[L’énoncé 3](#_Toc483300679)

[Le résumé 3](#_Toc483300680)

[Avant-propos 3](#_Toc483300681)

[Réseau de neurones 3](#_Toc483300682)

[Introduction 3](#_Toc483300683)

[Historique 3](#_Toc483300684)

[Réseau de neurones classiques 3](#_Toc483300685)

[Introduction 3](#_Toc483300686)

[Fonctionnement 3](#_Toc483300687)

[Activation 3](#_Toc483300688)

[Réseau de neurones convolutifs 3](#_Toc483300689)

[Introduction 3](#_Toc483300690)

[Convolution 3](#_Toc483300691)

[Couche 3](#_Toc483300692)

[Convolution 3](#_Toc483300693)

[Pooling 3](#_Toc483300694)

[Correction 3](#_Toc483300695)

[Entièrement connectées 3](#_Toc483300696)

[Perte 3](#_Toc483300697)

[Exemples 3](#_Toc483300698)

[Techniques 3](#_Toc483300699)

[Introduction 3](#_Toc483300700)

[Analyse de l’existant 3](#_Toc483300701)

[Déploiement 3](#_Toc483300702)

[Docker 3](#_Toc483300703)

[Machine virtuelle 3](#_Toc483300704)

[Installation manuelle 3](#_Toc483300705)

[Communication 3](#_Toc483300706)

[WebSocket 3](#_Toc483300707)

[Application 3](#_Toc483300708)

[Symfony 3](#_Toc483300709)

[Angular2 3](#_Toc483300710)

[Ionic 3](#_Toc483300711)

[Réseau de neurones 3](#_Toc483300712)

[Lasagne 4](#_Toc483300713)

[Caffe 4](#_Toc483300714)

[Choix technologiques 4](#_Toc483300715)

[Framework 4](#_Toc483300716)

[Symfony 4](#_Toc483300717)

[Routeur 4](#_Toc483300718)

[Docker 4](#_Toc483300719)

[Websocket 4](#_Toc483300720)

[Analyse fonctionnelle 4](#_Toc483300721)

[Architectures 4](#_Toc483300722)

[Base de données 4](#_Toc483300723)

[Tests/Perfomances 4](#_Toc483300724)

[Tests 4](#_Toc483300725)

[Perfomances 4](#_Toc483300726)

[Déploiement 4](#_Toc483300727)

[Installations 4](#_Toc483300728)

[Expérience 4](#_Toc483300729)

# L’énoncé

# Le résumé

**Descriptif :**

Ces cinq dernières années les réseaux de neurones artificiels convolutionnels (CNN) ont connu un grand essor dans un certain nombre d'applications d'intelligence artificielle comme la reconnaissance d'objets. La première partie de ce travail d'initiation dans ce domaine consiste à plonger dans l'univers des réseaux de neurones artificiels pour lequel peu de cours ont été donnés dans le cursus scolaire de hepia. L'étudiant devra faire preuve d'autonomie pour la compréhension de systèmes d'apprentissage statistique standard et profond. Dans la deuxième partie il sera question d’implanter un logiciel permettant de définir et d’exécuter facilement l’apprentissage de réseaux CNN sur des machines disposant de GPU. De cette manière le temps d’apprentissage sera significativement raccourci. Quelques cas pratiques d’application seront explorés, comme la reconnaissance d’objets.

**Travail demandé :**

* Comprendre les modèles de réseaux de neurones artificiels standards - Comprendre les modèles de réseaux de neurones artificiels convolutionnels
* Comprendre et utiliser au moins un « framework » pour l’utilisation de CNN - Utilisation de CNN pour la mise au point d’une application
* Compréhension de l’utilisation de GPU pour l’apprentissage de CNN - Implantation d’un module facilitant l’utilisation du GPU pour les CNN
* Réalisation d’un ou plusieurs exemples d’apprentissage par GPU - Analyse des résultats - Rédaction du rapport

# Avant-propos

# Réseau de neurones

## Introduction

### Historique

## Réseau de neurones classiques

### Introduction

Dans ce chapitre, je vais parler des réseaux de neurones en général et dégrossir les différentes propriétés grâce à des exemples. Les réseaux de neurones en informatique sont basés sur le fonctionnement des neurones biologiques. Généralement, des méthodes d’apprentissage sont utilisées pour apprendre aux réseaux de neurones à traiter des données.

### Fonctionnement

Le principe du fonctionnement d’un réseau de neurones est de présenter des données à la première couche. Cette dernière va effectuer un traitement sur les différentes données et ainsi activer différents neurones qui seront traités de la même façon à la couche suivante jusqu’à arriver à la dernière couche qui correspond à nos différentes sorties possibles en fonction du problème donné. Par exemple, j’ai des données différentes concernant des animaux (Taille, Couleur, Vertébrés …), le réseau de neurones va alors traiter les diverses données et déterminer à quel animal correspondent le plus ces données dans la couche de sortie.

Pour fonctionner, un neurone doit avoir des entrées qui correspondent aux neurones de la couche précédente ou directement aux données de la première couche. Chaque entrée est associée à un poids. Le principe est d’utiliser le poids pour multiplier les différentes valeurs d’entrées et faire la somme des diverses valeurs obtenues pour chaque entrée. Ensuite, le résultat passe à travers une fonction d’activation qui permet de déterminer la sortie de ce neurone.

### Activation

La fonction d’activation est une fonction mathématique qui permet de déterminer un seuil d’action pour la valeur de sortie d’un neurone. Elle est généralement non linéaire ce qui permet d’approximer n’importe quelle autre fonction. On peut la représenter en trois étapes pour se faire une idée de son fonctionnement. Quand la valeur présentée est en dessous du seuil d’activation, la sortie va généralement donner des valeurs comme 0 ou -1. Quand la valeur est proche du seuil on va avoir une phase de transition et quand la valeur est au-dessus du seuil on va avoir une valeur qui vaut 1. Les valeurs présentées peuvent varier en fonction des différentes fonctions d’activations.

Quelques exemples de fonctions d’activations :

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Nom** | **Graphe** | **Équation** |
| Identité | https://lh3.googleusercontent.com/csyqs2mi_xEbetIntPpUOA1XVcnXyr_9jVd8NYoX2tnPDr_dHDaoddCInC-MnHzE8KfVdFQqeVqfvAWpnVZjB_DOT5ZMT2HLy3Zd4fkgoYbDVlVy96DGpbpJ_JQJaC2ssiArX0-A | https://lh4.googleusercontent.com/cTofGO59b9Asg03LifhdbPBqoCeH0ZlFjg2k6CIajWiAkiXZ21RtJJRbNHjCDN1Isttq1Ywk1fxoEK1tnNg5R96cDaBtRYgE-LZn6KNXxEa7042F7f8AOX7RYGqPVyUa6YSP2jBB |
| Marche/Heaviside | Activation binary step.svg | https://lh4.googleusercontent.com/ShP0TenjQYwKzYDcFBlPPSJUmKM1pKCo57syjXS-ZCh-vnE7JEDCtsCvNOUQCjsfFRi4bJsDm17PTpv5hnBT-saRpJH2kvAXB33Avuh7pSe4mSnvYO3n8_tY8dV1RuUh0tYQcoG4 |
| Logistique (ou marche douce) | https://lh4.googleusercontent.com/_vYrO6_w_q33jPTmJ8t0PM0-uKRks4DPtE_aeXjZguajQIVFy-5zU83Er4T0n5EaWOldoHAOr7HVso_f5tKOPuOHFtzGX3UghTQSKOGwgnW6or2dSNq_BAs5wv6J41g04NgAPo38 | https://lh4.googleusercontent.com/YhbMXW8GCrAJruDHSbesZ0IY0WRRTn9xhLE3qtI1tsJZDpNCdZ3YOPGunx_Gu4-ZEIW7Ac1udw4b2KrM7d72l3vnc6LhWO4tguPG3Rn_6Hf1ZlbM7J50I-cFpgLwKEn0CQff7sxM |
| Tangente Hyperbolique (TanH) | https://lh4.googleusercontent.com/4lQlVDAbJixFLIXzwsiY86YgXIL4cudbYdoQX8J8yU-FQ2D9pCNEYe508Yv-2JfKrgt8z4godfC4IU5JjolV1rfEIJ7FQ4a8MQSBzmb-RG7a6-60kotr7FQWUAxkgdfoPHTrycMe | https://lh4.googleusercontent.com/V3YOJmAsA_7lgyt-s7oF5x_1AFwpOzpHUxzf9gg0791SQYWxzcqRDg_0U_r88efdEbBqa6c97I8w5U3lTrYP-qChfP7W8-wrxweWV8j_vGB-OJo-8kUSWV5oT7YkR_zKzYZWYMOl |
| Arc Tangente (ArcTan ou Tan-1) | https://lh6.googleusercontent.com/ubU9frW2Vz_VQJC4W2y_cK4-6D8gVgWQN79X8uhnIhopqGO77ss7YuFubgRGVeVQfn7qYZvNV1DuPKtElcuI0WL7OeQsULfB8faubiSJSNdkm-6m8od8vkwlsWO8qBDPvf5KOzcc | https://lh4.googleusercontent.com/ylCnAYtammepaW6e9nIJp7_56kzCnolRnazHI_aTwd4zxWJGpBTtA4rA4HPchRWfkwdQU_-QWX44TDDCZIkSIu-GLPGZaO_OVk6-V3KQJJtDayynbzvvkpbF-7V-7dcPK7EW9hlf |
| Signe doux | https://lh5.googleusercontent.com/tFBzFW-j7JDiAnLiM4v8SONxPOOImcrEMF85GW2gLN07dKaR4hjgxIGesPpaoZQAwIMe67nb7OoYbqI0bYolbkFiIFGDuviPlOZbMKgtaPOch7mQZnXP3JbTyF7_otyBatdgCp8h | https://lh3.googleusercontent.com/6VM1-qXr_iGT7UNxc0qtgvPirEte2ZbMIq-REh5MEkoMK_yTPGg2wYbPrBID26PYFnaK8Q05bpPUQMcHD1RweuQgnenIn7uuOtQmOnBnnww08QpwR61lgzhqQnMTReoaUaS1J6ak |
| Unité de Rectification Linéaire (ReLU) | https://lh5.googleusercontent.com/hgNn_Oz5JSWHTDO2c8sabMKvML8TwBnD-eyMJ-NyS76I4kqgfuPN2BF8x38B-YRc1LBnwBa0ipYDsjJfCdavoNdeYwlYiZj5wcQfgynMQdLOVKpOWyVo_fGkrxUzyD7Zl0AOZYd5 | https://lh6.googleusercontent.com/wsb2baBC_7i7o2kaPvAR4mUEaSc-ul4oCC-9bGHmFzQg-RZh-4UXzGDMrpwKCWcWImGxKulFAFaNchk89Rcc6r1eke0izIP3hx-YMHnSkD0enwe_LL_ccWqFiIm9sIa9EUHJSn_C |

### Apprentissage

L’idée derrière l'apprentissage des réseaux de neurones est de présenter suffisamment de données en fonction du problème traité et ainsi faire varier les poids du réseau. Cela va entraîner une mémorisation des différents exemples et ensuite de généraliser ces données pour pouvoir déterminer des cas encore non rencontrés, mais similaires.

Il existe deux méthodes d’apprentissage : La méthode supervisée et non supervisée. Concernant la méthode d’apprentissage supervisée, on présente nos exemples et on aimerait qu’ils convergent vers un état final souhaité. Pour la méthode non supervisée on ne fait que présenter les exemples et on le laisse converger vers n’importe quel état final.

Pour apprendre, le réseau a besoin de modifier ses poids. On va donc modifier ses poids en fonction des erreurs commises pendant l'apprentissage d’un exemple.  Par exemple, si je présente des données qui correspondent à un singe et que le réseau de neurones trouve un dauphin à la sortie il va adapter les poids qui ont mené à cette erreur grâce à la rétrogradation du gradient de l’erreur. Ce qui permet de modifier les poids qui ont conduit à l’erreur plus significativement que les poids qui ont engendré une erreur marginale.

## Réseau de neurones convolutifs

### Introduction

Dans ce chapitre, je vais détailler le fonctionnement des réseaux de neurones convolutifs. Les réseaux de neurones convolutifs ou CNN sont inspirés par le cortex visuel des animaux. Ils sont utilisés dans des domaines comme la reconnaissance d’image et vidéo. Les CNNs sont composés de plusieurs couches :

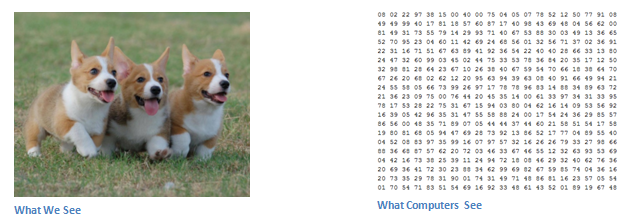
* Couche de convolution
* Couche de pooling
* Couche de correction
* Couche entièrement connectée
* Couche de perte

Ces différentes couches sont inspirées par les processus biologiques constatés dans les régions du champ visuel. L'idée derrière les CNNs est d'utiliser les poids des neurones vus précédemment pour apprendre des filtres. Les filtres permettent de mettre en avant des formes dans les images grâces aux différents exemple appris. Ce qui va permettre de reconnaître l’objet en question en fonction des différents filtres qui se sont activés.

### Convolution

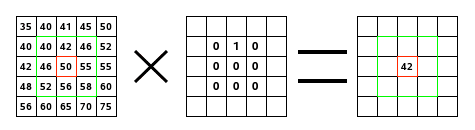
Pour commencer, nous allons parler de la convolution qui est la partie la plus importante d’un réseau convolutif.

En informatique, nous stockons les images par des nombres qui représentent la valeur des pixels de l’image. Par conséquent, nous pouvons considérer notre image comme une matrice.



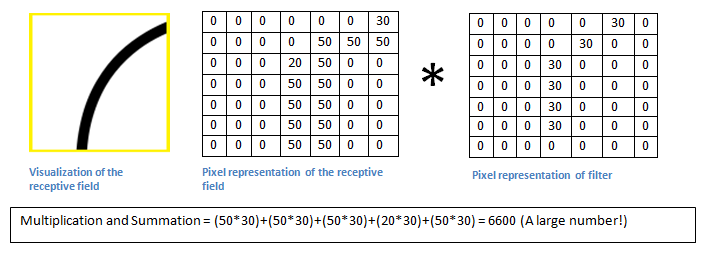
La convolution permet d’effectuer le filtrage d’une image grâce au traitement de la matrice de notre image par une autre matrice qui est appelée matrice de convolution ou noyau.

De ce fait, la matrice de convolution va faire office de filtre, elle va étudier chaque pixel de l’image en multipliant et en additionnant les deux matrices.

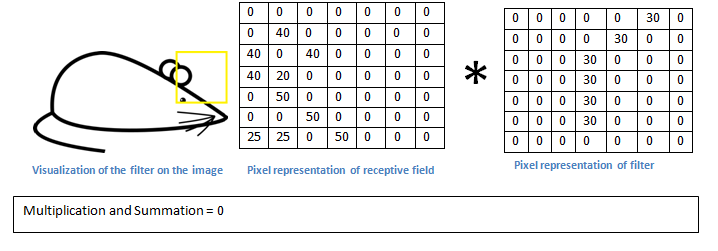


(40\*0)+(42\*1)+(46\*0) + (46\*0)+(50\*0)+(55\*0) + (52\*0)+(56\*0)+(58\*0) = 42

Dans le cas d’un réseau de neurones convolutifs nous allons par exemple avoir un filtre qui va déterminer si l’image correspond à une courbe.



On peut voir dans l’image ci-dessus que la partie de gauche correspond à la partie d’une image et la partie de droite correspond à un filtre. On veut déterminer si cette image ressemble à une courbe et on utilise à cette fin la formule de la convolution. Ce qui nous donne 6600 car l’image ressemble beaucoup à notre filtre.



Maintenant on prend une partie de l’image qui ne ressemble pas à notre filtre et on répète l’opération de convolution. On remarque que cette fois le résultat est 0.

On peut en conclure que plus le résultat de la convolution est élevé plus la partie de l’image ressemble à notre filtre.

A la fin de l’application du filtre sur chaque pixel de l’image on va se retrouver avec une nouvelle image qui va mettre en avant les différentes courbes que comportait l’ancienne image. Ce qui révèle un des points forts de la convolution c’est qu’il permet de détecter un élément partout dans l’image et différé de l’original.

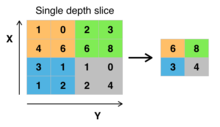
### Couche

#### Convolution

La couche de convolution utilise le principe de convolution vu avant pour apprendre des filtres aux différents poids des neurones. Les poids sont partagés dans une couche de convolution car on considère que si le filtre est efficace sur une partie de l’image il l’est aussi pour le reste de l’image.

#### Pooling

La couche de pooling (mise en commun) permet de redimensionner le réseau entre différentes couches. La couche de pooling va découper l’image d’entrée pour échantillonner l’image en plusieurs petites parties.



Par exemple, dans l’image on voit qu’on garde seulement les maximums ce qui permet de réduire la taille de l’image et ainsi d’appliquer des filtres plus précis sur les sous parties. Il existe d’autres fonctions de pooling par exemple l’average pooling qui permet de garder la moyenne de la partie découpée. Mais le max pooling est plus efficace car il augmente plus significativement l’importance des activations fortes.

Cette couche permet aussi d'économiser en performance car on aura moins de données à traiter par la suite.

#### Correction

La couche de correction est une fonction d’activation vue précédemment dans le chapitre des réseaux de neurones. Elle va permettre d’augmenter les propriétés non linéaires de l’ensemble du réseau de neurones.

Quelques exemples de fonctions d’activations utilisées dans les CNNs.

La fonction ReLU: https://lh5.googleusercontent.com/XQP02l0qC9DQclz2aSv5yG_AZzXALh-h6u2m7mJs5rqwShwi1Hg4gZArZwi3nCFvRrSYV1ynDGtIiK2Zxg3MD1_qDw6-JIMQ5s-joM2JfaJv-uZnR2awXUs5jpiloYcwz7AlKhQv

La fonction tangente hyperbolique: https://lh3.googleusercontent.com/0ziNesEnWPaitxycfA9TSs_zGva8FsAeCHnPeo3KnmXi333wJ7ech6bESroay-ruFa-VsSjcvyE_B20Q1cc_p72pc68CBUcCivjSsitjrxVwRSnY7IqeZRa7yPN88xMIyR4aCJJQ

La fonction tangente hyperbolique saturante:   https://lh5.googleusercontent.com/Rox8VrJKgD0GmlcX1GTrqsGP_oyfImqPvGRhCUY1_Z5oT_-1QIqO0RpagaT498SkruM5wMDRESYIn0NHs1wAiG1ce_aaTOvOQ0mZDvllrZRuOAo3B9jyqMYtC_DdM66LYd9lFiRQ

La fonction sigmoïde: https://lh4.googleusercontent.com/0m1v0jRXGis084wx3pjMa3ErPnf83v2VUvTxA1B2EyfDvxDC0WPrMDo9kvGOmbN03nPF7_eRbJq3bpBGxkqNp9L1pXRzYOPiy31CSL00akmrI_mRVEbb6D3Qf5LXT-yvXjLvBLaW

Généralement, on utilise la fonction de ReLU car la formation de réseaux neuronales est plus rapide.

#### Entièrement connectées

La couche entièrement connectée est la couche finale de notre CNN, elle permet d’appliquer le raisonnement haut niveau. Les neurones dans la couche entièrement connectée ont des connexions vers toutes les sorties de la couche antérieure. Ce sont ces neurones qui vont nous permettre de déterminer quelle classe va être activée.

#### Perte

La couche de perte permet de spécifier comment l'entraînement modifie le réseau entre le signal prévu et réel. Différentes fonctions sont utilisées en fonction des besoins. Par exemple, la perte softmax est utilisée pour prédire une seule classe parmi K classes mutuellement exclusives.

### Exemples

# Techniques

## Introduction

## Analyse de l’existant

### Déploiement

#### Docker

Docker est un logiciel libre qui permet d'automatiser le déploiement d'applications dans des conteneurs. Ce qui permet d’exécuter des processus de façon isolée.

**Avantages :**

1. Déploiement rapide de plusieurs clients sur une machine.
2. Facilement portable d'une machine à une autre.
3. Automatisation de l'installation des différents éléments.
4. Léger en taille et rapide d’exécution.

**Désavantages** :

1. Un peu plus compliqué d'accéder au GPU.
2. Les conteneurs docker possède par défaut la même adresse mac.

#### Machine virtuelle

Une simple machine virtuelle avec VMWare ou bien VirtualBox.

**Avantages :**

1. Déploiement rapide de plusieurs clients sur une machine.
2. Facilement portable d'une machine à une autre.
3. Automatisation de l'installation des différents éléments.

**Désavantages** :

1. Très compliqué et lent d'accéder au GPU.
2. Les images sont beaucoup plus lourdes car elle contienne le système d'exploitation en entier.

#### Installation manuelle

L'installation manuelle ou via script des différents composant nécessaire au bon fonctionnement du projet.

**Avantages :**

1. Facile d'accéder au GPU.
2. Léger en taille et rapide d’exécution.

**Désavantages** :

1. Difficilement portable d'une machine à une autre.
2. Pas d'isolation entre les différents clients de la même machine.
3. Nécessite les droits administrateurs.

### Communication

#### WebSocket

WebSocket est une spécification d'un protocole qui permet la communication bidirectionnelle sur un socket TCP entre un client et un serveur.

**Avantages :**

1. Permet d'avoir une communication full duplex pour le web.
2. Augmente l'efficacité entre la communication client-serveur.

**Désavantages** :

1. Obligation d'utiliser le protocole WebSocket donc avoir une librairie pour tous les clients qui désire se connecter au serveur.

### Application

#### Symfony

Symfony est un framework PHP pour le développement web. Il permet d'utiliser les bonnes pratiques de développement PHP pour concevoir des sites web de qualité notamment grâce à ses outils qui permettent de mettre en place les environnements de test et de production, de concevoir les contrôleurs et les templates sans oublier d'automatiser la gestion de la base de données.

**Avantages :**

1. Gain de temps en réutilisant des composants déjà existants.
2. Extensible et modulaire.
3. Système de template.
4. Une communauté active et une bonne documentation.

**Désavantages** :

1. Le temps d'apprentissage pour correctement maîtriser le *Framework* et les bonnes pratiques.

#### Angular2

Angular2 est un Framework JavaScript qui est fondé sur l'extension du langage HTML par de nouvelles balises et attribut pour aboutir à une définition déclarative des pages web.

**Avantages :**

1. Amélioration de la réactivité de l'interface utilisateur.
2. Intégration des tests.

**Désavantages** :

1. Long et difficile à apprendre.
2. Difficile de gérer une base de données.

#### Ionic

Ionic est un mélange d'outils qui permet de développer des applications web, mobiles et desktops. Il est basé sur AngularJs et Cordova. Ce qui permet de déployer une application sur plusieurs environnements.

**Avantages :**

1. Permet de déployer l'application facilement sur plusieurs plates formes.

**Désavantages** :

Reprend les mêmes désavantages que Angular2.

### Réseau de neurones

#### Lasagne

1. Lasagne est un framework Python qui permet de créer et d'entraîner des réseaux de neurones dans Theano.

**Avantages :**

1. Il supporte plusieurs architectures de réseaux de neurones dont le réseau de neurone convolutif.
2. Il est écrit en python ce qui permet d’écrire rapidement du code et c’est aussi un langage que je maîtrise bien.
3. Il s’occupe de gérer l’optimisation des performances pendant l'entraînement des données.

**Désavantages** :

1. Il peut utiliser seulement une carte GPU pendant l'apprentissage.
2. Un peu plus difficile à prendre en main.

#### Caffe

Caffe est un framework d'apprentissage profond créer pour être modulaire et rapide.

**Avantages :**

1. Le code est extensible et le développement est toujours actif.
2. Il est performant dans l'apprentissage des données.
3. Il y a une grande communauté derrière ce qui permet de trouver facilement de l’aide.
4. Permet de déployer des architectures via des fichiers de configuration.

**Désavantages** :

1. Le code est difficile à comprendre.
2. Difficile d'intégrer une connexion réseau.

## Choix technologiques

Concernant la partie déploiement j'ai décidé d'utiliser Docker car comparer au machine virtuelle il ne possède pas un système d'exploitation et il peut accéder directement au périphérique sans les émuler, ce qui permet de gagner en place et en performance. Par rapport à une installation manuelle les performances sont légèrement inférieur mais en contrepartie on gagne en mobilité et dans le cadre de mon projet de semestre j'ai besoin de déployer rapidement et indépendamment du système d'exploitation sur un grand nombre de machine. Docker permet aussi de démarrer plusieurs instances isolées sur la même machine ce qui permet d'avoir facilement plusieurs clients qui tourne en même temps.

Pour la communication j'ai proposé seulement un choix technologique car pour la partie client j'utilise forcément une application web du coup WebSocket est déjà la meilleure solution possible pour la communication client-serveur.

A propos l'application j'ai décidé de partir sur le Framework Symfony, il est plus simple à apprendre que Angular2 et Ionic. Et il comporte tous les éléments nécessaires pour le bon développement d'une application MVC, la gestion automatisée de la base de donnée à aussi motivé mon choix.

Concernant le réseau de neurones j'ai décidé d'utiliser Lasagne malgré le fait que Caffe comporte déjà un système de fichier de configuration pour l'architecture. Le code de lasagne est plus compréhensible et va me faciliter l'intégration des communications réseaux. De plus j'ai plus d'expérience avec python que C++.

## Framework

### Symfony

#### Routeur

Le routeur dans symfony permet de déterminer quel contrôleur appeler et avec quels arguments. Ce qui permet d'avoir des urls personnalisées en fonction de la page. Par exemple, /comparator permet d'accéder à la page de comparaison de graphique. Les urls sont ainsi plus simple à retenir pour les utilisateurs.

hepia\_thanatos\_homepage:

path: /

defaults: { \_controller: hepiaThanatosBundle:Default:index }

hepia\_thanatos\_comparator:

path: /comparator

defaults: { \_controller: hepiaThanatosBundle:Comparator:index }

hepia\_thanatos\_network:

path: /network/list/{page}

defaults: { \_controller: hepiaThanatosBundle:Network:index, page: 1}

Le code précédent possède trois blocs distinct. Chacun correspond à une route. Une route est à chaque fois composé d'une entrée (path) et d'une sortie.

Quand l'utilisateur demande une url à notre site web le routeur va parcourir la liste des urls disponibles jusqu’à trouver une url qui correspond à sa demande et ainsi faire correspondre le chemin à un contrôleur.

Analysons en détail le troisième bloc, on peut voir que le chemin correspond à la liste des réseaux et {page} nous permet de définir un paramètre variable. Dans notre cas {page} correspond à notre numéro de page. Dans default on peut voir qu'on fait appelle à notre controller hepiaThanatosBundle:Network:index, hepiaThanatosBundle:Network correspond au nom de notre controller et index à la fonction qui est appelé. On remarque aussi qu'on passe une valeur par défaut à page.

#### Controller

Le contrôleur permet de relier la logique du site internet à la partie affichage. Quand une url est demandée par l’utilisateur, le routeur va appeler une fonction du contrôleur associé. Le contrôleur va ensuite s’occuper de traiter la demande en appelant les services et les modèles. Pour finalement renvoyer une réponse au client.

Dans le cas où l’utilisateur demande l’url /set/3, elle est associé au contrôleur hepiaThanatosBundle:Set:view donc la fonction view sera appelé dans le contrôleur Set.

public function viewAction($id) {

$em = $this->getDoctrine()->getManager();

$data = $em->getRepository('hepiaThanatosBundle:Data')->find($id);

if (null === $data) {

throw new NotFoundHttpException("L'ensemble d'id " . $id . " n'existe pas.");

}

return $this->render('hepiaThanatosBundle:Set:view.html.twig', array(

'data' => $data

));

}

Dans le code précédant on peut voir que la fonction view récupère les données concernant le réseau grâce à doctrine qu’on détaillera plus tard. Elle s’occupe ensuite de renvoyer les données récupérées au client grâce à la fonction render en passant par une template twig qui sera aussi détaillé plus tard.

On peut voir qu’on récupère aussi directement les paramètres passer par l’url grâce au routeur qui va appeler la fonction directement avec l’id.

### Docker

### Websocket

### Lasagne

## Analyse fonctionnelle

### Architectures

### Base de données

### Serveur

### Client

## Tests/Perfomances

### Tests

### Perfomances

## Déploiement

## Installations

# Expérience

# Annexes