore les conteneurs. Ces méthodes présentent certains des avantages, mais aussi des inconvénients qui font qu'elles ne sont pas les plus optimales pour ce projet.

On-permise (Sur-site)

Déployer le modèle sur site passe par l'utilisation de nos propres serveurs. Cependant, configurer et gérer ses propres serveurs et machines virtuelles, requiert beaucoup

d'efforts et de l'expertise. De plus, cela coûte chers car les modèles de Deep Learning requièrent beaucoup de ressources.

PaaS

Les PaaS (Plateform as a Service) sont des plateformes qui permettent de déployer son code sans avoir à se soucier de l'infrastructure. Bien qu'efficaces, les PaaS ne sont pas assez flexibles car elles nous limitent dans le choix des technologies. De plus, elles ont une scalabilité limitée.

Serverless

Le Serverless consiste à exécuter son code dans le cloud sans avoir à s'occuper de l'infrastructure, c'est la méthode avec le plus haut niveau d'abstraction car tout est géré par le fournisseur cloud. Cependant, le Serverless présente une latence supplémentaire dû au temps de démarrage, ce qui peut ralentir les opérations. De plus, il n'est pas adapté aux applications demandant beaucoup de ressources.

1.2.2 Solution proposée : La conteneurisation

La conteneurisation consiste à placer une application, ainsi que toutes ses dépendances dans un conteneur. Les conteneurs sont simples à utiliser et ont l'avantage de pouvoir être mis à l'échelle et s'adapter en fonction de la demande. Cependant, l'orchestration, la mise à l'échelle, la gestion de l'infrastructure des conteneurs requièrent une certaine expertise.

Pour ce projet, nous utilisons les conteneurs parce qu'ils sont simples à créer, nous donnent le contrôle sur les technologies et langages de développement, tout en nous évitant de gérer le système d'exploitation. En outre, leur mise à l'échelle est plus simple, ce qui présente un gros avantage en Deep Learning.

1.3 Description du développement

Le projet porte sur la création d'une application de détection d'armes à feu et son déploiement dans le cloud.

Pour se faire, on procède de la façon suivante :

1.3.1 Création du modèle

Avant tout, il faut créer un modèle capable de reconnaître des armes à feu. Pour se faire, on collecte des images annotées contenant des armes à feu. Une annotation contient la classe de l'objet présent dans l'image (0 pour arme) et les coordonnées du rectangle entourant l'objet. Ensuite, on entraîne un modèle à l'aide d'un algorithme appelé « YOLOv8 » sur ces données. YOLOv8 est le l'algorithme le plus performant en Avril 2023 pour notre tâche.

1.3.2 Création de l'API

Le modèle entraîné est servi grâce à une API qui fournit des routes afin que la partie front end puisse y accéder.

1.3.3 Création du front end

Le front end est simplement une interface web permettant d'interagir avec l'API afin de faire des prédictions.

1.3.4 Déploiement

Une fois que le front-end et le back-end ont été implémentés, on les déploie dans le cloud. Nous divisons ce processus en deux éléments distincts :

- Pour l'API : La conteneurisation, le déploiement du conteneur, l'orchestration des conteneurs afin de servir l'API.
- Pour le front-end : L'utilisation d'un CDN pour servir l'application publiquement.

1.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons eu un aperçu du projet. Ensuite, nous avons vu pourquoi les conteneurs étaient la solution la plus optimale pour notre projet. Finalement, nous avons vu de façon brève les étapes de la réalisation du projet.

CHAPITRE 2: APPROCHE DE CONCEPTION

Dans ce chapitre, je présente l'architecture du système. Autrement dit, tous les composants nécessaires à la création et à la mise en production du modèle. D'abord, on verra l'architecture générale, ensuite les technologies utilisées pour implémenter cette architecture.

2.1 Architecture du système

Le système est composé de 5 éléments principaux : une interface, un CDN, une API, un conteneur et un repository de conteneurs.

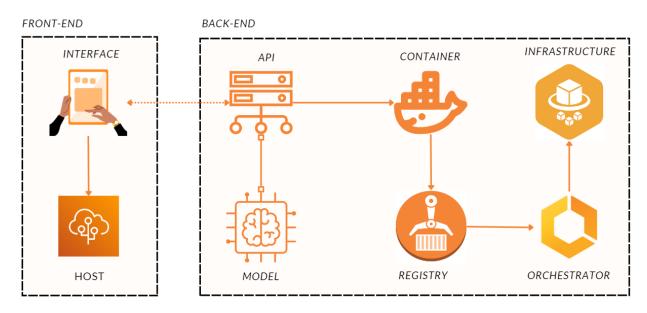


Figure 1 Architecture générale du système

2.1.1 Le front-end

L'interface

L'interface une simple page web qui nous permet d'interagir avec l'application.

L'hébergeur

Pour héberger l'application web, nous utilisons une PaaS, car encore une fois, on pense en termes de scalabilité. De plus une PaaS nous évite de nous soucier de l'infrastructure.

2.1.2 Le back-end

API

L'API développée avec Flask permet d'accéder au modèle de détection d'objets.

Conteneur

Le conteneur contient l'API. Servant ainsi à créer un environnement isolé.

Registry

Le container repository, ou dépôt de conteneur en français, est utilisé pour héberger le conteneur dans le cloud.

Orchestrator

L'orchestrator (orchestrateur), permet de manager et déployer les conteneurs Docker sur un cluster.

Infrastructure

Le cluster a besoin d'être placé quelque part. C'est pourquoi on a besoin d'une infrastructure pour allouer les ressources au cluster.

2.2 Outils utilisés

De façon plus spécifique, l'architecture est présentée dans le schéma ci-dessous. On peut voir les outils utilisés sur l'image ci-dessous :

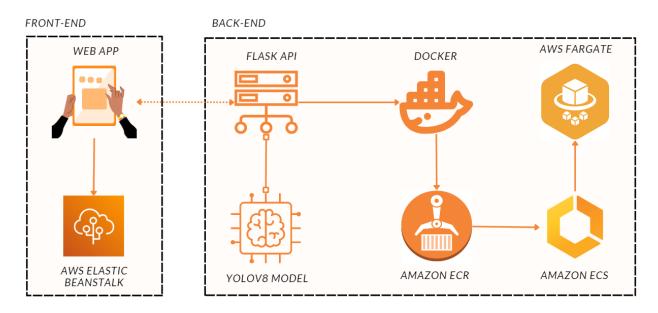


Figure 2 Architecture spécifique du système

Front-end

Pour le front-end, deux outils sont utilisés.

Application web



La partie front-end, ou l'application web est développée en HTML, CSS, et JavaScript.

AWS Elastic Beanstalk



AWS Elastic Beanstalk est une PaaS (Plateform as a Service) spécialement conçue pour le déploiement d'applications web. On l'utilisera pour héberger l'application web. Beanstalk, gère entièrement l'infrastructure et l'auto-scaling. Puisqu'on a pas besoin d'un grand contrôle sur l'infrastructure du front-end contrairement à l'API, Elastic Beanstack est un excellent choix.

Back-end

Flask



Le modèle est contenu dans une API Flask qui fournit des routes. Ces routes (ou points de terminaison) seront utilisées par la partie front-end pour communiquer avec l'API afin d'analyser des images ou vidéos.

Docker



Le conteneur de l'API sera construit à l'aide de la technologie Docker. L'avantage d'avoir un conteneur spécialement pour l'API est que la mise à l'échelle se fera indépendamment du front-end. Ce qui est avantageux puisque le front end et l'API n'auront pas les mêmes demandes en ressources.

Amazon ECR



Amazon ECR (Elsatic Container Registry) est un registre de conteneur. On y héberge le conteneur afin que les autres services comme Amazon ECS (Elastic Container Service) puissent y accéder.

Amazon ECS



Amazon ECS (Elastic Container Services), est un orchestrateur de conteneurs. Il permet de manager et déployer les conteneurs Docker sur un cluster.

AWS Fargate



Amazon Fargate est une infrastructure qui permet d'héberger notre cluster ECS. Ce service permet d'allouer les ressources dont le cluster a besoin pour fonctionner. Contrairement à un Amazon EC2, on pas besoin de gérer manuellement l'infrastructure.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons élaboré une architecture efficace pour notre système. Amazon nous fournit une aubaine de services, ainsi c'est un choix idéal pour ce projet.

CHAPITRE 3: IMPLEMENTATION ET TESTS

Le projet porte sur la création d'une application de détection d'armes. Cette application sera hébergée dans le cloud. Ainsi, nous utiliserons plusieurs technologies.

3.1 Implémentation

La réalisation de ce projet est passée par plusieurs étapes que nous pouvons regrouper en quatre étapes principales : La création du modèle, la création de l'API, la conteneurisation et le déploiement de l'API, la création de l'interface et le déploiement de l'interface.

Création du modèle

Le modèle a été entraîné en utilisant l'algorithme « YOLOv8 » sur un ensemble de données (dataset) contenant des images d'armes à feu.

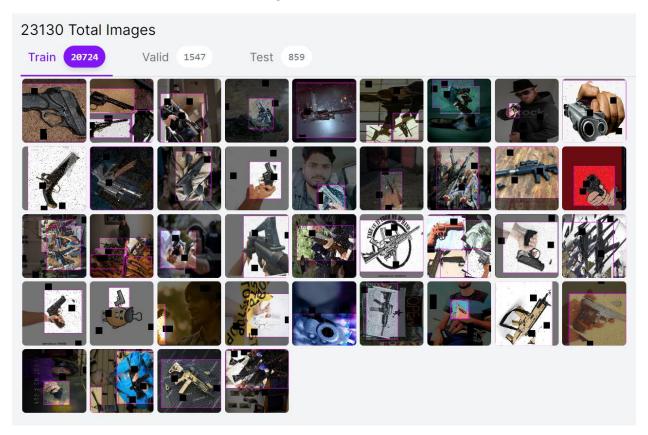


Figure 3 Ensemble de données d'entraînement du modèle.

Lorsqu'on lui envoie de nouvelles images, le modèle prédit s'il y a une arme et dessine le résultat. On peut le voir sur les deux images ci-dessous :



Figure 4 Image originale contenant une arme



Figure 5 Image prédite par le modèle

Création de l'API

L'API développée avec Flask contient une route de type « POST ». Cette route se situe au point d'accès « /predict ». Elle effectue plusieurs étapes :

- 1. Récupère et lit le fichier téléchargé.
- 2. Transforme le fichier en image compatible avec le modèle.
- 3. Effectue des prédictions sur l'image.
- 4. Encode et retourne les résultats de la prédiction en base64 string.

L'image résultante est convertie en base64 afin qu'on puisse l'envoyer à travers le réseau.

```
@app.route('/predict', methods=['POST'])
def predict():
    file = request.files['file']
    image = processor.process_image(file)
    predicted_image = model.predict_image(image)
    encoded_image_data = processor.image_to_base64(predicted_image)
    return str(encoded_image_data)
```

Figure 6 Route /predict de l'API

Dockerization de l'API

Finalement, l'API est placée dans un conteneur docker. Le Dockerfile suit plusieurs étapes :

- Spécifie une image légère de python « python-3.11.3-slim-buster »,
- Spécifie le dossier de travail (WORKDIR)
- Copy et installe les dépendances. On utilise –no-cache-dir pour ne pas utiliser de cache afin de garder le conteneur léger.
- Copy l'application dans le dossier /app
- Expose le port 5000
- Définit l'environnement sur production.
- Lance l'application de façon accessible par n'importe qu'elle adresse IP (0.0.0.0).

```
FROM python:3.11.3-slim-buster

WORKDIR /app

COPY requirements.txt /app/

RUN pip3 install --no-cache-dir -r requirements.txt

COPY . /app

EXPOSE 5000

ENV FLASK_ENV=production

CMD [ "python3", "-m" , "flask", "run", "--host=0.0.0.0"]
```

Figure 7 Dockerfile pour l'API

L'image est maintenant prête à être construite :

```
PS D:\UQAC\Guns-Detections-Project\API> docker build -t gun-detection-api:latest [1]

[+] Building 599.0s (11/11) FINISHED

=> [internal] load build definition from Dockerfile

=> => transferring dockerfile: 622B

=> [internal] load .dockerignore

=> => transferring context: 2B

=> [internal] load metadata for docker.io/library/python:3.11.3-slim-buster

=> [1/6] FROM docker.io/library/python:3.11.3-slim-buster @sha256:8c8998725afb2b71

=> [internal] load build context

=> => transferring context: 1.54MB

=> CACHED [2/6] WORKDIR /app

=> CACHED [3/6] COPY requirements.txt /app/

=> [4/6] RUN apt-get update && apt-get install -y libgl1-mesa-glx

=> [6/6] COPY . /app

=> exporting to image

=> => exporting layers

=> => writing image sha256:42c7c574aeefc9b0faafd2a14559b773cf48e831f1725495ca8893

=> naming to docker.io/library/gun-detection-api:latest
```

Figure 8 Construction de l'image

On peut lancer un test pour vérifier que tout se passe bien :

```
PS D:\UQAC\Guns-Detections-Project\API> docker run -p 5000:5000 gun-detection-api:latest
'FLASK_ENV' is deprecated and will not be used in Flask 2.3. Use 'FLASK_DEBUG' instead.
'FLASK_ENV' is deprecated and will not be used in Flask 2.3. Use 'FLASK_DEBUG' instead.
'FLASK_ENV' is deprecated and will not be used in Flask 2.3. Use 'FLASK_DEBUG' instead.
* Debug mode: off
WARNING: This is a development server. Do not use it in a production deployment. Use a production WSGI server instead.
* Running on all addresses (0.0.0.0)
* Running on http://127.0.0.1:5000
* Running on http://172.17.0.3:5000
* Running on http://172.17.0.3:5000
* Build
Press CTRL+C to quit

172.17.0.1 - - [22/Apr/2023 19:00:49] "GET / HTTP/1.1" 200 - 0 15 the tag
```

Figure 9 Test de l'image

L'API est bien lancée, il est temps de la déployée comme on peut le voir.

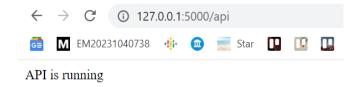


Figure 10 Test du conteneur

Hébergement du conteneur sur Amazon ECR

Maintenant, il faut héberger l'image étape consiste à déployer le conteneur sur Amazon ECR. Les commandes à exécuter sont disponibles sur <u>Amazon ECR</u>.

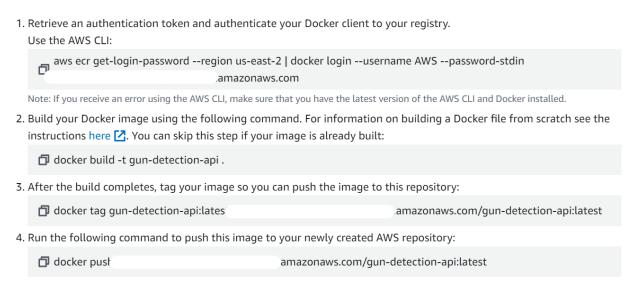


Figure 11 Commandes pour héberger le conteneur sur Amazon ECR

```
PS D:\UQAC\Guns-Detections-Project\API> docker tag gun-detection-api:latest 93485784697
PS D:\UQAC\Guns-Detections-Project\API> docker push 934857846971.dkr.ecr.us-east-2.amaz
The push refers to repository [934857846971.dkr.ecr.us-east-2.amazonaws.com/gun-detecti
816f469395d6: Pushed
9468123f4c72: Pushed
17c27498df34: Pushed
4213ec48bbd4: Pushed
611ef6bd92ae: Pushed
12bb686bbe7f: Pushed
c327d855c71f: Pushed
ccc60df26c61: Pushed
61a5c84a1270: Pushed
61a5c84a1270: Pushed
latest: digest: sha256:99dee0df75187acccb87729535e56383669e1b29cc26d11f3a294de1895d9fc0
PS D:\UQAC\Guns-Detections-Project\API>
```

Figure 12 Push de l'image sur Amazon ECR

On peut voir que le conteneur a été pushé.

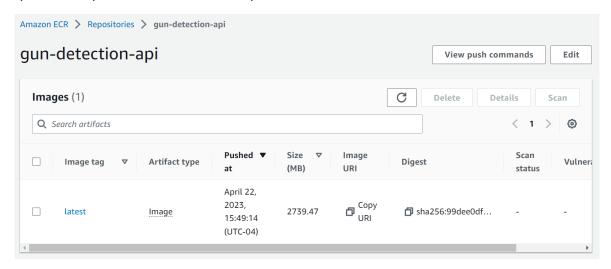


Figure 13 Conteneur hébergé sur Amazon ECR

Déploiement du conteneur sur Amazon ECS

Pour déployer notre API sur Amazon ECS, on utilise le conteneur créé et hébergé précédemment sur ECR. ECS a besoin de deux éléments :

- Une tâche : qui spécifie l'image du conteneur à lancer ainsi que ses ressources ;
- Un service : qui assure la gestion de la tâche notamment sont démarrage et son auto-scaling.

Création de la tâche

Tout d'abord, il faut accéder à Amazon ECS et créer une tâche : « Task Definition ».

Cela se fait en deux étapes. D'abord on spécifie le conteneur auquel ECS doit accéder ainsi que quelques paramètres supplémentaires comme le port.

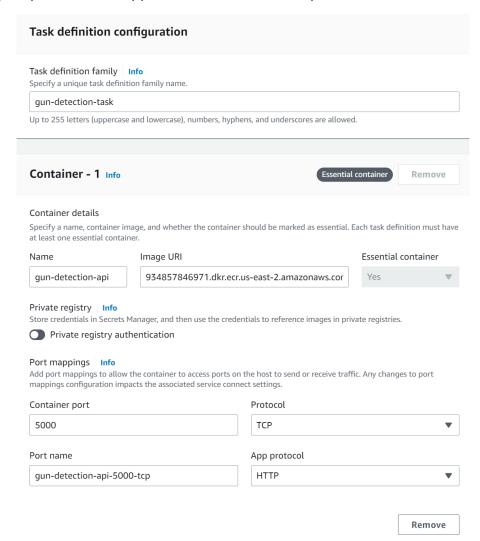


Figure 14 Création d'une tâche : Configuration du conteneur

Ensuite, on définit la façon dont on va héberger le cluster. Ici, on utilise Fargate. Comme on l'a vu dans le choix des technologies, Fargate automatise la gestion des ressources contrairement à EC2 qui nous laisse manuellement gérer les ressources.

Après avoir spécifié les ressources à allouer pour la tâche qui sera hébergée sur Fargate, on spécifie le « Task execution role » qui autorise ECS à faire des appels vers les API AWS. Cela est utile car ECS a besoin d'accéder au conteneur hébergé sur ECR grâce à un pull.

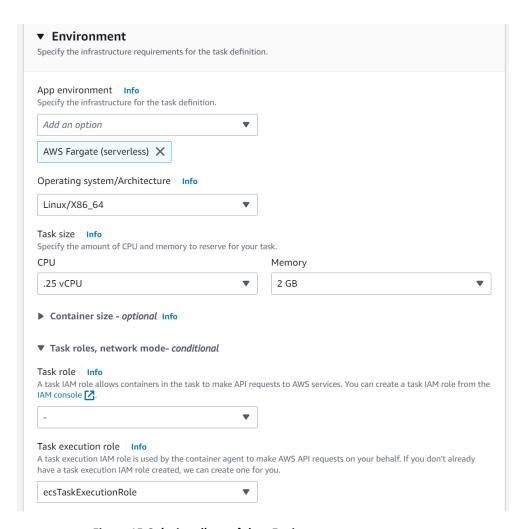


Figure 15 Création d'une tâche : Environnement et ressources

La tâche a été créé avec succès comme le montre l'image suivante :

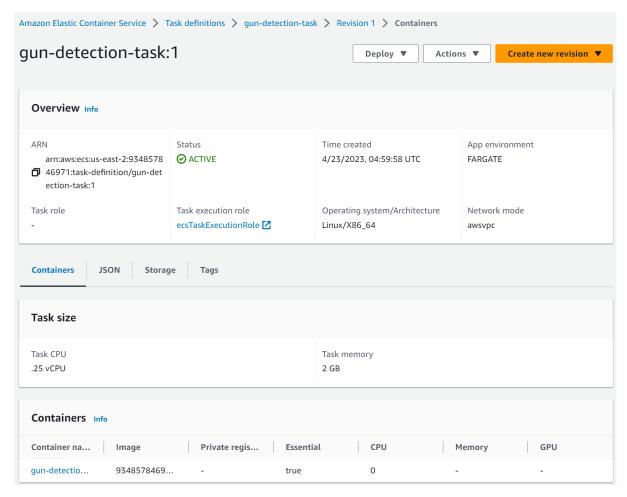


Figure 16 Tâche créée

Création du service

Ensuite on crée un service. Le service nous permet gérer les tâches (démarrage, auto=scaling, etc.).

Nous laisserons les options par défaut pour la partie environnement :

Environment				AWS Fargate
Existing cluster Select an existing cluster. To	create a new cluste	er, go to Clusters .		
gun-detection-cluster				
▼ Compute configurat	ion (advanced)			
Compute options Info To ensure task distribution a	cross your compute	types, use approp	oriate compute options.	
• Capacity provider s Specify a launch strat distribute your tasks a more capacity provide	egy to across one or		type tasks directly without the capacity provider strateg	
Capacity provider strated Select either your cluster def		der strategy or sele	ect the custom option to	configure a different strategy.
 Use cluster default 				g
Use custom (Advance	d)			
Capacity provider	Base		Weight	
FARGATE ▼	0		1	
Add more Platform version Info				
Specify the platform version	on which to run yo	ur service.		
LATEST ▼				

Figure 17 Création d'un service : Environnement

Dans la section déploiement, on sélectionne la tâche définie précédemment :

Deployment configuration	
Application type Info Specify what type of application you want to r	un.
 Service Launch a group of tasks handling a long-running computing work that can be stopped and restarted. For example, a web application. 	Task Launch a standalone task that runs and terminates. For example, a batch job.
Task definition Select an existing task definition. To create a n	ew task definition, go to Task definitions 🔼.
Specify the revision manually Manually input the revision instead of cho- selected task definition family.	osing from the 100 most recent revisions for the
Family	Revision
gun-detection-task ▼	1 (LATEST) ▼
Service name Assign a unique name for this service. gun-detection-service	
Assign a unique name for this service.	uler will follow.
Assign a unique name for this service. gun-detection-service Service type Info	uler will follow. Daemon Place and maintain one copy of your task on each container instance.
Assign a unique name for this service. gun-detection-service Service type Info Specify the service type that the service sched Replica Place and maintain a desired	Daemon Place and maintain one copy of your task on each container

Deployment options

Figure 18 Création d'un service : Configuration du déploiement

Dans la section « Networking » où on va spécifier un groupe de sécurité « gun-detection-security-group ». Ce groupe contient des règles de sécurité personnalisées pour accéder au cluster à partir de n'importe quelle IP.

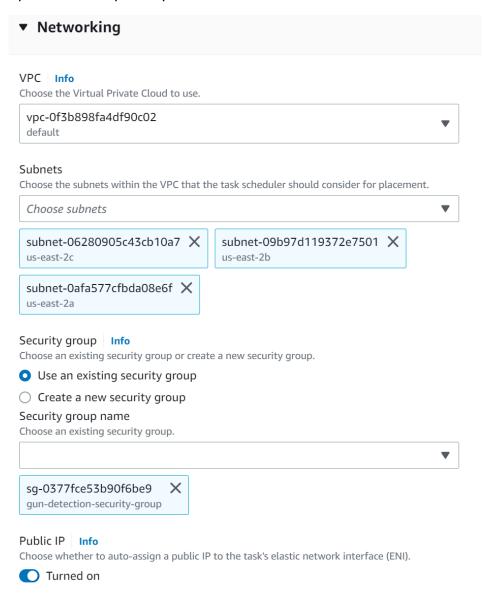


Figure 19 Création du service : Networking

Ce groupe autorise l'accès au cluster :

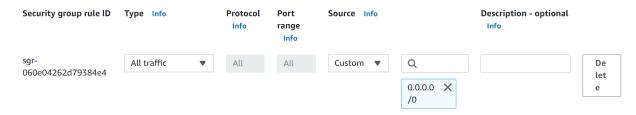


Figure 20 Groupe de sécurité

Après avoir créé le service, on peut voir qu'il a été déployé :

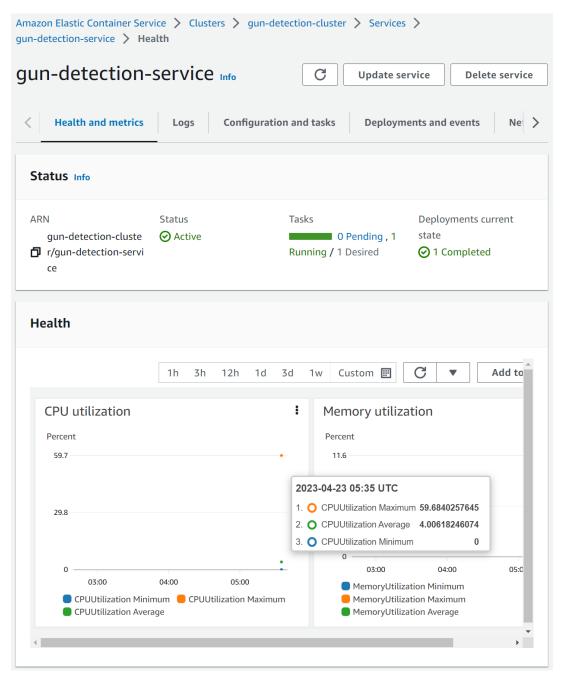


Figure 21 Service créé

L'on peut voir que le déploiement fonctionne parfaitement en accédant à l'URL http://18.188.109.184:5000/api :

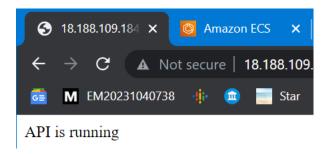


Figure 22 Test de l'API déployée

Création et déploiement de l'interface

L'interface est simplement un mélange de HTML, CSS et JavaScript. Lorsqu'on télécharge l'image, elle envoie une requête POST à l'API et affiche le résultat.

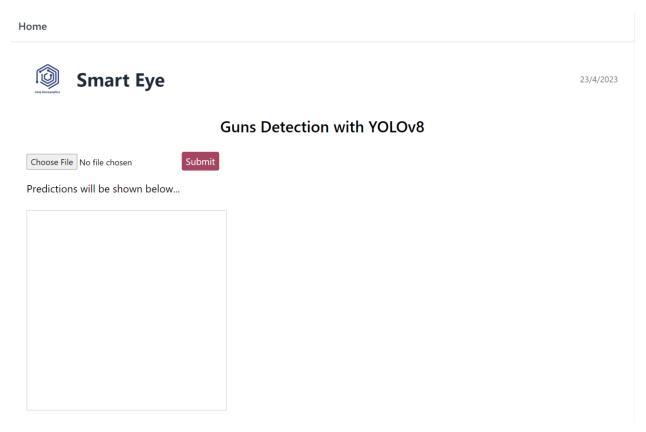


Figure 23 Interface de l'application

Maintenant, il ne reste plus qu'à la déployer sur Elastic Beanstalk. Cela se fait en deux étapes :

- Création d'un environnement Beanstalk.
- Création d'une application Beanstalk

La première fois qu'on tente de créer l'environnement, Elastic Beanstalk crée un bucket automatiquement, nommé « elasticbeanstalk-<region>-id ». Au départ, ce bucket n'est pas accessible publiquement. La création de l'environnement va donc échouer.

Pour régler ce problème, il faut donc modifier les permissions.

Modification des permissions

Il y a trois permissions à mettre à jour :

- 1. Public Access : l'autorisation de l'accès au bucket de façon publique.
- 2. Object Ownership: détermine qui peut avoir accès aux objets.
- 3. Access Control List (ACL) : définit qui peut lire et écrire dans le bucket.

« Block all public access » doit être désactivé afin que l'accès au public soit débloqué :

Block public access (bucket settings) Public access is granted to buckets and objects through access control lists (ACLs), bucket policies, access point policies, or all. In order to ensure that public access to all your S3 buckets and objects is blocked, turn on Block all public access. These settings apply only to this bucket and its access points. AWS recommends that you turn on Block all public access, but before applying any of these settings, ensure that your applications will work correctly without public access. If you require some level of public access to your buckets or objects within, you can customize the individual settings below to suit your specific storage use cases. Learn more Edit Block all public access Off Individual Block Public Access settings for this bucket

Figure 24 Autorisation de l'accès au public

L'object ownership doit être défini sur « Bucket Owner Preferred ». Afin que le propriétaire du bucket S3 puisse spécifier les règles d'accès.



Figure 25 L'object ownership

Une fois que l'object ownership a été modifié, nous pouvons spécifier les ACL (Access Control List). On autorise la lecture (Read) à tout le monde (Everyone) :

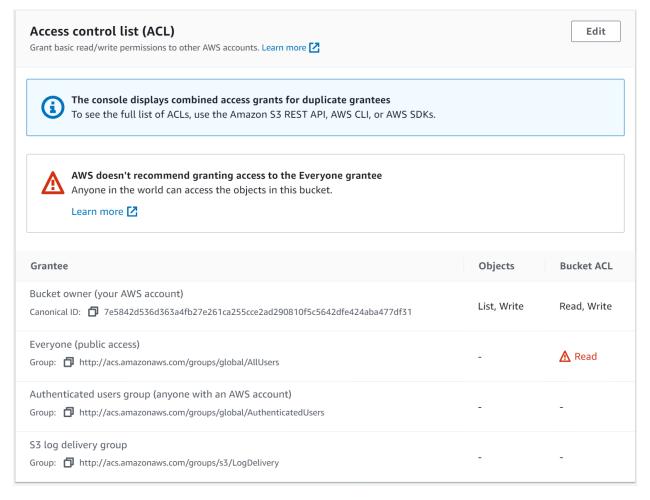


Figure 26 Modification des ACL pour autoriser la lecture

Au final, notre bucket ressemble à ceci :

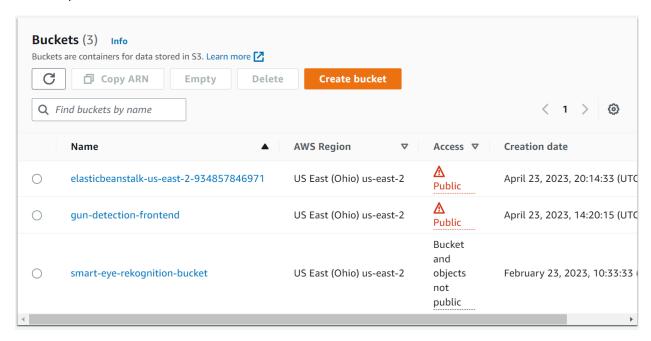


Figure 26 Bucket elasticbeanstalk

Création de l'environment Beanstalk

Finalement, on crée l'environnement Beanstalk de type serveur web, on spécifie Node.js comme plateforme puisqu'on a une application JavaScript, et on téléverse le code.

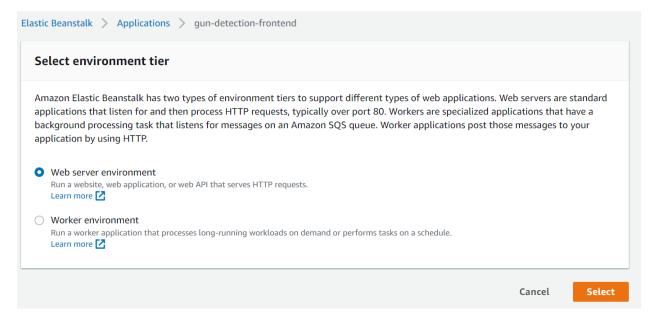


Figure 27 création d'un environement server web beanstalk

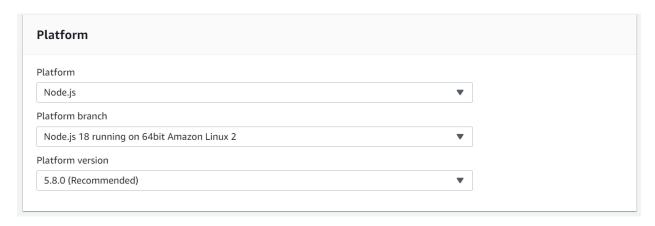


Figure 28 Création d'un environnement Beanstalk : Choix de la plateforme

Puis, on téléverse le code :

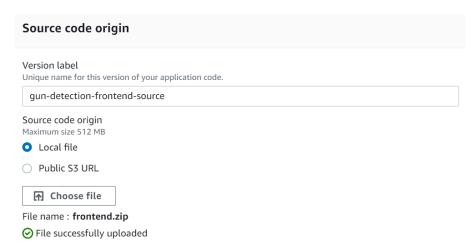


Figure 29 Création d'un environnement Beanstalk : Téléversement du code

Finalement, l'environnement est créé:

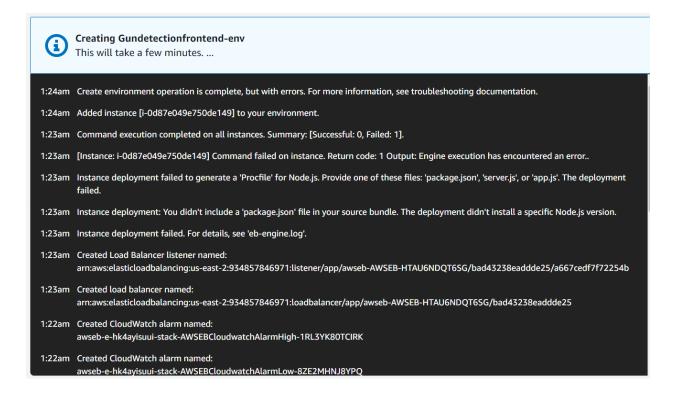


Figure 30 Création de l'environnement beanstalk : Fin

3.2 Tests

Lorsqu'on lance l'application, et qu'on envoie une image, on peut voir que le modèle détecte une arme.



24/4/2023

Guns Detection with YOLOv8





Conclusion

Dans cette partie, nous avons eu un aperçu général de l'implémentation du système. Cependant, afin de garder ce rapport concis, certaines étapes mineurs ont été omises.

Nous avons vu la création du modèle de détection d'armes à feu, son intégration à l'API et sa conteneurisation avec Docker. Puis nous avons déployé le conteneur en utilisant les services d'Amazon notamment ECS qui permet l'orchestration et la gestion des conteneurs.

CHAPITRE 4: CONCLUSION

Ainsi s'achève la réalisation du projet « Gun-detection » qui fut un succès.

Leçons apprises

Qu'aie-je appris dans ce projet ? Énormément de chose. J'ai notamment appris à :

- Servir un modèle d'Intelligence Artificielle (plus précisément de Deep Learning) via une API avec Python
- Déployer une API sous forme de conteneur afin de la rendre accessible au public
- Gérer l'orchestration des conteneurs avec Amazon ECS et Fargate.

Je suis partie d'une simple expérimentation en local pour finir en production en utilisant les technologies les plus avancées qui permettent de gérer des challenges comme l'autoscaling, l'allocation des ressources, etc.

Problèmes rencontrés

Évidemment, comme dans la plupart des projets en informatique, j'ai rencontré des challenges à chacune des étapes du projet :

- L'intégration du modèle à l'API: utiliser des algorithmes de Deep Learning pour créer des modèles dans un simple projet Python est une chose, intégrer ces modèles à une API en est une autre. Le format, la taille du modèle, le problème de conversion en d'autres formats sont parmi les challenges que j'ai rencontrés.
- La conteneurisation de l'API : plusieurs problèmes de dépendances se sont posés. Il fallait donc trouver des moyens de spécifier au Dockerfile d'installer ces dépendances manquantes.
- Le déploiement du conteneur : sans doute l'un des plus grands défis de ce projet a été pour de déployer le conteneur sur Amazon ECS. Ce concept m'étant étranger, j'ai dû commettre des erreurs, apprendre à les corriger.

J'ai réussi à dépasser tous ces défis.

Perspectives

Ce projet a nécessité une grande quantité de travail. Il fallait s'arrêter à un certain point. Cependant, il n'est pas terminé et plusieurs fonctionnalités peuvent être implémentées :

- La prise en charge de vidéos. C'est d'ailleurs le principal objectif : détecter des armes en temps à travers des vidéos ou caméras de surveillance.
- L'amélioration de l'interface

CONCLUSION

Dans ce projet, nous avons développé et déployé une application complète de bout en bout pour la détection d'objets en utilisant un modèle YOLO.

Nous avons commencé par entraîner le modèle sur un ensemble de données personnalisé, puis nous avons déployé une API Flask pour servir les prédictions. Nous avons également créé une interface utilisateur conviviale en utilisant JavaScript, qui envoie des demandes à l'API et affiche les prédictions sur une image. Nous avons utilisé Docker pour conteneuriser l'API et l'interface utilisateur, puis nous les avons déployés sur AWS Fargate. Nous avons également configuré un équilibrage de charge et une surveillance des performances à l'aide d'Amazon ECS.

En fin de compte, nous avons créé une application de détection d'objets entièrement fonctionnelle, qui peut être utilisée pour de nombreuses applications, telles que la surveillance vidéo, la sécurité et la reconnaissance d'objets.

Ce projet pour moi une des expériences les plus enrichissantes car il regroupe une très grande variété d'outils, de concepts et d'architectures.

APPENDICE

Le code de ce projet est disponible sur GitHub : https://github.com/BecayeSoft/Guns-Detections-Project. Ce repository contient trois dossiers :

- API : contient l'API
- frontend : contient l'application web
- desktop-app : contient une application de bureau en Python pour tester le modèle

L'API hébergée dans le cloud est restreinte à mon usage personnel pour des raisons de coût. Cependant il est possible de cloner l'API, de lancer pour tester le modèle local. C'est pareil pour le front-end.

Un fichier README sera inclus dans le repository GitHub dans chaque sous-dossier afin de détailler un peu plus l'utilisation du code.

WEBOGRAPHIE

- https://aws.amazon.com
- https://aws.amazon.com/fargate
- https://aws.amazon.com/ecr
- https://aws.amazon.com/ecs
- https://aws.amazon.com/elasticbeanstalk
- https://flask-cors.readthedocs.io/en/latest/
- https://flask.palletsprojects.com/en/2.3.x/
- https://github.com/ultralytics/ultralytics/tree/main/docs
- https://www.youtube.com/watch?v=MJ1vWb1rGwM&t=8986s&pp=ygUjZW5kIHRvIGVuZCBtYWNoaW5lIGxlYXJuaW5nIHByb2plY3Q%3D
- https://stackoverflow.com/questions/71080354/getting-the-bucket-does-not-allow-acls-error
- https://roboflow.com/