

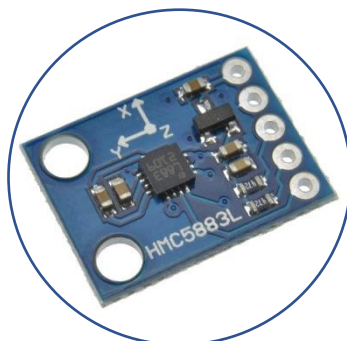
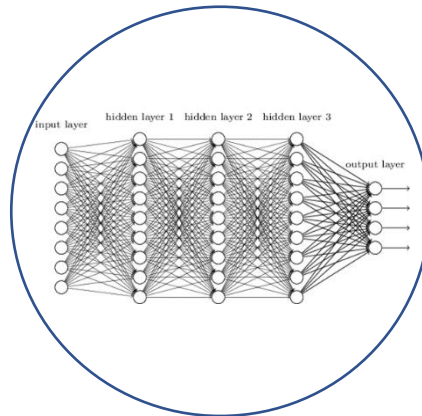
# Navigation magnétique - Étalonnage en ligne de magnétomètre aéroporté



Nathan Laoué



DGA Maîtrise de  
l'information - BP 7 -  
35998 RENNES Cedex 9





## Remerciements

J'aimerais remercier Arnaud Lepers, mon tuteur à SYSNAV, pour m'avoir fait confiance sur ce projet mais également pour m'avoir guidé tout au long de ce stage. Ses conseils ont été fondamentaux au bon déroulement du stage ainsi que sa bienveillance.

Je souhaite aussi remercier Laure Deletraz et Charly Faure, mes tuteurs au département IA2P, qui m'ont conseillé tout au long de ce stage. Leur expérience dans le milieu de l'IA m'a permis de découvrir de nouvelles méthodes. Je les remercie pour avoir pris le temps de répondre à mes nombreuses questions.

Je remercie également David Traore, chef du département SYSNAV, pour m'avoir accueilli au sein du département SYSNAV et qui m'a soutenu tout au long de mon stage.

Je remercie aussi Alain Droniou, chef du département IA2P, pour m'avoir fait confiance en tant que stagiaire dans son département.

Je remercie également les nombreuses personnes du département SYSNAV ainsi que du métier DIA pour les échanges riches ainsi que les nombreux conseils qu'ils ont pu me donner.

## Sommaire

CLAUSES DE DIFFUSION :	3
Remerciements	4
Sommaire	5
Table des illustrations	8
Table des tableaux	9
Glossaire	10
Notation	11
Contexte	12
Présentation de l'entreprise	14
1- DGA-MI	14
2- Département SYSNAV	14
3- Département IA2P	15
Navigation magnétique : Compensation par Intelligence Artificielle	16
1- Introduction	16
2- Etat de l'art	17
2-1. Comprendre le champ magnétique de la Terre	17
2-1.1. Champ du noyau de la Terre	17
2-1.2. Champ de la lithosphère	18
2-1.3. Effets externes	18
2-1.4. Résumé des composantes	19
2-2. Appareils de mesure	19
2-2.1. Magnétomètre vectoriel	20
2-2.2. Magnétomètre scalaire	20
2-3. Cartes d'anomalies magnétiques	21
2-4. Composantes de la mesure magnétique	22
2-5. Compensation des mesures	23

2-5.1.	Modèle de Tolles-Lawson.....	23
2-5.2.	Manœuvres de compensation.....	23
2-5.3.	Limitations .....	24
3-	Jeu de données .....	24
3-1.	Jeu de données du MIT.....	25
3-2.	Visualisation des trajectoires de vol .....	27
3-3.	Pré-sélection des données .....	30
3-3.1.	Méthodes de corrélation.....	30
3-3.2.	Information mutuelle .....	32
3-3.3.	XGBoost .....	34
3-3.4.	Nouvelle représentation des données .....	36
3-3.5.	Données sélectionnées pour les modèles .....	37
4-	Compensation par réseaux de neurones .....	38
4-1.	Apprentissage automatique.....	38
4-2.	Modèles utilisés .....	39
4-3.	Prétraitement des données .....	40
4-4.	Entraînement et paramètres des modèles.....	41
5-	Résultats.....	44
5-1.	Application de Tolles-Lawson sur nos données .....	44
5-2.	Comparaison des modèles .....	48
6-	Perspectives d'améliorations .....	53
6-1.	Données .....	53
6-2.	Modèles .....	54
7-	Conclusion .....	54
	Bibliographie .....	57
	Nétographie .....	59
	Annexe A – Equations de Tolles-Lawson et résolution .....	60

---

Annexe B – Liste des données du jeu de données .....	67
Annexe C - Réseaux de neurones .....	70
C.1 - Multilayer Perceptron .....	70
C.2 - Un neurone .....	70
C.2.1 - Fonction d'activation .....	71
C.2.2 - Apprentissage.....	72
C.3 - Réseaux de neurones convolutifs .....	73
C.3.1 - Couche convolutionnelle .....	74
C.3.2 - Couche de pooling .....	75
C.4 - Réseaux de neurones récurrents .....	75
Résumé .....	78
Abstract.....	79

## Table des illustrations

Figure 1 - Trajectoire 1002 (gauche) et 1003(droite).	27
Figure 2 - Trajectoire 1004 (gauche) et 1005 (droite).	28
Figure 3 -Trajectoire 1006 (gauche) et 1007 (droite).	28
Figure 4 - Cartes magnétiques des trajectoires 1002, 1003, 1004, 1005, 1006, 1007.	29
Figure 5 - Corrélation entre le magnétomètre 1 non compensé et le jeu de données.	31
Figure 6 - Corrélation entre le magnétomètre 5 sans compensation et des données non magnétiques du jeu de données	32
Figure 7 - Information mutuelle entre le jeu de données et le magnétomètre 1 non compensé.	33
Figure 8 - Information mutuelle entre les données non magnétique et le magnétomètre 5 non compensé.	34
Figure 9 - Importance des variables selon XGBoost.	35
Figure 10 - Corrélation entre les données non magnétiques et le rédisu des magnétomètres.	37
Figure 11 - Évolution du taux d'apprentissage.	44
Figure 12 - Manœuvres de compensation 1002.02 (violette) et 1002.20 (verte).	45
Figure 13 - Comparaison des magnétomètres pour une compensation de Tolles-Lawson avec une manœuvre carrée et un paramètre de régularisation=0.	46
Figure 14 - Prédiction et erreur sur le vol 1007 du MLP.	49
Figure 15 - Prédiction et erreur sur le vol 1007 du CNN.	50
Figure 16 - Prédiction et erreur sur le vol 1007 du LSTM.	50
Figure 17 - Performance par sections du MLP (gauche) et du CNN (droite) pour le vol 1007.	51
Figure 18 - Vue 2D des erreurs de compensation en fonction de la position pour le CNN.	51
Figure 19 - Vue 3D des erreurs de compensation en fonction de la position pour le CNN.	52
Figure 20 - Importance des données d'entrainement pour la prédiction du modèle.	53
Figure 21 - Vecteurs du champ magnétique mesurés, de la Terre et de l'avion.	62
Figure 22 – Architecture d'un RNN. Source: stanford.edu	76

## Table des tableaux

Tableau 2.1 : Composantes du champ magnétique total .....	19
Tableau 3.1 : Position des magnétomètres dans l'avion.....	25
Tableau 3.2 : Résumé des données du jeu de données .....	26
Tableau 4.1 : Différences majeures entre les différents modèles.....	40
Tableau 4.2 : Paramètres d'entraînement pour chaque modèle.....	42
Tableau 5.1 : Comparaison des manœuvres de compensation, paramètre de régularisation=0. .....	45
Tableau 5.2 : Comparaison des manœuvres de compensation, paramètre de régularisation=0,00025.....	47
Tableau 5.3 : Comparaison des manœuvres de compensation, paramètre de régularisation=0,0025.....	47
Tableau 5.4 : Comparaison des manœuvres de compensation, paramètre de régularisation=0,025.....	47
Tableau 5.5 : Comparaison des manœuvres de compensation, paramètre de régularisation=0,25.....	48
Tableau 5.6 : Comparaison de l'erreur de compensation des modèles utilisés. ....	49



## Glossaire

USAF	United States Air Force
GPS	Global Positioning System
GAO	Gouvernement Accountability Office
IGRF	International Geomagnetic Reference Field
MAD	Magnetic Anomaly Detection
MIT	Massachusetts Institute of Technology
DAF-MIT AI	Air force Massachusetts Institute of Technology Artificial Intelligence
Accelerator	Accelerator
SGL	Sanders Geophysics Ltd
INS	Inertial Navigation System
CNN	Convolution Neural Network
RNN	Recurrent Neural Network
MLP	Multilayer Perceptron
BP	Backpropagation
BPTT	Backpropagation Through Time
LSTM	Long Short Term Memory
GRU	Gated recurrent Unit
TL	Tolles-Lawson

## Notation

$a$	Un scalaire
$\mathbf{a}$	Un vecteur
$\mathbf{A}$	Une matrice
$\mathbf{I}$	Matrice identité
$\dot{y}$	Différenciation de newton

## Contexte

La navigation magnétique est l'une des plus anciennes formes de navigation notamment grâce à la boussole qui, depuis près de 1000 ans, a servi aux Hommes à repérer le Nord. De nos jours, avec l'arrivée des satellites et du GPS, il est bien moins commun d'utiliser une boussole pour se repérer. Le système GPS est fiable et permet d'avoir une très bonne précision sur la position. Seulement le GPS peut être brouillé. C'est donc un problème majeur qui implique que l'on ne peut être sûr de la disponibilité du système GPS. De nombreuses missions de l'armée évoluent dans des environnements où le système GPS peut être brouillé ce qui met potentiellement des vies humaines en danger.

C'est dans ce contexte que la navigation grâce au magnétisme de la Terre regagne un fort intérêt depuis ces dernières années. Le champ magnétique est disponible 24/24h et 7/7j, il dépend assez peu de la météo et il est impossible à brouiller sans être très proche de la cible. C'est donc un moyen de navigation très intéressant pour des applications militaires.

La navigation magnétique avait été mise de côté jusqu'à présent principalement dû au fait qu'il était très difficile de compenser les effets magnétiques du porteur. Une méthode de compensation linéaire du nom de Tolles-Lawson est principalement utilisée depuis les années 50 mais elle est peu efficace dans le cas où des magnétomètres sont fortement bruités par le porteur, c.-à-d. embarqués dans la cabine. Des solutions comme une perche à l'arrière du porteur sont aujourd'hui utilisées mais ce n'est pas viable par exemple dans le cas d'un avion de chasse.

En 2016, le major A. Canciani de l'USAF a montré qu'il était possible d'obtenir de bonnes performances de précision avec de la navigation magnétique. Aujourd'hui de nombreuses pistes sont étudiées pour pallier à ce problème de compensation des effets du porteur notamment par des méthodes à base d'intelligence artificielle, qui sont connues pour être capables de modéliser des effets non linéaires.

Ce stage a donc pour but d'étudier différentes architectures de modèles d'intelligence artificielle afin de voir s'il est possible de surpasser le modèle de Tolles-Lawson. Pour cela une première partie sera dédiée à l'état de l'art afin de comprendre les différentes sources du champ magnétique, comment on le mesure et comment compenser les mesures effectuées. La partie suivante sera dédiée à une présentation et exploration des données utilisées. Suivra ensuite une présentation des modèles utilisés avec la méthode d'entraînement de ces modèles. Finalement,

ces modèles seront comparés entre eux ainsi qu'à la méthode de Tolles-Lawson. La dernière partie sera réservée aux possibles perspectives d'améliorations sur le sujet.

## Présentation de l'entreprise

### 1- DGA-MI

DGA-MI soit Direction Générale de l'Armement – Maîtrise de l'information est un centre de la DGA situé à Bruz au sud de Rennes. C'est un centre d'expertise pour les systèmes d'information et de communication, la cybersécurité, la guerre électronique, le guidage-navigation et les systèmes de missiles. DGA-MI c'est plus de 60 ans d'expertise dans une large gamme de métiers, du composant au système de systèmes.

DGA-MI intervient sur tout le cycle des opérations d'armement que ce soit en amont avec la caractérisation de la menace électromagnétique ou cyber ou bien en aval avec le soutien à la configuration des systèmes opérationnels. Les prestations principales du centre sont :

- Conseil à la maîtrise d'ouvrage des opérations d'armement
  - Connaissance de la menace et de l'état de l'art technologique
  - Spécification technique des besoins
  - Maîtrise des risques en développement
  - Qualification et évaluation des performances
- Soutien aux Forces
  - Aide à la configuration et à la programmation des systèmes pour l'entraînement et pour les opérations militaires
- Développements de souveraineté
- Contrôle et soutien export

DGA-MI répond également aux missions fondamentales de la DGA, soit équiper les armées de façon souveraine, préparer le futur des systèmes de la défense, promouvoir la coopération européenne, soutenir les exportations et contribuer à transformer le ministère des armées.

### 2- Département SYSNAV

SYSNAV est l'un des plus vieux départements du site. Le rôle principal du département est l'expertise de systèmes de navigation avec plusieurs activités qui sont :

- Contribution à la conception et l'optimisation des systèmes de navigation
- Exploitation des évaluations
- Retour d'expériences
- Simulation & simulations hybrides

Cela représente des compétences variées que ce soit de l'expertise de capteur, de la simulation, de la trajectographie ou encore du traitement du signal.

---

### 3- Département IA2P

---

IA2P est l'un des deux départements en intelligence artificielle à DGA-MI qui s'occupe principalement des méthodes d'apprentissage automatique sur des données non structurées. Le département est structuré selon les 3 thématiques suivantes :

- L'IA pour le traitement de données multimédia
- L'IA pour le traitement des signaux temporels
- L'IA pour le traitement d'images issues de capteurs Défense

Le département IA2P, travaille principalement pour aider les autres métiers de la DGA à intégrer de l'IA dans les programmes d'armement menés aux profits des différentes armées (terre, mer, air) et dans différents domaines (commandement, cyber sécurité, renseignement etc.).

## Navigation magnétique : Compensation par Intelligence Artificielle

### 1- Introduction

Plusieurs études, principalement faites par l'USAF, ont montré que la navigation magnétique pourrait devenir une alternative viable du GPS. La navigation magnétique consiste à utiliser des cartes d'anomalies magnétiques du champ magnétique terrestre que l'on corrèle à des mesures magnétiques afin d'obtenir une position. Les Etats Unis ont également montré leur intérêt pour ce nouveau moyen de navigation dans un rapport du GAO [\[1\]](#). Elle semble donc être un nouveau moyen de navigation émergent et surtout avec de nombreux atouts pour le domaine de la défense.

La navigation magnétique est passive, seul le champ magnétique de la Terre est reçu. Elle est également indépendante de la position, la mesure du champ magnétique est accessible partout. De plus elle ne dépend pas du temps, et les conditions météorologiques n'ont pas d'impact sur les mesures magnétiques. Certains cas particuliers comme des orages pourraient avoir un impact, mais ce sont des cas plus rares. Enfin un des grands avantages de ce moyen de navigation, c'est sa résistance au brouillage. Le champ magnétique décroît en  $\frac{1}{r^3}$ , cela implique que pour envoyer des signaux de brouillage vers les instruments de mesure, il faudrait des équipements très puissants. Dans le cas des avions, c'est presque impossible étant donné qu'ils volent loin du sol. Il faudrait que les équipements de brouillage soient proches de l'avion en vol via par exemple un autre avion pour que le brouillage soit effectif. C'est un avantage très important pour le milieu de la défense car cela en fait un moyen de navigation fiable dans des zones de mission où le GPS ne serait pas disponible.

La navigation magnétique a cependant aussi des désavantages. Le champ magnétique mesuré est une superposition linéaire de plusieurs champs magnétiques. Cependant certains champs mesurés sont des perturbations dues au porteur qui effectue la mesure. Un des défis pour la navigation magnétique c'est de réussir à compenser les mesures magnétiques bruitées par le porteur afin d'avoir la mesure la plus proche possible de celle disponible sur les cartes d'anomalies magnétiques. C'est ce qui a été étudié durant ce stage, plusieurs techniques de compensation seront explorées notamment des méthodes par réseaux de neurones.

Il y aura dans un premier temps une présentation de l'état de l'art sur le champ magnétique, sa mesure ainsi que sur la compensation des mesures. Suivra ensuite une présentation et

exploration du jeu de données utilisées. Puis finalement les modèles utilisés dans ce travail ainsi que leurs performances. Quelques perspectives sur le travail futur à réaliser clôturera ce travail.

Tout le code utilisé dans ce travail est disponible en ligne et accessible à tous via le lien suivant : <https://github.com/Naatyu/MagNav>

---

## **2- Etat de l'art**

---

Ce chapitre a pour but d'introduire la méthode à l'état de l'art pour la navigation magnétique. Pour cela il est important de comprendre de quoi est composé le champ magnétique de la Terre ainsi que ses différentes sources. Une comparaison des sources permettra de déterminer celle qui semble la plus adaptée à la navigation magnétique. Une présentation des appareils de mesure est également faite afin de mieux comprendre la distinction entre les différents capteurs. Les cartes d'anomalies magnétiques seront également présentées afin de comprendre leur importance pour la navigation magnétique.

La méthode de compensation de Tolles-Lawson sera introduite ainsi que ses limitations actuelles.

---

### **2-1. Comprendre le champ magnétique de la Terre**

---

Le champ magnétique total de la terre est principalement composé d'une superposition linéaire de 3 grandes sources provenant du noyau terrestre, de la croûte terrestre ainsi que des effets externes principalement dus à des effets spatiaux. Le champ utilisé pour la navigation magnétique provient de la croûte terrestre.

---

#### ***2-1.1. Champ du noyau de la Terre***

---

Une des sources principales du champ magnétique provient du noyau de la Terre. Cela est dû aux mouvements de convection de la Terre qui ont pour effet de mettre en mouvement les éléments du noyau de la Terre composé à 90% de fer liquide. Cela a pour effet de créer un effet de dynamo ce qui génère un champ électrique qui à son tour génère un champ magnétique. Le champ magnétique se mesure en Tesla ( $T$ ) et le champ magnétique généré par cet effet dynamo



est situé entre 20000 et 60000  $nT$ . Il représente près de 95% du champ magnétique total émis par la Terre.

Le modèle IGRF (International Geomagnetic Reference Field) permet de modéliser le champ magnétique du noyau de la Terre. Il est capable de modéliser des longueurs d'ondes du champ magnétique de l'ordre de 3000  $km$  et plus. Ces longueurs d'ondes sont trop grandes pour pouvoir utiliser le champ magnétique du noyau comme référence pour la navigation magnétique. Le champ magnétique du noyau varie de l'ordre du mois à plusieurs millions d'années. Le modèle IGRF est donc mis à jour tous les 5 ans pour compenser ces variations.

---

### ***2-1.2. Champ de la lithosphère***

---

Une petite partie du champ magnétique provient de la croûte terrestre. Ce champ est produit par les roches situées sous la surface de la Terre et au-dessus de la surface isotherme. Elles sont en dessous de la température de Curie à laquelle les roches perdent leurs propriétés magnétiques. Cette magnétisation permanente provient des minéraux qui sont magnétisés par induction puis refroidis en dessous de la température de Curie. Il a une intensité de l'ordre de la centaine de nano Tesla et varie très peu d'une année à l'autre ( $\approx 1 \text{ nT}$ ).

Cela en fait donc un très bon candidat comme référence pour la navigation magnétique. Ce champ est aussi appelé anomalie magnétique ou champ crustal et il décroît fortement avec l'altitude, cependant il reste utilisable comme référence même à une dizaine de kilomètres. L'altitude agit comme un effet passe bas sur la mesure. Un des désavantages de l'anomalie magnétique c'est sa faible intensité par rapport au champ généré par le noyau. Il est donc plus difficile à isoler.

---

### ***2-1.3. Effets externes***

---

La majorité du champ magnétique terrestre provient d'effets internes à la Terre. Mais d'autres effets externes sont à prendre en compte. Ces sont des effets dus au vent solaire sur l'ionosphère. Par exemple le cycle jour/nuit est un des effets les plus courants. Il est possible d'avoir également des effets comme les aurores boréales ou même des tempêtes magnétiques provenant du soleil. Globalement ces effets sont de l'ordre de la dizaine de nanotesla. Ces effets sont aussi appelés *diurnal effects*, *temporal variations* ou encore *space weather effects*.

On peut obtenir la mesure de ces effets grâce à des stations au sol pour une zone donnée. Dans le cas d'un avion, cela devient plus compliqué car il faudrait être capable de récupérer les données des stations sur la trajectoire du vol. Il est possible de faire une modélisation grossière de ces effets, principalement du cycle jour/nuit, mais cela reste imprécis. Ce sont des effets qui doivent être compensés dans la mesure du champ magnétique pour obtenir une position la plus précise possible.

---

#### **2-1.4. Résumé des composantes**

---

Voici un tableau inspiré de [2] qui résume les différentes composantes du champ avec leurs variations :

Tableau 2.1 : Composantes du champ magnétique total. Les mesures sont basées sur la zone de Ottawa, Ontario, Canada. Les amplitudes varient selon la position de la mesure mais l'ordre de grandeur reste similaire. Les données du tableau sont similaires à ce que l'on pourrait obtenir en France, l'amplitude du champ du noyau serait légèrement plus faible ( $\approx 45000 \text{ nT}$ ).

Composante	Amplitude	Variation Spatiale	Variation Temporelle
Champ du noyau	$50,000 \text{ nT}$	$100 \text{ nT}$	$1 \text{ nT/semaine}$
Champ de la croûte terrestre	$100 \text{ nT}$	$200 \text{ nT}$	$1 \text{ nT/an}$
Effets externes	$10 \text{ nT}$	$5 \text{ nT}$	$10 \text{ nT/jour}$

Ce tableau permet de mettre en évidence la différence entre les différentes composantes du champ magnétique terrestre total. Le champ provenant de la croûte terrestre est le meilleur candidat comme référence pour la navigation magnétique par sa faible variation dans le temps. En revanche son intensité est assez faible et donc cela le rend plus dur à extraire du champ total. Cependant, ses variations spatiales sont fortes contrairement aux autres sources, ce qui facilite la mesure de l'anomalie magnétique.

---

#### **2-2. Appareils de mesure**

---

Les appareils permettant la mesure du champ magnétique sont appelés des magnétomètres et il en existe deux sortes, scalaire ou vectoriel. Depuis les années 1800 les appareils de mesures magnétiques sont utilisés pour la découverte de gisements de minéraux ou de pétrole. C'est

avec la seconde guerre mondiale que leur utilisation a évolué et qu'ils ont été embarqués dans des avions pour la détection de sous-marins. De nos jours, ces appareils sont principalement utilisés par des scientifiques pour guider des explorations minières ou créer des cartes d'anomalies magnétiques. Ils sont également encore utilisés pour la détection d'anomalies magnétiques (MAD).

---

### ***2-2.1. Magnétomètre vectoriel***

---

Les magnétomètres vectoriels, permettent de mesurer le champ magnétique suivant une direction. Le plus classique étant de mesurer le champ dans trois directions différentes :

$$\vec{B}_t = B_x \hat{i} + B_y \hat{j} + B_z \hat{k} \quad (2.1)$$

Avec  $B_x$ ,  $B_y$ ,  $B_z$  les magnitudes du champ dans les directions orthogonales  $\hat{i}$ ,  $\hat{j}$ , et  $\hat{k}$  du plan de référence. Des boussoles *Fluxgate* sont fréquemment utilisées pour réaliser la mesure. Trois *Fluxgate* sont montées perpendiculairement les unes aux autres ce qui permet d'obtenir la direction du champ magnétique dans l'espace. Il est également possible d'utiliser un magnétomètre à induction magnétique en rotation. Il tourne à une vitesse connue autour d'un axe et nous permet d'obtenir la mesure du champ magnétique dans le plan de rotation.

Un des désavantages de ces magnétomètres c'est qu'ils sont moins précis que les magnétomètres vectoriels. Ils ne sont généralement pas utilisés comme seul moyen de mesure pour de la navigation magnétique.

---

### ***2-2.2. Magnétomètre scalaire***

---

Un magnétomètre scalaire mesure l'intensité totale du champ magnétique. L'intensité totale du champ magnétique s'écrit de la façon suivante :

$$|\vec{B}_t| = \sqrt{B_x^2 + B_y^2 + B_z^2} \quad (2.2)$$

Le magnétomètre scalaire n'est capable que de calculer  $|\vec{B}_t|$ . De nos jours, la plupart des mesures sont faites avec des magnétomètres à résonance nucléaire. Ce sont des magnétomètres

qui utilisent les propriétés atomiques des gaz sensibles au champ magnétique pour effectuer leur mesure [3]. Un type particulier de magnétomètre à résonance magnétique sont les magnétomètres *alkali-vapor*. Ils sont également appelés magnétomètres à pompage optique et utilisent différents types de vapeur alcaline comme le césium ou le potassium. Ce sont des instruments légers et petits capables de fonctionner seuls. Ils peuvent détecter des changements de l'ordre du picotesla et ont une justesse de mesure absolue de l'ordre du nanotesla.

Les magnétomètres scalaires sont généralement de meilleure précision que les magnétomètres vectoriels et sont principalement utilisés pour la plupart des mesures magnétiques de nos jours.

---

## **2-3. Cartes d'anomalies magnétiques**

---

Pour pouvoir naviguer grâce au champ magnétique de la Terre, il faut une mesure de bonne qualité mais également des cartes de référence pour se repérer. Ces cartes référencient la mesure du champ magnétique de la croûte terrestre à une certaine position ce qui est parfaitement adapté à la navigation magnétique. Pour ce faire, des campagnes de mesure du champ magnétique total de la Terre sont réalisées, principalement depuis des avions modifiés afin de réduire la perturbation magnétique. Une fois les mesures du champ magnétique de la zone obtenue, le champ du noyau de la Terre est soustrait grâce au modèle IGRF ainsi que les variations dues à l'ionosphère grâce à des stations au sol. Cela permet ainsi d'obtenir une carte d'anomalies magnétiques de la zone, d'autres étapes de correction sont également réalisées mais elles correspondent à des méthodes d'interpolation de la carte ce qui nous intéresse moins dans notre cas.

Certaines cartes sont disponibles librement sur internet et possèdent des résolutions différentes. La résolution correspond à la finesse du maillage réalisé lors des mesures. Plus ce maillage est fin plus la carte est précise. La résolution de la carte est très importante dans le cas de la navigation magnétique, certaines cartes sont mondiales mais leur résolution est faible et ne peuvent pas être utilisées comme moyen de référence. Par exemple, la carte WDMAM (*World Digital Magnetic Anomaly Map*) est une carte mondiale de mesures d'anomalies magnétiques mais sa résolution est trop faible pour être utilisée pour de la navigation. D'une façon générale, plus une carte a été réalisée proche du sol avec un maillage serré, plus elle sera de bonne qualité. En étant proche du sol, cela garantit de correctement mesurer les différences de granularité dans le sol, vu que l'altitude agit comme un filtre passe bas sur nos mesures.

Grâce aux cartes d'anomalies magnétiques, il est possible de connaître les mesures d'anomalies à une altitude supérieure, c'est une *upward continuation*. Cela veut donc dire que pour de la navigation dans un avion, voler au-dessus de l'altitude de la carte de référence n'est pas un problème. La méthode *chessboard* de Cordell-Hildenbrand permet par exemple de connaître la mesure d'anomalies à une altitude supérieure à celle de la carte. Ces méthodes ne seront pas détaillées ici car ce n'est pas l'objet de ce travail. Il est également possible de connaître les mesures en dessous de l'altitude de la carte de mesure. Elles sont cependant beaucoup plus limitées que les méthodes d'*upward continuation* et elles introduisent des erreurs dans la carte. Il est généralement peu recommandé d'utiliser ces méthodes pour des altitudes inférieures à une dizaine de mètres de l'altitude de la carte.

---

## 2-4. Composantes de la mesure magnétique

---

Pour faire de la navigation magnétique, la mesure de l'anomalie magnétique est indispensable. Seulement comme vu précédemment, les appareils de mesure ne sont capables que de mesurer l'intensité totale du champ magnétique, or le champ magnétique mesuré est composé d'au moins 4 sources :

$$\vec{B}_{mesure} = \vec{B}_{noyau} + \vec{B}_{anomalie} + \vec{B}_{diurne} + \vec{B}_{avion} \quad (2.3)$$

Avec  $\vec{B}_{mesure}$  le champ magnétique total mesuré par le magnétomètre,  $\vec{B}_{noyau}$  la mesure du champ magnétique provenant du noyau de la Terre,  $\vec{B}_{anomalie}$  le champ magnétique crustal,  $\vec{B}_{diurne}$  le champ magnétique provenant des effets externes et  $\vec{B}_{avion}$  le champ magnétique émis par l'avion. Comme dans notre jeu de données nos mesures ont été faites depuis un avion, le champ magnétique perturbateur a été nommé  $\vec{B}_{avion}$ , de plus l'altitude de l'avion est suffisamment élevée ce qui implique que le champ magnétique émis par des constructions ou sources humaines au sol est très faible, donc que la seule perturbation de la mesure provient de l'avion.

On cherche donc à obtenir  $\vec{B}_{anomalie}$  mais il n'a aucun moyen de le mesurer directement avec un magnétomètre. Comme le champ magnétique total est une superposition linéaire d'autres champs, il est possible de simplement soustraire  $\vec{B}_{noyau}$  à l'aide du modèle IGRF. Cela n'est pas gênant en temps réel car la navigation magnétique sert à recalculer une INS qui nous

donne une position approximative, mais de précision suffisante pour utiliser le modèle IGRF et obtenir de bonnes performances. La composante  $\vec{B}_{diurne}$  peut-être soustraite grâce à des stations au sol ou même avec des estimations des effets diurnes. Il reste donc dans la mesure  $\vec{B}_{anomalie}$  et  $\vec{B}_{avion}$ . Seule la mesure de l'anomalie magnétique est nécessaire, mais elle est bruitée par les perturbations de l'avion, et il n'y a aucun moyen de mesurer uniquement la perturbation de l'avion. Il est donc nécessaire de mettre en œuvre une méthode capable de modéliser le champ de perturbation afin d'obtenir la mesure de l'anomalie magnétique.

---

## **2-5. Compensation des mesures**

---

Une fois la mesure du champ magnétique réalisée, il est souvent nécessaire de compenser des effets du porteur ayant réalisé la mesure. C'est à cette étape que le modèle de Tolles-Lawson intervient.

---

### ***2-5.1. Modèle de Tolles-Lawson***

---

Pour pouvoir compenser les perturbations magnétiques de l'avion sur la mesure, il faut un modèle capable de modéliser ces différents effets. La compensation actuelle à l'état de l'art est le modèle de Tolles-Lawson [\[4, 5, 6\]](#). Ce modèle utilise les mesures du champ magnétique faites par un magnétomètre vectoriel pour calculer des coefficients permettant de retirer les effets de l'avion aux mesures d'un magnétomètre scalaire. Ce modèle a été développé durant la seconde guerre mondiale principalement pour de la détection d'anomalies magnétiques (MAD). Il a ensuite été amélioré par Leliak qui a proposé de réaliser des manœuvres sinusoïdales au-dessus de plaines magnétiques (c.-à-d. peu de variations du champ magnétique) afin de mettre en avant les perturbations émises par l'avion [\[7\]](#). C'est le procédé qui est utilisé depuis les années soixante et qui est encore à l'état de l'art aujourd'hui. Cette étude se base principalement sur le modèle de [\[8\]](#) qui est une version modifiée de Tolles-Lawson mais le procédé reste sensiblement le même. Un développement détaillé du modèle de Tolles-Lawson est disponible en [annexe A](#).

---

### ***2-5.2. Manœuvres de compensation***

---

Le modèle de Tolles-Lawson a besoin de mesures de magnétomètre pour pouvoir calculer les coefficients de son modèle et comme vu précédemment Leliak a proposé de réaliser des manœuvres de compensation. Un des patterns de calibration classique consiste à effectuer un carré en avion avec des manœuvres de tangage de  $\pm 5^\circ$ , de roulis de  $\pm 10^\circ$  et de lacet de  $\pm 5^\circ$ . Il n'y a pas d'ordre à respecter et les valeurs d'angles ne sont pas absolues, il est tout à fait possible de faire des angles plus grands. Il n'est cependant pas recommandé de faire des angles plus petits car cela aurait pour effet de diminuer l'amplitude des perturbations de l'avion.

Les manœuvres sont très souvent carrées mais d'autres formes sont réalisables. Par exemple il est tout à fait possible de faire des manœuvres en forme de trèfle ou de 8. Cela a pour effet de couvrir plus de mouvements par l'avion mais l'impact sur les performances n'est pas toujours positif.

---

### ***2-5.3. Limitations***

---

Le modèle de Tolles-Lawson suffit à retirer les perturbations dans le cas où l'avion prévu pour faire des relevés magnétiques (mouvements de l'avion limités, réduction des sources magnétiques provenant de l'avion, etc.) ainsi qu'une perche située à l'arrière de l'avion. La perche a pour but d'éloigner le magnétomètre de l'avion et donc des perturbations. Avec ce système il est possible d'atteindre une précision de l'ordre de la dizaine de mètres avec de la navigation magnétique.

Même si ce système fonctionne, ce n'est pas du tout pratique à utiliser plus particulièrement pour des avions de combat qui seraient les premiers à bénéficier de ce type de technologie. Il n'est donc pas envisageable de placer les magnétomètres sur une perche. Seulement lorsque les magnétomètres sont placés dans l'avion, ils sont fortement perturbés par celui-ci et Tolles-Lawson ne suffit pas à réduire les effets qui sont fortement non linéaires.

Il est donc nécessaire de mettre en œuvre une méthode de compensation plus évoluée afin de pouvoir utiliser des magnétomètres embarqués pour de la navigation magnétique.

---

## **3- Jeu de données**

---

Pour pouvoir naviguer grâce au magnétisme de la Terre, il est nécessaire d'avoir des relevés de mesures de champ magnétique depuis un véhicule et également d'avoir la carte d'anomalies

magnétiques de la zone de mesure. Ce chapitre présente les cartes d'anomalies magnétiques ainsi que leur création en plus des mesures magnétiques utilisées.

### 3-1. Jeu de données du MIT

Pour pouvoir étudier le problème de la compensation des effets magnétiques du porteur, nous allons utiliser un challenge du MIT. Ce challenge [9] a pour but d'obtenir la meilleure performance de compensation possible sur des trajectoires de vol.

Pour réaliser ce jeu de données, le *Department of the Air force Massachusetts Institute of Technology Artificial Intelligence Accelerator* (DAF-MIT AI Accelerator) s'est associé à Sanders Geophysics Ltd. (SGL) pour pouvoir collecter des données au-dessus de la zone d'Ottawa en Ontario au Canada. Ils ont récupéré des données de cinq magnétomètres scalaires placés à différents endroits de l'avion, un Cessna 208B Grand Caravan, ainsi que de trois magnétomètres vectoriels placés également à différents endroits dans l'avion. Les données scalaires du champ magnétique dans le jeu de données utilisées ont été mesurées à l'aide d'un magnétomètre à pompage optique. Les mesures vectorielles du champ magnétique ont été faites à l'aide d'un magnétomètre *Fluxgate*. Voici un tableau récapitulatif des magnétomètres ainsi que de leur position provenant de [9] :

Tableau 3.1 : Position des magnétomètres dans l'avion. Le point de référence correspond au rail du siège avant.  $X$  est positif dans la direction de déplacement de l'avion,  $Y$  est dans la direction de l'aile gauche de l'avion, perpendiculaire à  $X$  (la porte d'entrée de l'avion se trouve à gauche, du même côté que l'aile) et  $Z$  est positif vers le haut de l'avion.

Nom du Capteur	Position	$X$ (m)	$Y$ (m)	$Z$ (m)
<b>Magnétomètres Scalaire</b>				
Mag 1	Perche à la queue de l'avion	-12.01	0	1.37
Mag 2	Cabine avant, derrière le cockpit	-0.60	-0.36	0
Mag 3	Milieu de cabine, proche de l'INS	-1.28	-0.36	0
Mag 4	Arrière de la cabine, au sol	-3.53	0	0
Mag 5	Arrière de la cabine, au plafond	-3.79	0	1.20
<b>Magnétomètres Vectoriels</b>				
Flux B	Queue de l'avion, à la base de la perche	-8.92	0	0.96
Flux C	Arrière de la cabine, proche de la porte	-4.06	0.42	0



Flux D      Arrière de la cabine, côté opposé à la porte      -4.06      -0.42      0

Pour pouvoir étudier les effets des composants de l'avion, il existe également des données électriques, l'orientation de l'avion, les données de l'INS et des données radar. Une liste de toutes les données est disponible dans [l'annexe B](#). Ainsi 92 variables différentes sont disponibles pour pouvoir compenser les mesures magnétiques bruitées sur une durée totale de 20 heures et 55 minutes. Les mesures sont faites à une cadence de 10 Hz.

Cependant, les magnétomètres situés à l'intérieur de l'avion sont bruités par les composants de celui-ci. C'est pour cela qu'une perche de deux à trois mètres est placée à l'arrière de l'avion avec un magnétomètre scalaire. Comme le champ magnétique décroît très vite, le simple fait d'avoir un magnétomètre à quelques mètres suffit à atténuer les effets magnétiques que l'avion émet et donc obtenir uniquement le champ magnétique total de la Terre. C'est cette mesure qui servira de référence pour mesurer la performance de compensation.

Il y a un total de 6 vols dans le jeu de données, résumé dans le tableau ci-dessous :

Tableau 3.2 : Résumé des données du jeu de données. Certaines sections ne sont pas disponibles dans le jeu de données mis en ligne par le MIT car elles sont utilisées comme évaluation pour le challenge. Le nombre de sections présentées ici correspond au nombre de sections disponibles.

Numéro du vol	Sections de vol	Temps de vol	Nombre de données	Fréquence
1002	28	5h 45m 55s	207578	10 Hz
1003	10	4h 26m 42s	160030	10Hz
1004	21	2h 15m 38s	81408	10 Hz
1005	10	2h 16m 12s	81731	10 Hz
1006	8	3h 00m 31s	108318	10 Hz
1007	6	3h 10m 50s	114506	10 Hz

Le vol 1002 comporte deux manœuvres de compensation ainsi que différentes trajectoires de vol pour mettre en avant les effets de l'avion. Le vol 1003 comporte principalement des trajectoires en forme de huit. Les vols 1004 et 1005 correspondent à des trajectoires de mesure d'anomalies magnétiques ayant pour but la création de cartes d'anomalies. Le vol 1006 comporte différentes manœuvres de compensation et le vol 1007 possède des trajectoires

différentes ayant pour but de mettre en avant les différents effets de l'avion. Ces différents vols vont servir de base pour ce travail et ils sont suffisamment représentatifs de trajectoires réelles pour estimer la performance des méthodes de compensation utilisées sur des cas réels.

Il est également possible d'ajouter les événements en vol comme l'activation du radar, la communication radio ou encore l'abaissement volets de l'avion disponibles dans le jeu de données. Ils n'ont cependant pas été pris en compte dans ce travail par manque de temps et également car certains de ces effets se répercutent dans les mesures électriques.

### 3-2. Visualisation des trajectoires de vol

Une première visualisation des trajectoires permet de gagner en compréhension sur les données utilisées. Les figures 1 à 3 représentent les trajectoires utilisées dans les données avec une couleur différente pour chaque section de vol. Ces trajectoires sont proches de Ottawa au Canada :

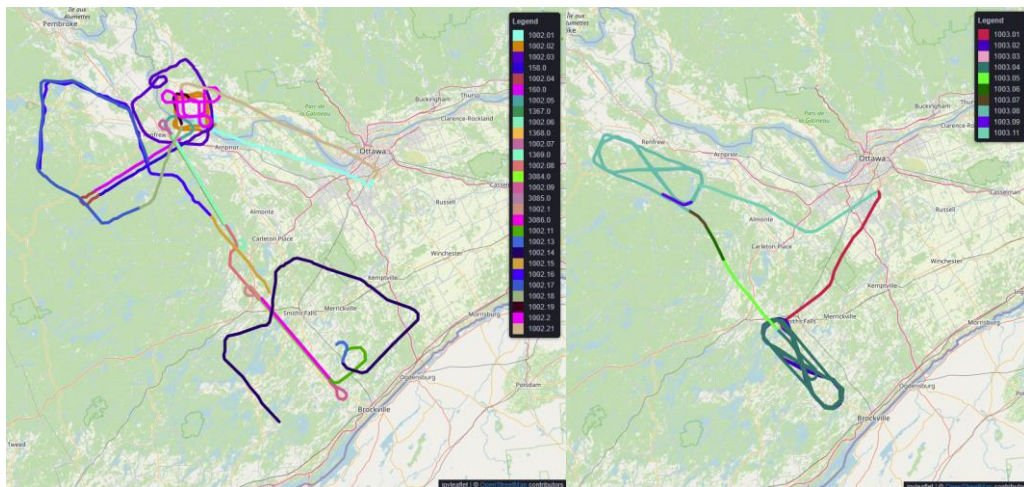


Figure 1 - Trajectoire 1002 (gauche) et 1003(droite).

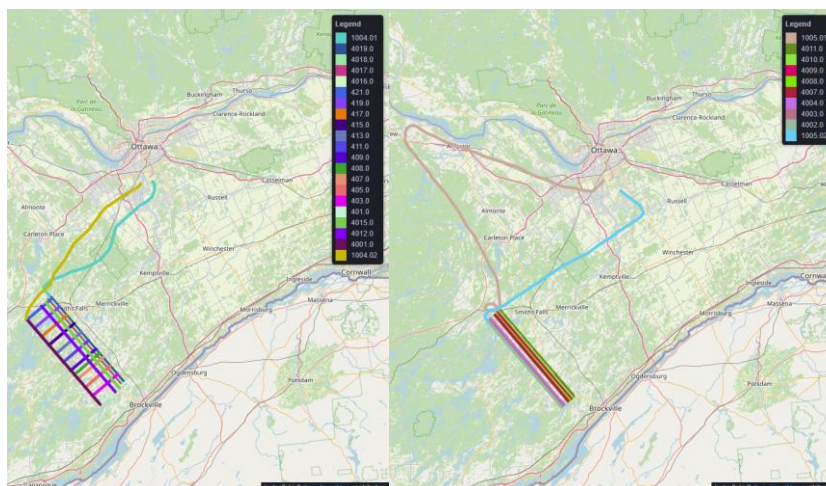


Figure 2 - Trajectoire 1004 (gauche) et 1005 (droite).

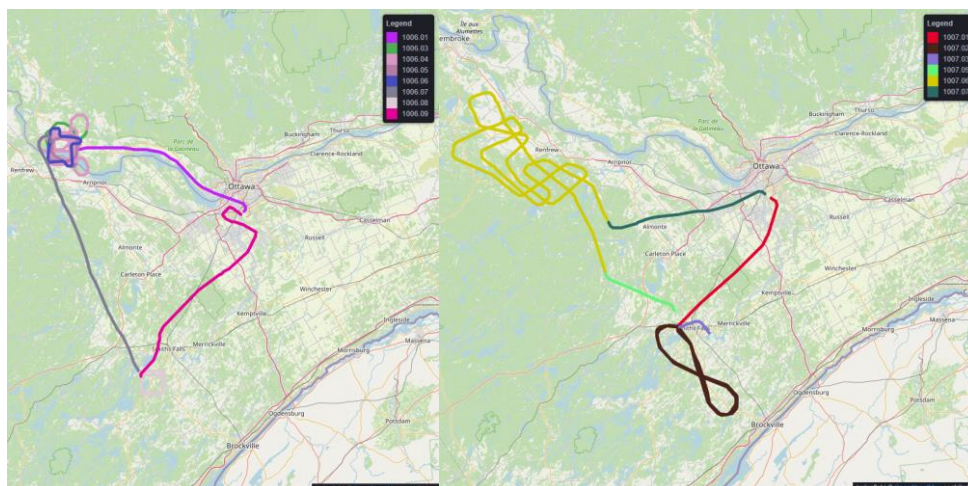
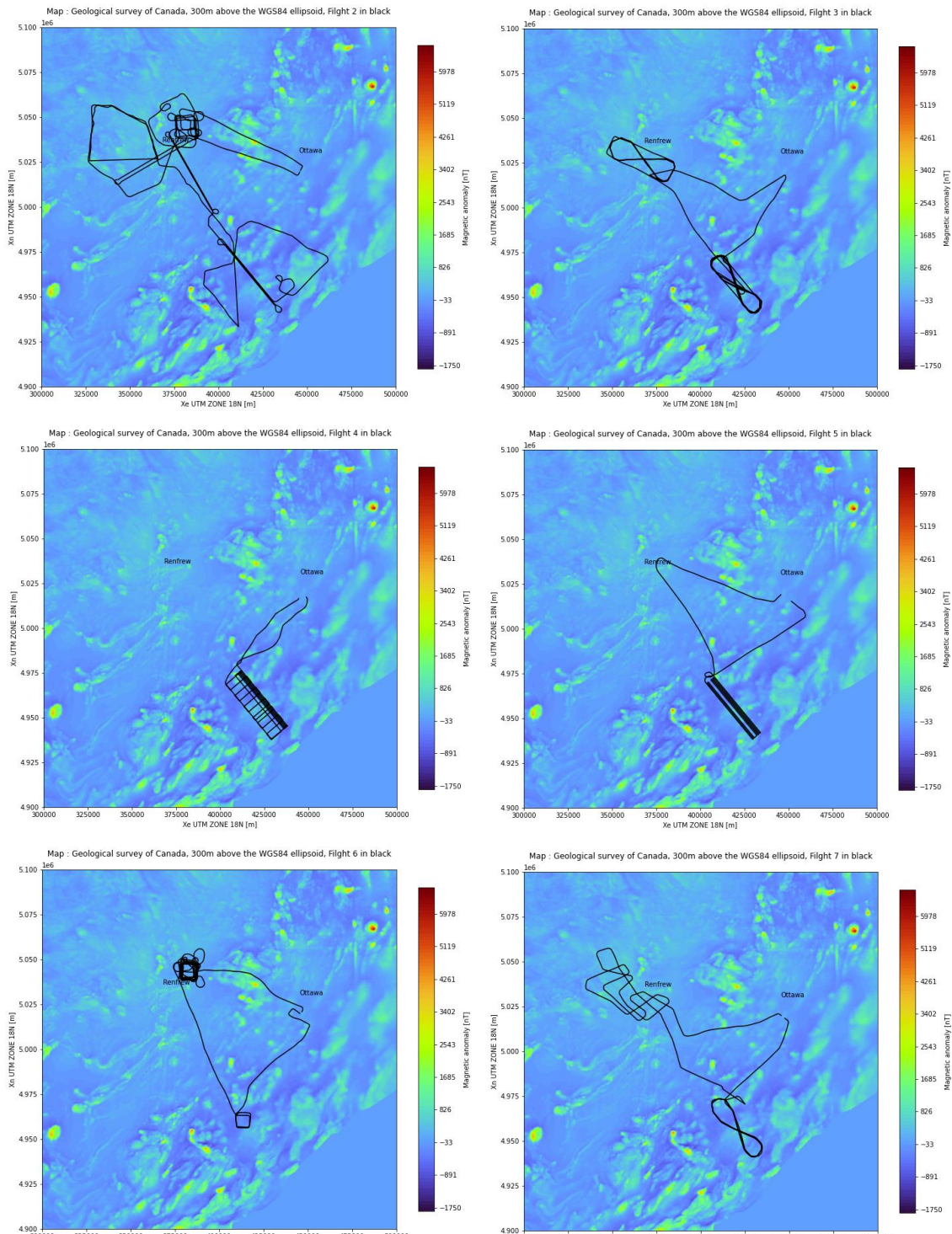


Figure 3 - Trajectoire 1006 (gauche) et 1007 (droite).

La quasi-totalité des vols ont été faits à une altitude comprise entre 800 et 400 mètres. Trois vols semblent sortir de l'ordinaire. Le vol 1004, 1005 et 1006 ne sont pas des trajectoires habituelles pour un avion. Les vols 1004 et 1005 sont en réalité des vols de mesures de cartes magnétiques ce qui explique les longues lignes proches les unes des autres. Le vol 1006 représente plusieurs manœuvres de compensations faites à plusieurs altitudes et avec des formes différentes. Il est également intéressant de noter que certaines sections de trajectoires sont coupées. Ces sections ont été enlevées par les créateurs du jeu de données soit dû à des mesures erronées soit afin de garder ces sections comme données de test pour le challenge. Le vol le plus intéressant semble le vol 1007. Il possède des trajectoires différentes et légèrement plus complexes qu'une simple ligne droite. La section 1007.04 sert de section de test pour le challenge, ce qui explique pourquoi cette section n'est pas disponible.



Il peut également être intéressant de visualiser une carte d'anomalies magnétiques de la zone. Cela permettra de voir si la zone est soumise à de fortes variations du champ crustal. La carte d'anomalies magnétiques du Canada, disponible en ligne, permet d'obtenir les graphiques suivants :



De façon générale les différents vols semblent se trouver dans des zones avec assez peu de variations du champ crustal. Il est également possible de vérifier que les manœuvres de

compensation dans le vol 1002 se trouvent bien au-dessus d'une zone où il y a très peu de variations magnétiques.

---

### **3-3. Pré-sélection des données**

---

Le jeu de données possède 92 variables différentes. Il semble donc intéressant d'effectuer une première sélection des variables avant d'entraîner nos modèles. Cela rendra les entraînements plus rapides et limitera le bruit que peuvent apporter certaines variables.

---

#### ***3-3.1. Méthodes de corrélation***

---

Il est possible de trouver des relations entre les données grâce à la corrélation de Spearman et la corrélation de Pearson. La corrélation de Pearson a pour but de trouver des relations linéaires entre les données et la corrélation de Spearman a elle pour but de trouver des relations monotones. Même si ce sont des relations assez simples, cela permet de faire une première sélection de variables ayant des relations fortes entre elles. En appliquant ces deux corrélations entre le jeu de données complet et le magnétomètre 1, qui représente la vérité terrain, de façon indépendante pour chaque échantillon temporel :

	Pearson	Spearman	
UNCOMP5	0.958	0.958	UNCOMP5
TL_comp_mag5_sqcl	0.881	0.872	TL_comp_mag5_sqcl
TL_comp_mag5_cl	0.881	0.871	TL_comp_mag5_cl
TL_comp_mag5_sq	0.880	0.871	TL_comp_mag5_sq
TL_comp_mag4_cl	0.766	0.795	TL_comp_mag4_cl
TL_comp_mag4_sqcl	0.765	0.794	TL_comp_mag4_sqcl
TL_comp_mag4_sq	0.765	0.794	TL_comp_mag4_sq
UNCOMP4	0.762	0.785	UNCOMP4
TL_comp_mag3_sq	0.745	0.782	TL_comp_mag3_sq
TL_comp_mag3_sqcl	0.743	0.778	TL_comp_mag3_sqcl
TL_comp_mag3_cl	0.736	0.773	TL_comp_mag3_cl
UTM_Y	0.712	0.697	UTM_Y
LAT	0.710	0.697	INS_LAT
INS_LAT	0.710	0.697	LAT
LONG	0.685	0.638	FLUXB_TOT
INS_LON	0.685	0.600	LONG
INS_WANDER	0.684	0.600	FLUXD_TOT
UTM_X	0.682	0.600	INS_LON
FLUXB_TOT	0.646	0.599	INS_WANDER
DEM	0.561	0.598	UTM_X
TOPO	0.555	0.589	DIURNAL
DIURNAL	0.550	0.556	V_BAT1
FLUXD_TOT	0.510	0.529	DEM
V_BAT1	0.500	0.508	TOPO
DRAPE	0.452	0.489	UNCOMP3
UNCOMP3	0.450	0.459	RADAR
OGS_HGT	0.435	0.439	DRAPE
CUR_TANK	0.373	0.417	OGS_HGT
RADAR	0.365	0.377	FLUXC_TOT
FLUXC_TOT	0.364	0.360	UNCOMP2
TOT_P	0.313	0.328	BARO
STATIC_P	0.305	0.328	STATIC_P
BARO	0.304	0.307	CUR_TANK
UTM_Z	0.297	0.294	FLUXD_X
MSL_Z	0.296	0.285	TOT_P
INS_HGT	0.296	0.263	UTM_Z
FLUXD_X	0.226	0.259	INS_HGT
UNCOMP2	0.205	0.256	FLUXC_X
FLUXC_X	0.203	0.253	MSL_Z
TL_comp_mag2_cl	0.155	0.235	CUR_COM1
FLUXB_X	0.153	0.193	V_BACKp
V_BACKn	0.151	0.189	V_BACKn
V_BACKp	0.149	0.184	LONG_ACC
TL_comp_mag2_sqcl	0.143	0.181	CUR_FLAP
TL_comp_mag2_sq	0.138	0.180	FLUXB_X
INS_VEL_W	0.135	0.164	INS_VEL_W

Figure 5 - Corrélation entre le magnétomètre 1 non compensé et le jeu de données.

Seulement une partie des données est affichée sur ce graphique pour des raisons de lisibilité. Le magnétomètre 5 et 4 sont les magnétomètres les plus corrélés avec le magnétomètre 1 pour les deux méthodes de corrélation. En corrélant le magnétomètre 5 avec toutes les variables ne représentant pas des mesures magnétiques, il sera possible de voir les variables ayant un impact sur la mesure du champ magnétique à l'intérieur de l'avion :

	Pearson	Spearman	
V_BAT1	0.557	0.608	V_BAT1
DEM	0.554	0.531	DEM
TOPO	0.543	0.502	TOPO
DRAPE	0.432	0.413	DRAPE
RADAR	0.303	0.409	RADAR
CUR_TANK	0.289	0.327	CUR_FLAP
TOT_P	0.257	0.310	CUR_COM1
STATIC_P	0.241	0.264	BARO
BARO	0.240	0.264	STATIC_P
INS_VEL_N	0.231	0.260	LONG_ACC
PITCH	0.194	0.235	PITCH
LONG_ACC	0.192	0.232	TOT_P
V_BAT2	0.188	0.193	V_BAT2
V_ACPWR	0.139	0.163	INS_VEL_N
CUR_ACLo	0.137	0.162	CUR_TANK
PITOT_P	0.136	0.162	V_BACKp
CUR_COM1	0.134	0.156	V_BACKn
V_OUTPWR	0.129	0.152	CUR_ACLo
TRUE_AS	0.127	0.143	CUR_STRB
V_BACKn	0.113	0.138	V_ACPWR
V_BACKp	0.109	0.129	V_OUTPWR
INS_ACC_X	0.102	0.126	PITOT_P
V_ACCp	0.101	0.118	TRUE_AS
CUR_AChi	0.093	0.090	INS_VEL_W
V_CABT	0.083	0.088	LAT_ACC
LAT_ACC	0.081	0.083	V_CABT
CUR_FLAP	0.062	0.074	V_ACCp
CUR_STRB	0.062	0.072	INS_ACC_X
V_GYRO1	0.059	0.072	AZIMUTH

Figure 6 - Corrélation entre le magnétomètre 5 sans compensation et des données non magnétiques du jeu de données

Seulement une partie des données est affichée sur ce graphique pour des raisons de lisibilité. Pour les deux méthodes de corrélation, la variable V\_BAT1 correspondant à la batterie numéro une de l'avion proche du cockpit semble avoir une forte corrélation avec le magnétomètre 5. Il est intéressant de noter que les variables liées à l'altitude sont corrélées avec le magnétomètre (TOPO, DRAPE, RADAR, TOT\_P), dû au fait que l'augmentation d'altitude agit comme un filtre passe bas sur nos mesures.

Avec seulement ces deux méthodes de corrélation, il semble déjà intéressant d'utiliser les magnétomètres 4 et 5 ainsi que la variable V\_BAT1 comme données d'entraînement pour le modèle.

### 3-3.2. Information mutuelle

Passons maintenant à une autre méthode capable de détecter des relations plus complexes, l'information mutuelle. L'information mutuelle est une méthode capable de mesurer la dépendance entre 2 variables. Elle se base sur la théorie de l'information et quantifie la quantité d'informations apportées sur une variable en observant une autre variable [w1]. En appliquant

cette méthode entre le magnétomètre 1 et le jeu de données complet pour chaque échantillon de façon indépendante, cela donne le graphique suivant :

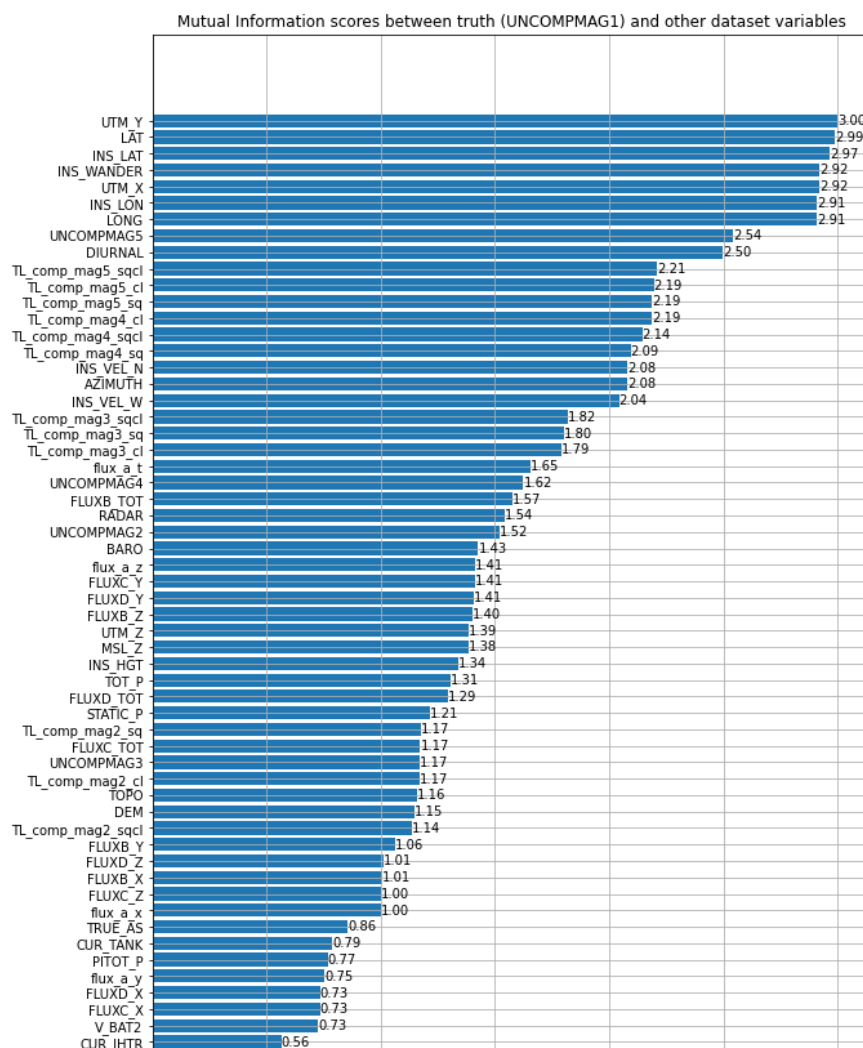


Figure 7 - Information mutuelle entre le jeu de données et le magnétomètre 1 non compensé.

Seulement une partie des données est affichée sur ce graphique pour des raisons de lisibilité. Les variables les plus intéressantes ont une information mutuelle supérieure à 1. Comme précédemment, le magnétomètre 5 est le magnétomètre le plus corrélé avec la vérité terrain qui est le magnétomètre 1. Réutilisons donc le magnétomètre 5 pour calculer l'information mutuelle avec les données non magnétiques du jeu de données :



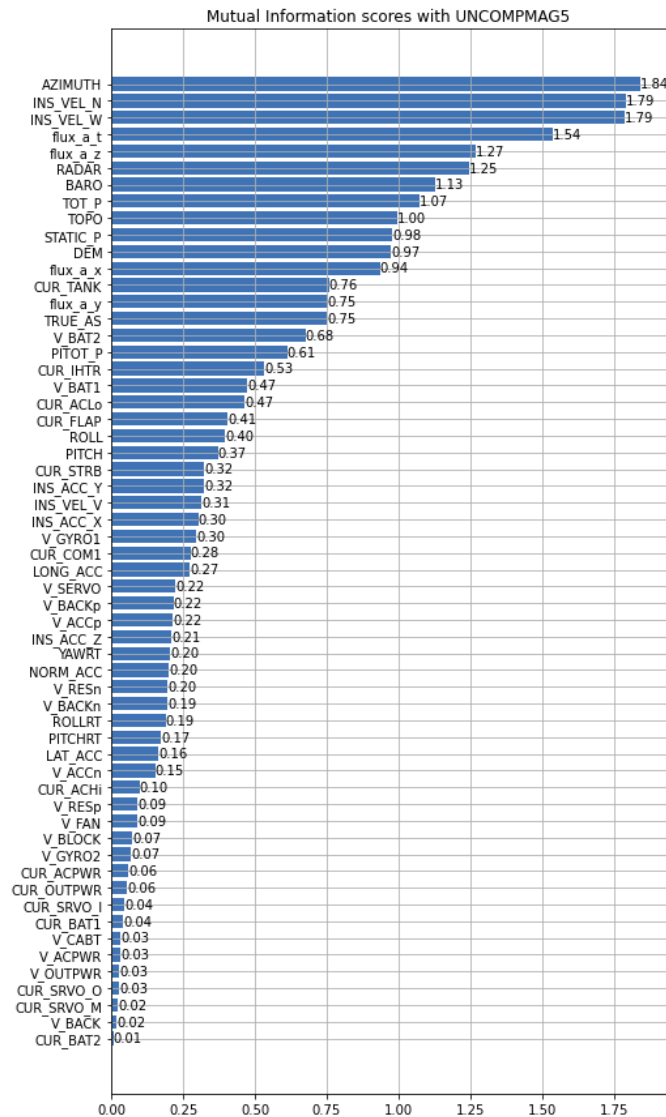


Figure 8 - Information mutuelle entre les données non magnétique et le magnétomètre 5 non compensé.

On peut voir sur le graphique que les variables liées à l'orientation et la vitesse de l'avion semblent partager de l'information avec la mesure magnétique du magnétomètre 5. C'est également le cas pour les variables liées à l'altitude. Les variables « flux\_a » ne sont pas prises en compte car elles correspondent au magnétomètre vectoriel A qui n'est disponible que pour les vols 1006 et 1007. Ce magnétomètre ne peut être considéré comme une variable d'entraînement pour notre modèle. Certaines variables électriques semblent également avoir un impact comme « CUR\_TANK ». Pour rappel une description de toutes les variables du jeu de données est disponible en [annexe B](#).

### 3-3.3. XGBoost

XGBoost est un algorithme d'apprentissage automatique à base d'arbres de décisions. Ce modèle va donc être entraîné sur notre jeu de données et cela permet de voir quelles variables ont eu le plus d'impact pour la prédiction du modèle. Même si la prédiction du modèle n'est pas très bonne, cela permet d'avoir un retour sur les variables intéressantes pour la prédiction ainsi que de comparer les résultats avec les méthodes précédentes et voir s'ils semblent faire ressortir la même tendance. Voici donc le graphique d'importance des variables pour le modèle :

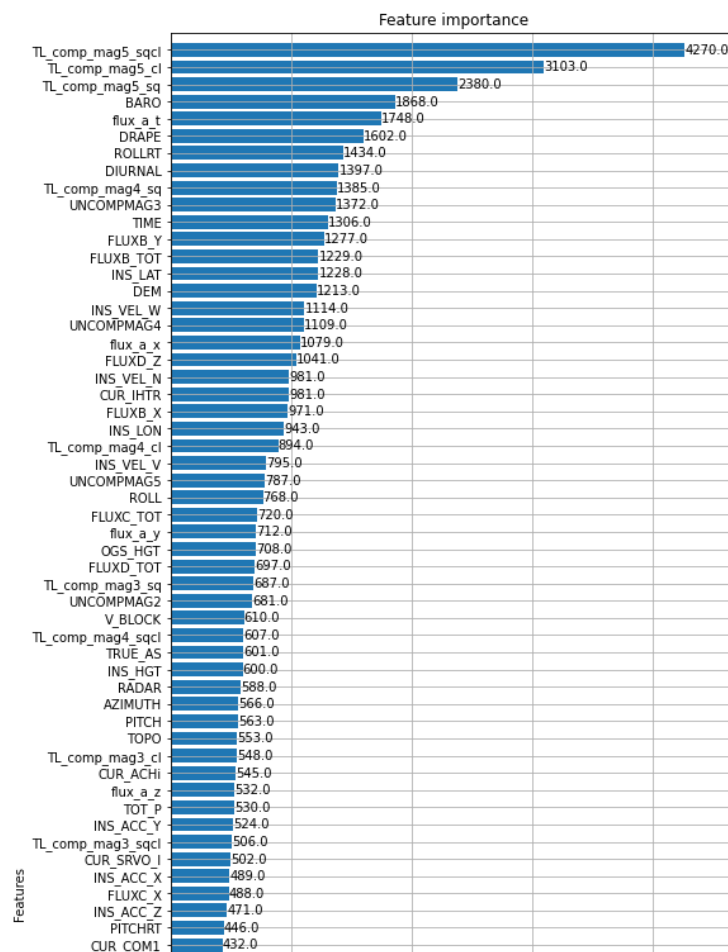


Figure 9 - Importance des variables selon XGBoost.

Seulement une partie des données est affichée sur ce graphique pour des raisons de lisibilité. Le modèle a été entraîné à prédire l'anomalie magnétique (la variable IGRFMAG1) à un temps  $t$  à partir des mesures du jeu de données au temps  $t$ . Ces mesures comprennent également les magnétomètres compensés par TL et corrigés par le modèle IGRF et les effets diurnaux. Comme pour les méthodes précédentes, le magnétomètre 5 est la variable la plus utile pour la prédiction du modèle. Les variables liées à la vitesse de l'avion ressortent également. Une

variable électrique semble également avoir de l'impact, CUR\_IHTR. Les variables intéressantes se rapprochent fortement de celles trouvées avec les méthodes précédentes.

---

### ***3-3.4. Nouvelle représentation des données***

---

Il est également possible de modifier les données du jeu de données pour essayer d'obtenir plus d'informations. Pour cela les mesures des magnétomètres vont être modifiées afin d'obtenir le résidu entre les magnétomètres à l'intérieur de l'avion et le magnétomètre à l'extérieur. Voici la transformation utilisée :

$$residu = Mag\ N - Mag\ 1 \quad (3.1)$$

Où *Mag N* est l'un des 4 magnétomètres non compensés à l'intérieur de l'avion et *Mag 1* est le magnétomètre 1 non compensé sur la perche à l'arrière de l'avion. Le même procédé sera appliqué pour les magnétomètres à l'intérieur de l'avion compensé et le magnétomètre à l'arrière de l'avion compensé. Les méthodes de corrélation de Pearson et Spearman seront ensuite appliquées, à chaque échantillon temporel, entre ce résidu et les variables non magnétiques du jeu de données. Les variables liées à la position sont également exclues. Ces modifications donnent le graphique suivant :

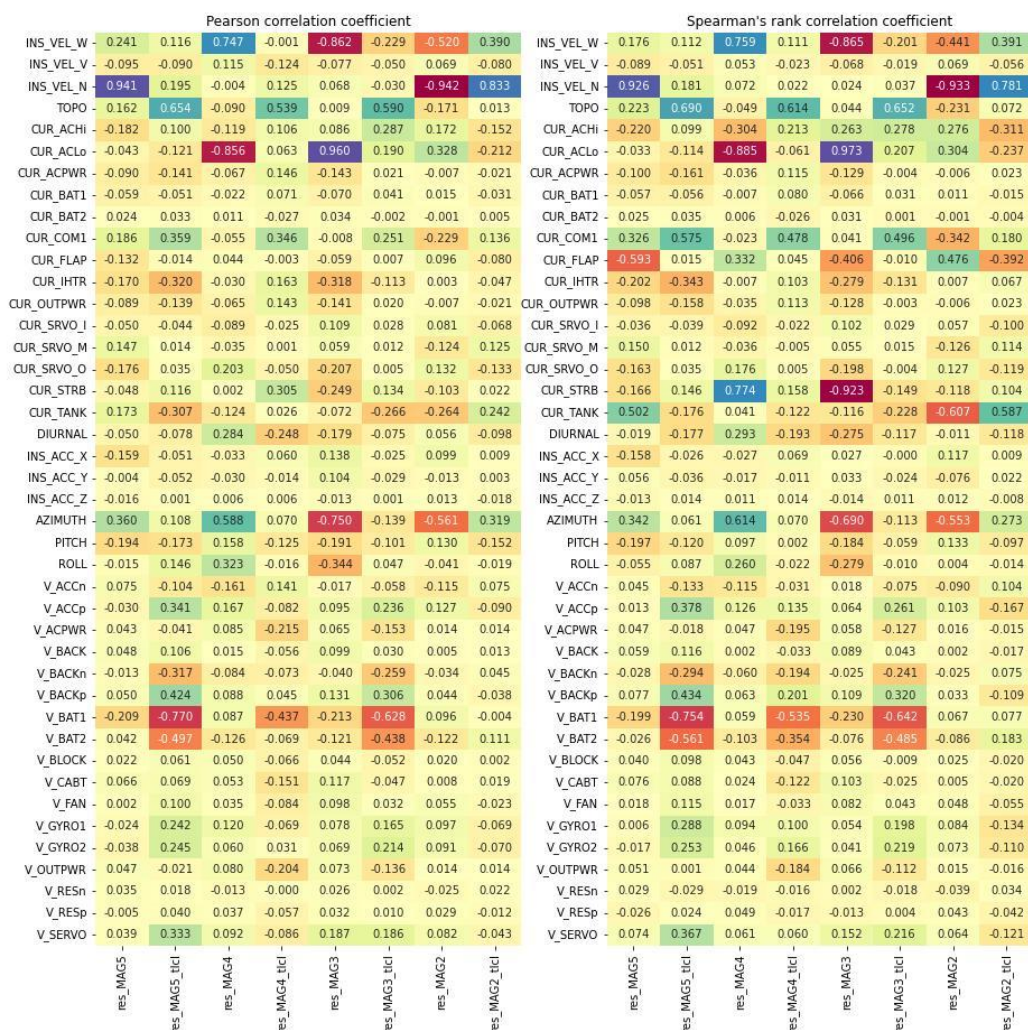


Figure 10 - Corrélation entre les données non magnétiques et le résidu des magnétomètres.

Une des premières choses intéressantes que l'on remarque c'est que les résidus des magnétomètres compensés et non compensés ne font pas ressortir les mêmes variables. Les variables électriques V\_BAT1, V\_BAT2, CUR\_ACLo et CUR\_FLAP semblent être fortement corrélées avec ce résidu. Les vitesses calculées par l'INS semblent également avoir un fort impact.

### 3-3.5. Données sélectionnées pour les modèles

Après avoir utilisé différentes méthodes afin de mettre en avant des relations entre les données, voici la liste des données retenues pour l'entraînement des modèles :

- Magnétomètres 4 et 5 – ce sont les deux magnétomètres partageant le plus d'informations avec le magnétomètre 1.
- Les vitesses calculées par l'INS – dans plusieurs méthodes, les vitesses calculées par l'INS partagent de l'information avec la mesure du champ magnétique.
- L'altitude – l'altitude agit fortement sur la mesure magnétique et donc il semble logique de l'utiliser comme variable d'entraînement. Les mesures du baromètre seront utilisées
- Eléments électriques – plusieurs éléments électriques semblent avoir un impact sur la mesure magnétique. Les éléments retenus sont V\_BAT1 et V\_BAT2, CUR\_ACLo et CUR\_FLAP ainsi que CUR\_TANK et CUR\_IHTR.
- L'orientation de l'avion – les variables liées à l'orientation de l'avion semblent aussi intéressantes car elles apportent des informations sur les mouvements de l'avion dans le champ terrestre et l'on sait que la perturbation produite par certains éléments de l'avion dépend de l'orientation de l'avion dans le champ magnétique de la Terre.

Cette sélection de variable permet de réduire le bruit injecté dans les modèles mais également de réduire le nombre de données qu'utilise le modèle et donc de réduire le temps d'entraînement afin d'éviter le fléau de la dimension [\[w2\]](#).

---

## 4- Compensation par réseaux de neurones

---

Au vu des récents travaux sur le sujet [\[2, 10, 11, 12\]](#), les réseaux de neurones semblent être une alternative intéressante au modèle de Tolles-Lawson. Cette partie a pour but d'introduire les différents réseaux utilisés ainsi que les paramètres et la méthode d'apprentissage utilisés. Pour rappel, le but de ce travail n'est pas de trouver l'architecture la plus optimisée mais d'étudier si les architectures actuellement utilisées pour des données temporelles sont pertinentes pour ce problème.

---

### 4-1. Apprentissage automatique

---

L'apprentissage automatique également appelé *machine learning* est une méthode à base de mathématiques et statistiques permettant aux ordinateurs d'apprendre à partir de données sans

être explicitement programmés. L'apprentissage profond ou encore *deep learning* sera uniquement utilisé pour ce travail. L'apprentissage profond est une sous partie de l'apprentissage automatique utilisant des modèles à base de réseaux de neurones.

Leur force provient principalement du fait qu'ils sont capables de modéliser des effets non linéaires. Un rappel sur les différents réseaux de neurones est disponible en [annexe C](#). C'est notamment ce qui permet de différencier les réseaux de neurones et le modèle de Tolles-Lawson sur ce problème. Tolles-Lawson est une méthode insuffisante pour modéliser les effets non-linéaires qui se produisent dans un avion. Les réseaux de neurones quant à eux, sont connus pour pouvoir modéliser ces effets non-linéaires. C'est notamment grâce à des fonctions d'activations non linéaires que ces réseaux arrivent à modéliser des effets non linéaires.

Les modèles utilisés auront donc pour but de prédire la valeur du magnétomètre 1, situé au bout de la perche, à l'aide des données sélectionnées précédemment dans la partie 3.3. Comme ici la valeur du magnétomètre 1 est connue et représente notre vérité terrain, le problème est supervisé.

---

#### **4-2. Modèles utilisés**

---

Au total 5 modèles différents ont été utilisés. Dans un premier temps des MLP ont été testés puis dans un second temps, des réseaux plus adaptés aux séries temporelles comme un CNN utilisant des couches convolutionnelles 1D. Puis finalement les RNN ont également été testés, plus particulièrement les LSTM. La plupart des architectures choisies proviennent d'essais faits de manière itérative. Il y a également eu quelques recherches d'hyperparamètres faites par Optuna (bibliothèque python d'optimisation de paramètres), cependant il y a encore de nombreux moyens de les améliorer. De façon générale des modèles avec peu de paramètres semblent être les plus efficaces, ils généralisent mieux. Des gros modèles avec beaucoup de paramètres obtiennent de meilleures performances sur les données d'entraînement mais ils surapprennent sur ces données et donc sont beaucoup moins performants sur les données de test. Voici l'architecture retenue pour chacun des modèles :

- MLP – un réseau avec 2 couches de 16 et 4 neurones.
- CNN – un réseau contenant 2 couches convolutionnelles avec des filtres de taille 16 et 32
- RNN – un réseau type LSTM avec 2 cellules LSTM



Pour avoir plus de détails sur les paramètres des modèles, se référer au dossier « src/models » du [GitHub](#). Ces modèles permettront donc de tester différentes architectures classiques pour du traitement de séries temporelles. Chaque modèle a pour but de chercher des informations dans les données à des endroits différents. C'est ce que l'on appelle le biais inductif [13]. Voici un tableau récapitulatif ayant pour but de montrer les grandes différences entre les modèles :

Tableau 4.1 : Différences majeures entre les différents modèles.

Type de couche	Structure des données	Type de Relations entre les données	Invariance du réseau
Neurones entièrement connectés	Unitaire	Toutes	-
Convolutionnelle	Grille	Locales	Invariance spatiale
Récurrente	Pas de temps	Séquentielles	Invariance au temps

Les CNN ont donc tendance à chercher des relations locales entre les données alors que les RNN eux cherchent plutôt des relations séquentielles. Les MLP eux supposent que toutes les données sont liées, mais cela entraîne une explosion combinatoire plus rapide.

### 4-3. Prétraitement des données

Avant d'utiliser les données pour entraîner les modèles, il y a quelques étapes de prétraitement réalisables. Les données brutes peuvent être utilisées pour entraîner les modèles, mais il est également possible d'essayer d'améliorer les performances avec des prétraitements de nos données. Les prétraitements suivants ont été utilisés :

- Compensation de TL – application de la compensation de TL sur nos magnétomètres pour retirer les effets magnétiques connus de l'avion.
- Correction IGRF – en appliquant le modèle IGRF, cela permet d'enlever les variations dues au champ du noyau de la Terre laissant uniquement le champ crustal et le champ de perturbation de l'avion. Dans un cas temps réel, comme le champ du

noyau terrestre varie peu par rapport à la position, la latitude et longitude calculées par l'INS suffisent pour pouvoir appliquer le modèle IGRF.

- Correction des effets diurnaux – ces effets ajoutent du bruit dans nos mesures ce qui ajoute de l'erreur avec la mesure réelle du champ crustal.

Ces corrections proviennent de connaissances physiques du sujet. Elles permettent de retirer ce que l'on sait déjà modéliser. Un autre type de prétraitement ayant pour but d'accélérer la descente du gradient mais également de réduire les biais lors de l'entraînement peut être appliqué :

- Mise à l'échelle des données – en mettant à l'échelle les données (via standardisation ou normalisation) cela permet de faire en sorte qu'elles aient toutes la même importance pour le modèle. Dans le cas où les ordres de grandeurs entre différentes données sont trop grands, le modèle a tendance à négliger les données avec des petits ordres de grandeurs.

A travers les différents essais de paramètres, il est ressorti que les modèles apprennent mieux avec toutes les corrections possibles (compensation de TL, correction IGRF et des effets diurnaux) ainsi qu'une standardisation des données. Ces paramètres ont donc été gardés.

---

#### **4-4. Entraînement et paramètres des modèles**

---

Tous les modèles ont été entraînés sur un Lenovo ThinkStation P340 avec un CPU Intel I5-10400@2.90GHz, un GPU Nvidia GeForce GTX 1660 Ti ainsi que 32 Gb de RAM.

Pour entraîner et valider les modèles testés, il faut partager nos données en un set d'entraînement et un set de test. Cependant il faut prendre des précautions sur la façon dont les données sont séparées. Dans un même vol l'avion peut repasser plusieurs fois à la même position. Cela pourrait entraîner une potentielle fuite des données d'entraînement dans les données de test ce qui n'est pas souhaitable. Il ne faut donc pas mettre dans les données de test des données d'entraînement passant à la même position. C'est principalement le cas pour le vol 1003 où deux sections en forme de huit se superposent. Le modèle risque donc de s'appuyer sur des caractéristiques non pertinentes dans les données pour ce vol ce qui entrainera une bonne performance sur ce jeu de test, mais rien n'assure que cela aura généralisé aux autres vols. Le



meilleur moyen d'éviter cela est de prendre un vol entier comme données de test pour les modèles. Cela évite de mettre des données déjà vues à l'entraînement dans les données de test mais également que les trajectoires sont différentes.

Pour éviter la fuite de données d'entraînement dans le jeu de test, tous les modèles ont été testés sur deux vols différents de la manière suivante :

- Entraînement 1 – vol 1002, 1003, 1004 et 1006 pour l'entraînement et vol 1007 pour le test.
- Entraînement 2 – vol 1002, 1004, 1006 et 1007 pour l'entraînement et le vol 1003 pour le test.

Ce découpage permet de vérifier que le modèle a de bonnes performances sur des données qu'il n'a jamais vues en entraînement mais également qu'il est capable d'obtenir de bonnes performances sur différents vols. Les vols 1003 et 1007 sont les vols ayant des trajectoires les plus représentatives de vols réels d'avion. Le vol 1005 a pas été gardé afin de ne pas introduire trop de données correspondant à des campagnes de mesures, ce qui ne ressemble pas du tout à des données d'un vol classique.

Pour ce qui est des paramètres d'entraînement, voici un tableau récapitulatif pour les différents modèles. Ces paramètres proviennent d'explorations itératives, ce sont les hyperparamètres retenus pour l'entraînement des modèles :

Tableau 4.2 : Paramètres d'entraînement pour chaque modèle.

Modèle	Nombre d'époques	Régularisation des poids	Taille des batchs	Taux d'apprentissage initial	Taille d'une séquence
MLP	25	$1e - 2$	256	$1e - 3$	5 pas de temps
CNN	25	$0.5e - 2$	256	$1e - 3$	80 pas de temps
LSTM	35	$0.5e - 3$	256	$1e - 3$	80 pas de temps

La Régularisation permet de restreindre les poids afin d'éviter que le modèle apprenne à reconstruire uniquement les données d'entraînement. Cela permet de faire en sorte que le modèle apprenne des fonctions plus généralistes et donc une meilleure performance sur les données de test. Cependant une régularisation trop forte entraîne le modèle à ne plus rien

apprendre. Les nombres d'époques choisis correspondent au moment où les modèles ont arrêté d'apprendre et avant que le modèle surapprenne. Cette méthode est appelée *early stopping* et permet d'éviter le surapprentissage. L'impact de la taille des batchs est assez minime ici, des valeurs entre 32 et 256 obtiennent des résultats similaires.

Comme nos données correspondent à des séries temporelles, elles seront injectées dans le modèle sous forme de séquences :

$$\text{séquence} = \begin{bmatrix} V_{10} & \dots & V_{1k} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ V_{n0} & \dots & V_{nk} \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

Avec  $V_{nk}$  la variable  $n$  au pas de temps  $k$ . Le nombre de variables correspond aux données sélectionnées précédemment dans la partie 3.3. Pour ce qui est de la longueur de la séquence, elle correspond au nombre de pas de temps injectés dans le modèle. Par exemple si notre séquence fait une longueur de 80, cela veut dire que l'on injecte 80 pas de mesures pour chaque variable dans le modèle. Pour ce qui est de la mesure du champ magnétique de référence (la vérité), elle correspondra au dernier pas de temps de la séquence :

$$\text{vérité} = \text{Mag}1_k \quad (4.2)$$

Ce qui veut dire qu'une séquence finissant au pas de temps  $k$  permet de prédire la valeur du magnétomètre 1 au pas de temps  $k$ . Pour ce qui est de la taille d'une séquence, une taille comprise entre 80 et 160 pas de temps semble donner de bons résultats.

Pour l'ensemble des modèles, la fonction de coût utilisé pour l'entraînement est l'erreur quadratique moyenne (*mean squared error*) :

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (4.3)$$

Ainsi les prédictions du modèle  $\hat{Y}$  sont comparées avec  $Y$  les vraies valeurs du champ magnétique provenant du magnétomètre 1.

Le taux d'apprentissage utilisé,  $Lr$ , suit le schéma suivant :

$$Lr = Lr_{\text{Époque}-1} \times 0.90^{\text{Époque}}$$

(4.4)

Ce qui veut dire que le taux d'apprentissage décroît avec le nombre d'époques :

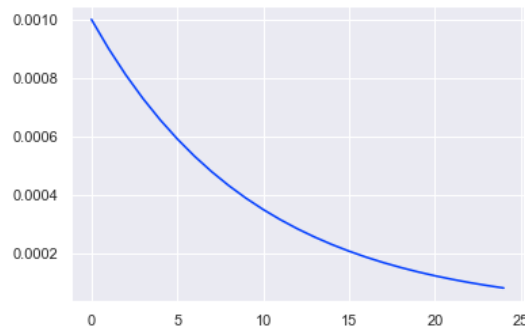


Figure 11 - Évolution du taux d'apprentissage.

Cela permet d'éviter de faire des pas de mises à jour trop grands vers la fin de l'entraînement et donc de mieux converger vers des paramètres optimaux pour le modèle.

## 5- Résultats

Dans un premier temps, la méthode de Tolles-Lawson sera appliquée aux données afin de servir de base de comparaison. Les différents modèles seront ensuite comparés entre eux puis à la compensation de Tolles-Lawson.

### 5-1. Application de Tolles-Lawson sur nos données

On va maintenant appliquer cette méthode de compensation sur notre jeu de données. L'entièreté du code utilisé est disponible en ligne et accessible à tous via le lien suivant : <https://github.com/Naaty/MagNav>. Seul les résultats de la compensation pour le vol 1007, qui est censé représenter une trajectoire légèrement complexe, sont utilisés afin de choisir la manœuvre de compensation ainsi que le paramètre de régularisation.

Pour pouvoir effectuer une compensation de Tolles-Lawson, il faut également un vol effectuant les manœuvres de compensation. Nous allons donc utiliser les sections 1002.02 et 1002.20 :

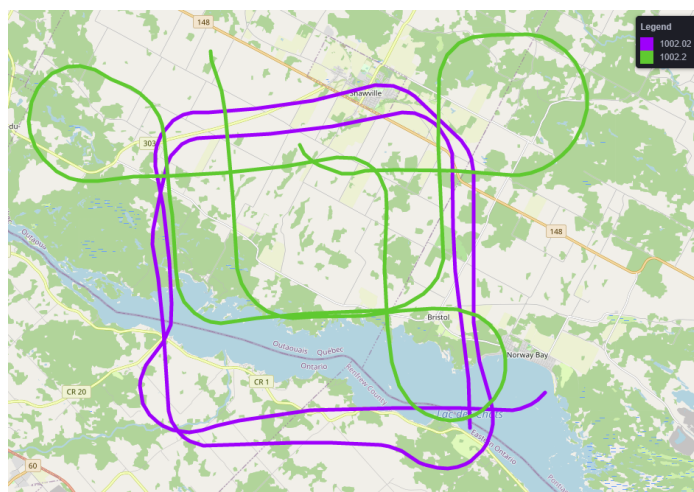


Figure 12 - Manœuvres de compensation 1002.02 (violette) et 1002.20 (verte).

On peut voir que la section 1002.02 est une manœuvre ayant la forme d'un carré et la section 1002.20 une manœuvre ayant la forme d'un trèfle. Le vol 1006 comporte également des manœuvres de compensation mais elles n'ont pas été prises en compte car les vols 1006 et 1007 ont été ajoutés plus tard au jeu de données. Ces deux manœuvres vont nous servir de base pour effectuer la compensation de Tolles-Lawson sur tous les vols. Une manœuvre expérimentale a été également étudiée, elle consiste tout simplement à utiliser une fusion des deux sections comme manœuvre de compensation pour Tolles-Lawson. Un filtre passe bande de Butterworth d'ordre 4, avec une première fréquence de coupure à 0.1 Hz et une seconde fréquence de coupure à 0.9 Hz, sera utilisé pour toutes les compensations. Pour comparer les différents magnétomètres, la racine de l'erreur quadratique moyenne soit la *RMSE* est utilisée sur un vol complet. Voici donc les résultats de la compensation sur le vol 1007. La donnée COMPMAG1 (compensation du magnétomètre 1 effectuée par SGL) du jeu de données sert comme compensation de référence :

Tableau 5.1 : Comparaison des manœuvres de compensation, paramètre de régularisation=0.

Magnétomètre	RMSE [nT]		
	Manœuvre trèfle (1002.20)	Manœuvre carrée (1002.02)	Manœuvre fusionnée (1002.02+1002.20)
Mag 1	0.65	0.46	156.29
Mag 2	23540.45	17778.74	17318.59
Mag 3	133.40	163.19	172.95
Mag 4	146.01	178.35	141.58

Mag 5	43.29	46.15	133.28
-------	-------	-------	--------

Le tableau 5.1 montre clairement la différence entre les différents magnétomètres. Le magnétomètre 5 (situé le plus à l'arrière de l'avion) obtient clairement de meilleures performances que les autres. Il se rapproche fortement de la vérité, soit le magnétomètre 1. Le tableau 5.1 montre d'ailleurs que pour le magnétomètre 1, les erreurs sont inférieures au nT ce qui confirme que la compensation effectuée est très proche de celle de SGL. En revanche pour la manœuvre fusionnée les performances sont très mauvaises. L'erreur devrait être similaire aux autres manœuvres pour le magnétomètre 1. Le magnétomètre 2 quant à lui semble totalement inutilisable. La figure 13 montre également un graphique représentant tous les magnétomètres pour une manœuvre carrée :

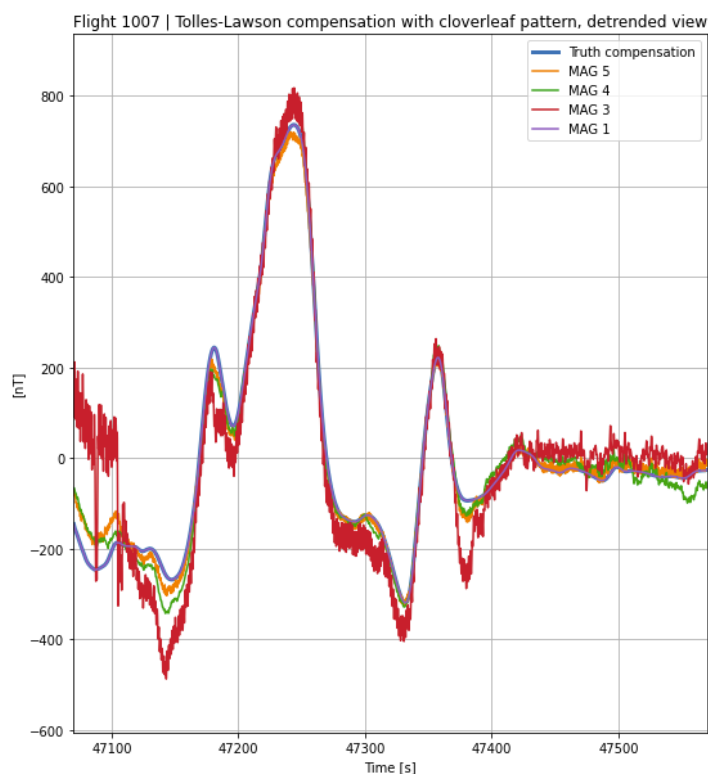


Figure 13 - Comparaison des magnétomètres pour une compensation de Tolles-Lawson avec une manœuvre carrée et un paramètre de régularisation=0

La figure 13 montre que le magnétomètre 5 (orange) est le plus proche de la vérité sur ce segment. Le magnétomètre 4 (vert) est lui aussi assez proche de la vérité sur ce segment. Le magnétomètre 3 (rouge) est beaucoup plus bruité ici. Le magnétomètre 2 n'est pas affiché au vu de sa faible performance.

Le meilleur magnétomètre obtient une performance environnant les 40-45 nT. C'est une performance correcte pour un magnétomètre placé à l'intérieur de l'avion mais insuffisante

pour pouvoir faire de la navigation magnétique approchant la dizaine de mètres. Voyons si les performances changent pour des paramètres de régularisation  $\lambda$  différents de 0 dans la méthode de Tolles-Lawson :

Tableau 5.2 : Comparaison des manœuvres de compensation, paramètre de régularisation=0,00025.

Magnétomètre	RMSE [nT]		
	Manœuvre trèfle (1002.20)	Manœuvre carrée (1002.02)	Manœuvre fusionnée (1002.02+1002.20)
Mag 1	0.19	0.22	32.39
Mag 2	17060.09	10611.39	14086.37
Mag 3	100.61	98.98	105.87
Mag 4	134.59	137.47	130.10
Mag 5	51.46	51.45	34.93

Tableau 5.3 : Comparaison des manœuvres de compensation, paramètre de régularisation=0,0025.

Magnétomètre	RMSE [nT]		
	Manœuvre trèfle (1002.20)	Manœuvre carrée (1002.02)	Manœuvre fusionnée (1002.02+1002.20)
Mag 1	0.18	0.22	4.72
Mag 2	17170.91	10685.24	13869.15
Mag 3	100.00	98.53	99.03
Mag 4	134.69	137.62	134.76
Mag 5	51.19	51.37	47.63

Tableau 5.4 : Comparaison des manœuvres de compensation, paramètre de régularisation=0,025.

Magnétomètre	RMSE [nT]		
	Manœuvre trèfle (1002.20)	Manœuvre carrée (1002.02)	Manœuvre fusionnée (1002.02+1002.20)
Mag 1	0.17	0.21	1.87

Mag 2	18171.89	11486.59	14532.58
Mag 3	100.21	99.08	98.53
Mag 4	134.86	138.21	135.96
Mag 5	51.08	51.75	50.17

Tableau 5.5 : Comparaison des manœuvres de compensation, paramètre de régularisation=0,25.

Magnétomètre	RMSE [nT]		
	Manœuvre trèfle (1002.20)	Manœuvre carrée (1002.02)	Manœuvre fusionnée (1002.02+1002.20)
Mag 1	0.17	0.19	1.50
Mag 2	17476.41	11183	14882.53
Mag 3	114.50	110.80	107.79
Mag 4	134.55	138.38	136.36
Mag 5	50.37	51.24	50.50

On peut voir à travers ces différents tableaux que le paramètre de régularisation permet d'améliorer les performances surtout pour la manœuvre fusionnée où le magnétomètre 1 se rapproche fortement de la vérité. Le fait d'ajouter ce paramètre améliore l'erreur pour tous les magnétomètres sauf le 5. En effet 5-6 nT d'erreurs sont ajoutées pour les manœuvres carrées et trèfles. Une valeur de 0.025 pour le paramètre de régularisation semble intéressante car c'est elle qui donne les meilleures performances pour tous les magnétomètres.

Malgré les différents paramètres, l'erreur quadratique moyenne entre le magnétomètre 1 compensé et le meilleur des magnétomètres, le numéro 5, reste élevé pour de la navigation magnétique. Une compensation ayant une erreur proche de la dizaine de nanotesla serait idéale pour avoir une erreur de position de l'ordre de la dizaine de mètres. Pour comparer la méthode de TL et une méthode à base de *deep learning*, la compensation des vols 1007 et 1003 avec un paramètre de régularisation de 0.025 et une manœuvre de compensation de type trèfle servira de base de comparaison.

## 5-2. Comparaison des modèles

Une fois les modèles entraînés avec les paramètres retenus, la performance de chacun de ces modèles va être comparée ce qui permettra de voir s'ils sont plus efficaces que la méthode actuelle de TL. Voici un tableau récapitulatif de la performance des modèles :

Tableau 5.6 : Comparaison de l'erreur de compensation des modèles utilisés.

Modèle	RMSE [nT] vol 1003	RMSE [nT] vol 1007
Tolles-Lawson	64.44	51.08
MLP	<b>32.19</b>	28.20
CNN	36.84	<b>27.37</b>
LSTM	42.14	44.29

Dans l'ensemble tous les modèles permettent d'améliorer les performances par rapport à Tolles-Lawson. Les modèles les plus intéressants sont le MLP et le CNN. Le tableau 5.6 montre une amélioration de 43% des performances par rapport à Tolles-Lawson pour le CNN sur le vol 1007. Le LSTM semble moins performant que les autres modèles mais permet tout de même d'améliorer la performance par rapport au modèle de Tolles-Lawson. Il est intéressant de tracer les prédictions des modèles pour le vol 1007 afin de voir leurs différences :

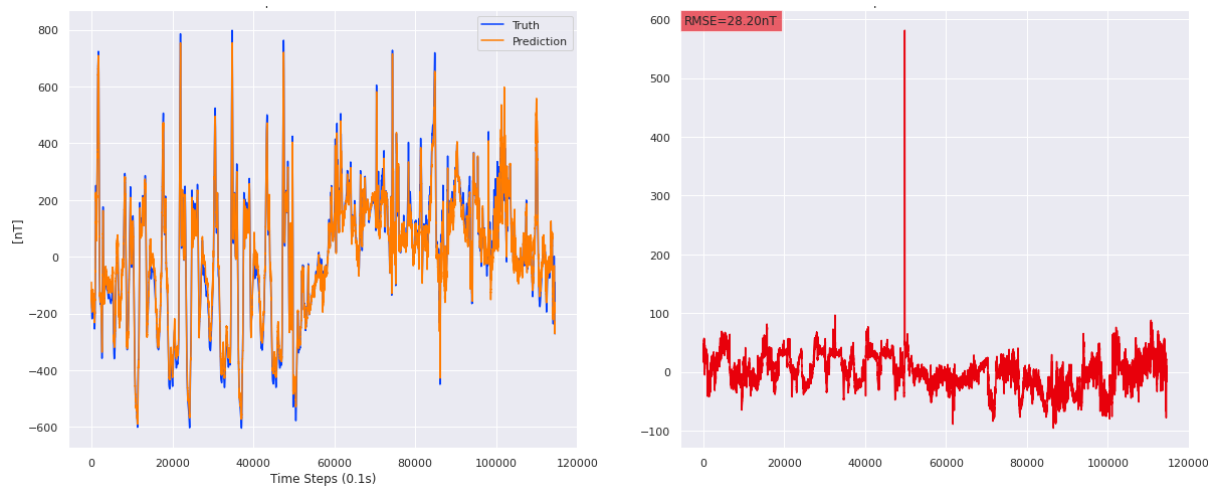


Figure 14 - Prédiction et erreur sur le vol 1007 du MLP.



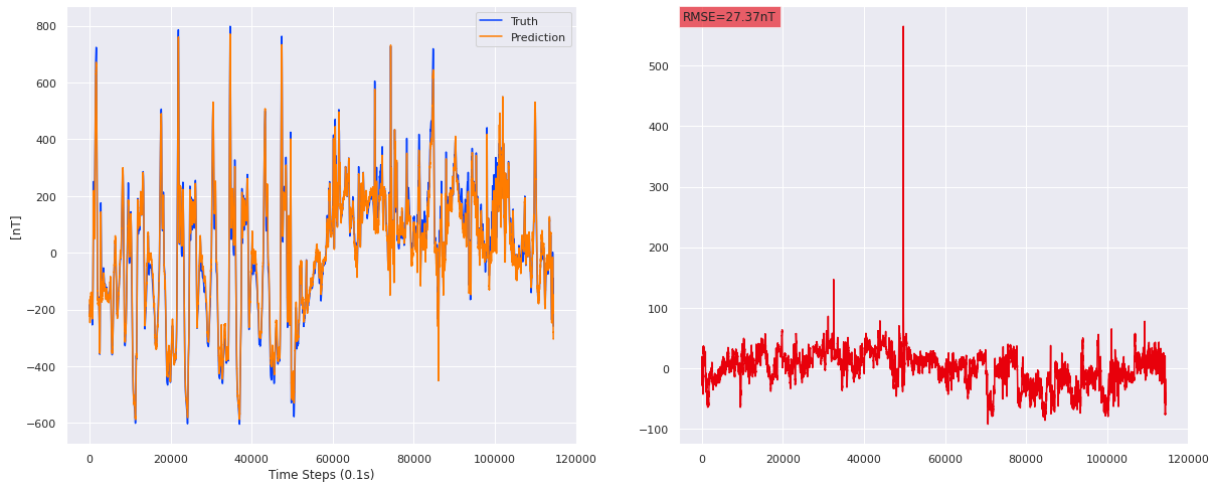


Figure 15 - Prédiction et erreur sur le vol 1007 du CNN.



Figure 16 - Prédiction et erreur sur le vol 1007 du LSTM.

En se focalisant sur la figure 14, le MLP semble avoir des sauts d'erreurs, là où le CNN, sur la figure 15, semble plus constant. Le CNN semble être le modèle avec le moins de variations d'erreurs. Il y a un pic proche du 50000ème pas de temps sur toutes les courbes d'erreurs. Ce pic correspond à une erreur de mesure des magnétomètres utilisés. Cela n'a aucun impact sur la performance des modèles et s'applique uniquement au vol 1007.

Au premier abord, le MLP semble plus intéressant que le CNN car il a une erreur moyenne sur les deux vols plus élevée. Cependant en regardant l'erreur par section de vol pour chaque vol, il est possible de voir que le MLP modélise moins bien les sections complexes que le CNN et arrive très bien à modéliser les sections plus faciles comme des lignes droites. Cela a pour effet de réduire la RMSE au total sur le vol mais en réalité la performance sur les sections

complexes des vols est moins bonne. Voici une comparaison section par section des deux modèles :

Line number	RMSE [nT]	Line number	RMSE [nT]
1007.01	26.38	1007.01	19.54
1007.02	25.51	1007.02	21.63
1007.03	28.47	1007.03	29.70
1007.05	21.92	1007.05	19.90
1007.06	25.46	1007.06	23.00
1007.07	25.54	1007.07	19.30

Figure 17 - Performance par sections du MLP (gauche) et du CNN (droite) pour le vol 1007.

La figure 17 montre que pour les sections plus complexes qui sont 1007.02 et 1007.06, le CNN est systématiquement meilleur. La différence n'est cependant pas très grande mais reste notable. Le CNN semble donc être le modèle de choix pour nos données ainsi que pour le problème à résoudre.

Afin d'avoir plus d'informations sur les prédictions du modèle, il est également possible de voir à quelle position (longitude, latitude) le modèle a le plus de mal à modéliser les perturbations grâce aux figures 18 et 19 :

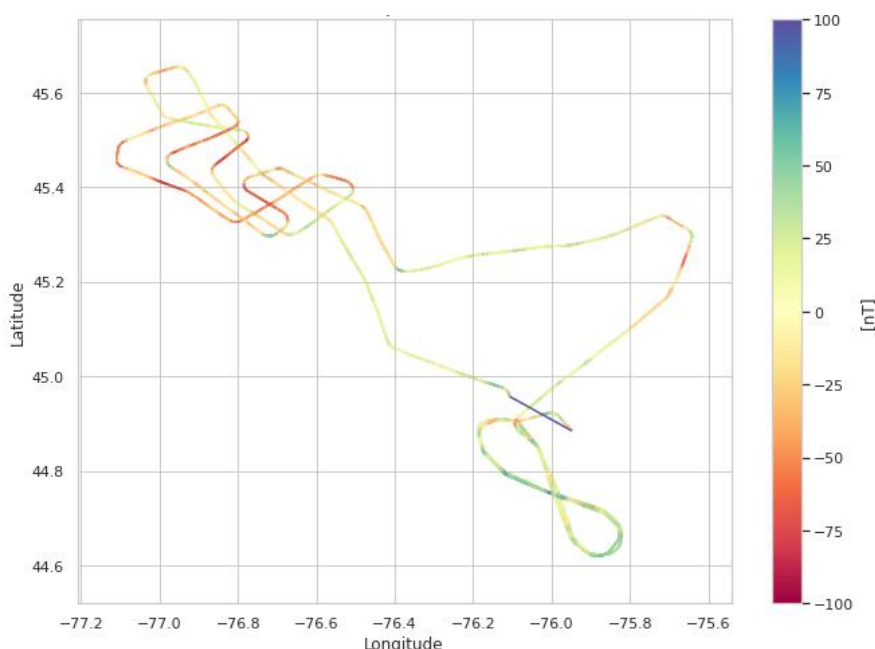


Figure 18 - Vue 2D des erreurs de compensation en fonction de la position pour le CNN.

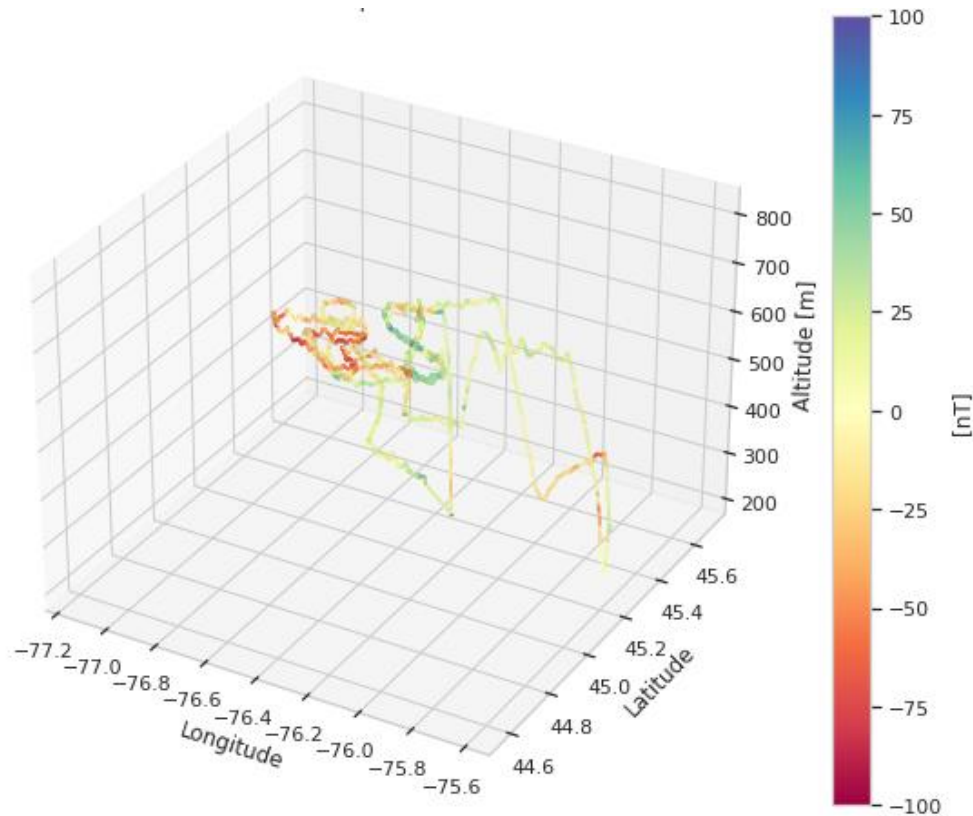


Figure 19 - Vue 3D des erreurs de compensation en fonction de la position pour le CNN.

Les sections où l'erreur est la plus élevée correspondent à des zones où l'altitude est élevée et varie. Dans l'ensemble la variation d'altitude semble avoir un impact sur le débruitage des mesures. Comme la plupart des mesures sont faites à altitude constante, il est possible que le modèle ne voit pas assez de données correspondantes à des variations d'altitude. Certains types de manœuvres semblent aussi avoir un impact comme les virages. L'hypothèse principale est que lors de mouvements faits par l'avion, les magnétomètres deviennent plus bruités et donc plus durs à compenser. Les lignes droites semblent, elles, être plus faciles à débruiter pour le modèle.

Dans le cas du CNN, il est possible de voir l'activation de ses sorties en fonctions des données d'entrée. Pour cela il est possible d'utiliser la bibliothèque *SHAP* qui va se baser sur les gradients du modèle pour faire ressortir l'importance des données d'entrées. Cela permet ainsi de voir quelles données sont les plus utiles à la prédiction mais également de voir, sur la figure 20, quelle partie de la séquence est la plus utilisée pour la prédiction :



Figure 20 - Importance des données d'entrainement pour la prédiction du modèle.

La séquence affichée correspond à un instant quelconque du vol 1007. Le modèle semble principalement s'appuyer sur le magnétomètre 5, qui est le moins bruité. Cela correspond avec ce qui a été vu précédemment dans la partie de sélection des données où le magnétomètre 5 était le magnétomètre le plus corrélé avec le magnétomètre 1. La vitesse de l'avion semble aussi être bien utilisée par le modèle pour sa prédiction. De façon plus globale, ce sont les 20 derniers pas de temps qui sont principalement utilisés pour la prédiction du modèle

## 6- Perspectives d'améliorations

Cette partie parlera des différents points possibles d'améliorations sur les méthodes de compensation à base d'intelligence artificielle.

### 6-1. Données

Dans l'ensemble, le jeu de données est suffisant pour une étude qualitative du problème. En revanche pour aller plus loin dans l'étude de ce problème, il est nécessaire de varier les données. Dans l'idéal il faudrait des trajectoires de différents avions à des endroits suffisamment espacés de façon à ce que le champ magnétique du noyau change significativement. Dans le jeu de données utilisées, c'est le même avion qui est utilisé. De plus cet avion est fait pour faire des mesures magnétiques. Tous les vols sont situés à l'ouest de Ottawa, il serait plus intéressant

que les vols soient situés à différents endroits du Canada voir de l'Amérique du Nord. Il serait également possible d'avoir des données avec plus de variations d'altitude.

Cela permettrait de voir si les modèles d'intelligence artificielle peuvent s'appliquer à différents types d'avions dans différentes zones.

Une autre piste possible serait de transformer les mesures électriques de l'avion en teslas. Cela permettrait de mettre les données utilisées pour l'entraînement des modèles sous la même unité et potentiellement d'améliorer la façon dont les modèles utilisent ces données.

---

## 6-2. Modèles

---

Du côté des modèles, il y a encore de l'optimisation à faire. Une combinaison d'un CNN et d'un RNN serait envisageable. Les données passeraient dans un premier temps par le CNN qui produirait une carte des relations locales des données. Puis ces données seraient ensuite passées dans un RNN qui chercherait des relations séquentielles dans la carte produite par le CNN. C'est une piste potentielle qui a déjà été utilisée pour de la prédiction de séries temporelles [\[14\]](#).

Il existe également une piste du côté de modèles type ResNet pour les CNN adaptés à des séries temporelles. Cependant ces modèles sont plus coûteux à entraîner et à utiliser.

Il est également possible de reprendre l'idée de [\[2\]](#), qui est d'utiliser un réseau de neurones pour modifier les coefficients de Tolles-Lawson. Cependant au lieu d'utiliser un MLP, il peut être intéressant d'utiliser un CNN ou encore un RNN. Il serait donc potentiellement possible de trouver d'autres relations dans les données qu'avec un MLP pour la prédiction des coefficients de Tolles-Lawson.

---

## 7- Conclusion

---

La navigation magnétique est un moyen très prometteur, permettant d'obtenir une position précise même lorsque le GPS est indisponible. Seulement pour pouvoir l'utiliser avec des systèmes plus contraints comme des avions de chasse, il faut être capable d'utiliser les mesures magnétiques faites depuis l'intérieur de l'avion. Malheureusement il n'y a pas de méthode actuelle permettant de suffisamment compenser les effets de l'avion sur la mesure des magnétomètres. La méthode de Tolles-Lawson tente de résoudre ce problème mais est très insuffisante dans le cas où les magnétomètres sont trop bruités principalement dû au fait que cette méthode a du mal à modéliser les perturbations magnétiques non linéaires de l'avion.

De nouvelles méthodes à base d'intelligence artificielle semblent prometteuses. Ces méthodes permettent de palier au problème de modélisation de non linéarité de Tolles-Lawson. Elles permettent d'obtenir jusqu'à 50% de gain de performance en comparaison à la méthode de Tolles-Lawson avec un CNN. De plus ces méthodes peuvent être utilisées en temps réel ce qui est un avantage pour de la navigation.

Cependant même si les performances de ces nouvelles méthodes sont meilleures, elles ne sont pas suffisantes pour obtenir une précision de l'ordre de la dizaine de mètres pour de la navigation. De plus les données proviennent d'un avion où les perturbations magnétiques sont réduites. Il faudrait donc voir les performances sur des avions plus classiques. Il serait également intéressant de voir les performances des modèles sur des zones très éloignées des données d'entraînement afin de voir si les modèles généralisent sur de grandes zones.





## Bibliographie

- [1] HOWARD, Karen et LUDWIGSON, Jon. Defense Navigation Capabilities DOD is Developing Positioning, Navigation, and Timing Technologies to Complement GPS. GOVERNMENT ACCOUNTABILITY OFFICE WASHINGTON DC, 2021.  
<https://www.gao.gov/assets/gao-21-320sp.pdf>
- [2] GNADT, Albert Reuben. Advanced Aeromagnetic Compensation Models for Airborne Magnetic Anomaly Navigation. 2022. Thèse de doctorat. Massachusetts Institute of Technology.  
[https://www.dropbox.com/s/forort8b6ilpi8j/Gnadt\\_Thesis.pdf](https://www.dropbox.com/s/forort8b6ilpi8j/Gnadt_Thesis.pdf)
- [3] MORTON, Y. Jade, VAN DIGGELEN, Frank, SPILKER JR, James J., et al. (ed.). Position, navigation, and timing technologies in the 21st century: Integrated satellite navigation, sensor systems, and civil applications, volume 1. John Wiley & Sons, 2021.
- [4] TOLLES, Walter E. Magnetic field compensation system. U.S. Patent No 2,692,970, 26 oct. 1954.  
<https://patents.google.com/patent/US2692970A>
- [5] TOLLES, Walter E. Compensation of aircraft magnetic fields. U.S. Patent No 2,706,801, 19 avril 1955.  
<https://patents.google.com/patent/US2706801A>
- [6] TOLLES, W. E. et LAWSON, J. D. Magnetic compensation of MAD equipped aircraft. Airborne Instruments Lab. Inc., Mineola, NY, Rept, 1950, p. 201-1.
- [7] LELIAK, Paul. Identification and evaluation of magnetic-field sources of magnetic airborne detector equipped aircraft. IRE Transactions on Aerospace and Navigational Electronics, 1961, no 3, p. 95-105.  
<https://ieeexplore.ieee.org/document/4201799>
- [8] HAN, Qi, DOU, Zhenjia, TONG, Xiaojun, et al. A modified Tolles–Lawson model robust to the errors of the three-axis strapdown magnetometer. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, vol. 14, no 3, p. 334-338.  
[https://www.researchgate.net/publication/312482356\\_A\\_Modified\\_Tolles-Lawson\\_Model\\_Robust\\_to\\_the\\_Errors\\_of\\_the\\_Three-Axis\\_Strapdown\\_Magnetometer](https://www.researchgate.net/publication/312482356_A_Modified_Tolles-Lawson_Model_Robust_to_the_Errors_of_the_Three-Axis_Strapdown_Magnetometer)

- [9] GNADT, Albert R., BELARGE, Joseph, CANCIANI, Aaron, et al. Signal enhancement for magnetic navigation challenge problem. arXiv preprint arXiv:2007.12158, 2020.  
<https://arxiv.org/abs/2007.12158>
- [10] HEZEL, Mitchell C. Improving aeromagnetic calibration using artificial neural networks. 2020.  
<https://scholar.afit.edu/etd/3589/>
- [11] EMERY, Kyle A. Modeling Aircraft Disturbance Fields for Magnetic Navigation Using Dense ANNs and the Novel MANNTL Architecture. 2021.  
<https://scholar.afit.edu/etd/4894/>
- [12] WILLIAMS, Peter M. Aeromagnetic compensation using neural networks. Neural Computing & Applications, 1993, vol. 1, no 3, p. 207-214.  
<https://link.springer.com/article/10.1007/BF01414949>
- [13] BATTAGLIA, Peter W., HAMRICK, Jessica B., BAPST, Victor, et al. Relational inductive biases, deep learning, and graph networks. arXiv preprint arXiv:1806.01261, 2018.  
<https://arxiv.org/pdf/1806.01261.pdf>
- [14] KIM, Tae-Young et CHO, Sung-Bae. Predicting residential energy consumption using CNN-LSTM neural networks. Energy, 2019, vol. 182, p. 72-81.  
<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0360544219311223>
- [15] GOODFELLOW, Ian, BENGIO, Yoshua, et COURVILLE, Aaron. Deep learning. MIT press, 2016.

## Nétographie

- [w1] [https://fr.wikipedia.org/wiki/Information\\_mutuelle](https://fr.wikipedia.org/wiki/Information_mutuelle), visité le 02/09/2022
- [w2] [https://fr.wikipedia.org/wiki/Fléau\\_de\\_la\\_dimension](https://fr.wikipedia.org/wiki/Fléau_de_la_dimension), visité le 02/09/2022
- [w3] [https://en.wikipedia.org/wiki/Convolutional\\_neural\\_network](https://en.wikipedia.org/wiki/Convolutional_neural_network), visité le 03/08/2022
- [w4] <https://stanford.edu/~shervine/teaching/cs-230/cheatsheet-recurrent-neural-networks>, visité le 03/08/2022

## Annexe A – Equations de Tolles-Lawson et résolution

Repartons de l'équation 2.3 en réécrivant les sources magnétiques de la Terre comme un seul champ :

$$\vec{B}_m = \vec{B}_t + \vec{B}_a \quad (\text{A.1})$$

Avec  $\vec{B}_m$  le champ total mesuré par le magnétomètre,  $\vec{B}_t$  le champ magnétique total de la Terre et  $\vec{B}_a$  le champ magnétique de l'avion. Les notations ont volontairement été simplifiées pour améliorer la lisibilité. Un magnétomètre vectoriel permet de mesurer  $\vec{B}_m$  qui est le vecteur du champ magnétique mesuré. Un magnétomètre scalaire permet lui de mesurer  $|\vec{B}_m|$ , l'intensité de  $\vec{B}_m$ . Dans le cas de la navigation magnétique,  $|\vec{B}_t|$  qui est l'intensité de  $\vec{B}_t$ , est nécessaire. En mettant ces termes en relation d'après l'équation (4.2) :

$$|\vec{B}_t|^2 = \vec{B}_t \cdot \vec{B}_t = (\vec{B}_m - \vec{B}_a) \cdot (\vec{B}_m - \vec{B}_a) \quad (\text{A.2})$$

$$|\vec{B}_t|^2 = \vec{B}_m \cdot \vec{B}_m - 2\vec{B}_m \cdot \vec{B}_a + \vec{B}_a \cdot \vec{B}_a \quad (\text{A.3})$$

$$|\vec{B}_t| = \sqrt{|\vec{B}_m|^2 - 2\vec{B}_m \cdot \vec{B}_a + |\vec{B}_a|^2} \quad (\text{A.4})$$

$$|\vec{B}_t| = |\vec{B}_m| \sqrt{1 - 2 \frac{\vec{B}_m \cdot \vec{B}_a}{|\vec{B}_m|^2} + \frac{|\vec{B}_a|^2}{|\vec{B}_m|^2}} \quad (\text{A.5})$$

Dans le model de Tolles-Lawson, il est assumé que le champ magnétique de la Terre est bien plus grand que le champ magnétique de l'avion. Cela implique donc que  $\frac{|\vec{B}_a|^2}{|\vec{B}_t|^2}$  est négligeable. Comme la mesure du champ magnétique contient principalement le champ de la Terre,  $|\vec{B}_m| \approx |\vec{B}_t|$  soit  $\frac{|\vec{B}_a|}{|\vec{B}_m|} \approx \frac{|\vec{B}_a|}{|\vec{B}_t|}$ . L'expression précédente peut ainsi être simplifiée :

$$|\vec{B}_t| \approx |\vec{B}_m| \sqrt{1 - 2 \frac{\vec{B}_m \cdot \vec{B}_a}{|\vec{B}_m|^2}}$$

(A.6)

On sait par le développement en série entière que :

$$\sqrt{1+x} = 1 + \frac{x}{2} - \frac{x^2}{8} + \frac{x^3}{16} - \frac{x^4}{32} + \dots$$

(A.7)

On peut donc en développant notre expression au premier ordre obtenir :

$$|\vec{B}_t| \approx |\vec{B}_m| - \frac{\vec{B}_m \cdot \vec{B}_a}{|\vec{B}_m|}$$

(A.8)

Les magnétomètres vectoriels servent à calculer les cosinus directeurs, ce qui nous donne l'expression suivante :

$$\hat{B}_m = \frac{\vec{B}_m}{|\vec{B}_m|}$$

(A.9)

On peut donc réécrire l'équation (4.9) comme :

$$|\vec{B}_t| \approx |\vec{B}_m| - \vec{B}_a \cdot \hat{B}_m$$

(A.10)

Le terme  $\vec{B}_a \cdot \vec{B}_m$  est un terme de corruption. C'est l'effet de la projection du champ magnétique de l'avion dans le champ de la Terre :

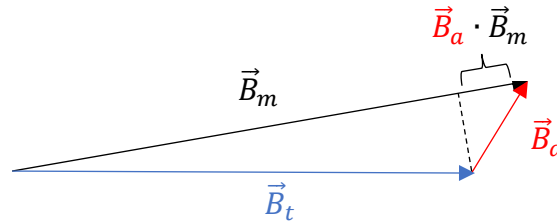


Figure 21 - Vecteurs du champ magnétique mesurés, de la Terre et de l'avion.

Tolles-Lawson suppose également que le champ magnétique de l'avion est composé de trois effets principaux qui sont :

- Effets Permanents – champ magnétique créé par les éléments ayant une magnétisation permanente. Ce champ est statique par rapport à l'avion mais interagit différemment par rapport à la direction de l'avion dans le champ magnétique de la Terre.
- Effets Rémanents – champ magnétique créé par des éléments ferromagnétiques placés dans le champ magnétique de la Terre. Ces effets ne sont pas statiques par rapport à l'avion et dépendent de l'orientation de l'avion. Un des éléments créant le plus d'effets rémanents est généralement le moteur de l'avion. Ils sont également appelés *induced effects*.
- Effets des courants de Foucault – champ magnétique créé dans une masse conductrice par les courants électriques ou encore par le déplacement de cette masse dans un champ magnétique. Ils sont également appelés *eddy currents effects*.

Ce qui nous donne sous forme d'équation :

$$\vec{B}_a = \vec{B}_{perm} + \vec{B}_{ind} + \vec{B}_{eddy}$$

(A.11)

On utilisera la notation anglaise par uniformité avec les autres papiers publiés sur le sujet. Tolles-Lawson a également supposé que l'équation (4.12) peut être écrite de la façon suivante :

$$\vec{B}_a = \mathbf{a} + \mathbf{B}\vec{B}_m + \mathbf{C}\dot{\vec{B}}_m \quad (\text{A.12})$$

Où  $\mathbf{a}$  est un vecteur et  $\mathbf{B}$  et  $\mathbf{C}$  sont des matrices de coefficients inconnus. Voici donc les termes dus aux effets permanents :

$$\vec{B}_{perm} = \mathbf{a} = [a_1 \quad a_2 \quad a_3]^T \quad (\text{A.13})$$

Ces trois termes représentent les effets permanents qui sont dus aux éléments de l'avion et sont quasiment constants. Ces termes changent seulement si la composition des éléments de l'avion est modifiée.

Voici également les termes des effets rémanents :

$$\vec{B}_{ind} = \mathbf{B}\vec{B}_m = |\vec{B}_m| \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} \end{bmatrix} \hat{B}_m \quad (\text{A.14})$$

Ces 9 termes correspondent aux effets rémanents. Comme la plupart de l'avion est fait structurellement d'éléments non magnétiques, la source principale d'effets rémanents provient du moteur.

Finalement, les effets des courants de Foucault :

$$\vec{B}_{eddy} = \mathbf{C}\dot{\vec{B}}_m = |\vec{B}_m| \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{bmatrix} \dot{\hat{B}}_m \quad (\text{A.15})$$

Ces 9 termes correspondent aux effets des courants de Foucault. Ces effets dépendent de la vitesse de variation du champ magnétique de la Terre. Ce phénomène est similaire à la façon dont le courant est produit dans une bobine tournant dans un champ magnétique uniforme.

En reprenant les expressions (4.14), (4.15) et (4.16) :

$$\vec{B}_a \cdot \hat{B}_m = \left( \mathbf{a} + |\vec{B}_m| \mathbf{B} \hat{B}_m + |\vec{B}_m| \mathbf{C} \dot{\hat{B}}_m \right) \cdot \hat{B}_t \quad (\text{A.16})$$

Il y a donc un total de 21 coefficients dans le modèle de Tolles-Lawson. Dû à la symétrie dans la matrice  $b$  des effets rémanents il y a donc 18 coefficients inconnus. Ainsi en reprenant l'équation (4.11) :



$$|\vec{B}_t| \approx |\vec{B}_m| - \left( \hat{B}_m^T \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \end{bmatrix} + |\vec{B}_m| \hat{B}_m^T \begin{bmatrix} \alpha_4 & \alpha_5 & \alpha_6 \\ \cdot & \alpha_7 & \alpha_8 \\ \cdot & \cdot & \alpha_9 \end{bmatrix} \hat{B}_m + |\vec{B}_m| \hat{B}_m^T \begin{bmatrix} \alpha_{10} & \alpha_{11} & \alpha_{12} \\ \alpha_{13} & \alpha_{14} & \alpha_{15} \\ \alpha_{16} & \alpha_{17} & \alpha_{18} \end{bmatrix} \dot{\hat{B}}_m \right) \quad (\text{A.17})$$

Voici donc le modèle standard de Tolles-Lawson. Malheureusement, il n'est pas possible de résoudre cette équation sans la connaissance des coefficients  $\alpha$  ainsi que  $|\vec{B}_t|$ . Dans un premier temps en partant de (4.18) il est possible d'écrire :

$$\vec{\delta} = \begin{bmatrix} \hat{B}_x \\ \hat{B}_y \\ \hat{B}_z \\ |\vec{B}_{vec}| \hat{B}_x \hat{B}_x \\ |\vec{B}_{vec}| \hat{B}_x \hat{B}_y \\ |\vec{B}_{vec}| \hat{B}_x \hat{B}_z \\ |\vec{B}_{vec}| \hat{B}_y \hat{B}_y \\ |\vec{B}_{vec}| \hat{B}_y \hat{B}_z \\ |\vec{B}_{vec}| \hat{B}_z \hat{B}_z \\ |\vec{B}_{vec}| \hat{B}_x \dot{\hat{B}}_x \\ |\vec{B}_{vec}| \hat{B}_x \dot{\hat{B}}_y \\ |\vec{B}_{vec}| \hat{B}_x \dot{\hat{B}}_z \\ |\vec{B}_{vec}| \hat{B}_y \dot{\hat{B}}_x \\ |\vec{B}_{vec}| \hat{B}_y \dot{\hat{B}}_y \\ |\vec{B}_{vec}| \hat{B}_y \dot{\hat{B}}_z \\ |\vec{B}_{vec}| \hat{B}_z \dot{\hat{B}}_x \\ |\vec{B}_{vec}| \hat{B}_z \dot{\hat{B}}_y \\ |\vec{B}_{vec}| \hat{B}_z \dot{\hat{B}}_z \end{bmatrix}^T \quad (\text{A.18})$$

Où  $\hat{B}_x$ ,  $\hat{B}_y$  et  $\hat{B}_z$  sont les cosinus directeurs calculés par la mesure du champ magnétique du magnétomètre vectoriel et  $|\vec{B}_{vec}|$  la mesure de l'intensité du champ magnétique total de la Terre par le magnétomètre vectoriel. Dans le cas où plusieurs mesures sont disponibles :

$$A = \begin{bmatrix} \vec{\delta}_1 \\ \vec{\delta}_2 \\ \vdots \\ \vec{\delta}_N \end{bmatrix}$$

(A.19)

Où  $A$  est une matrice  $N \times 18$  avec  $N$  chaque pas de temps de mesure fait par le magnétomètre. Avec les réécritures (4.19) et (4.20) il est possible de reformuler (4.18) pour obtenir :

$$|\vec{B}_m| - |\vec{B}_t| = A\alpha$$

(A.20)

Avec  $|\vec{B}_t|$  l'intensité du champ magnétique de la Terre toujours inconnue,  $\alpha$  les 18 coefficients de Tolles-Lawson toujours inconnus et  $A$  la matrice de mesure des cosinus directeurs provenant du magnétomètre vectoriel.

L'astuce pour se débarrasser de  $|\vec{B}_t|$  et donc de n'avoir que les coefficients de Tolles-Lawson comme inconnue consiste à utiliser un filtre passe-bande à réponse impulsionnelle finie (fpb) :

$$fpb(|\vec{B}_m| - |\vec{B}_t|) = fpb(A\alpha)$$

(A.21)

On choisit un intervalle de fréquence de 0.1-0.9 Hz qui a été démontré comme étant un intervalle donnant de bonnes performances car les effets de l'avion sont dominants par rapport à ceux de la Terre dans cette bande de fréquences. Cependant ce filtrage n'est pas parfait et donc certains effets de la Terre ne vont pas être filtrés mais également certains effets de l'avion vont eux être filtrés. C'est donc à ce moment que les données des manœuvres de compensation sont utilisées. Elles permettent d'injecter des informations sur les perturbations de l'avion dans l'intervalle de fréquences précédemment choisies. Comme le filtre passe-bande est censé filtrer les effets de la Terre :

$$fpb(|\vec{B}_t|) \approx 0$$

(A.22)

Ce qui nous donne :

$$fpb(|\vec{B}_m|) = fpb(\mathbf{A})\alpha \quad (\text{A.23})$$

On connaît  $|\vec{B}_m|$  qui provient de la mesure du magnétomètre scalaire et  $\mathbf{A}$  qui provient de la mesure du magnétomètre vectoriel. Il ne nous reste que les coefficients de Tolles-Lawson comme inconnue. La méthode des moindres carrés ordinaires peut être utilisée pour la résolution,

$$\alpha = (\mathbf{A}_f^T \mathbf{A}_f)^{-1} \mathbf{A}_f^T |\vec{B}_m|_f \quad (\text{A.24})$$

ou avec régularisation,

$$\alpha = (\mathbf{A}_f^T \mathbf{A}_f + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}_f^T |\vec{B}_m|_f \quad (\text{A.25})$$

Avec  $fpb(|\vec{B}_m|) = |\vec{B}_m|_f$  la mesure scalaire du champ magnétique filtrée,  $fpb(\mathbf{A}) = \mathbf{A}_f$  la matrice contenant les mesures des magnétomètres et  $\lambda$  le paramètre de régularisation. Appliquer de la régularisation est utile lorsque  $\mathbf{A}_f^T \mathbf{A}_f$  est mal conditionné. Il existe différentes méthodes de détermination de ce paramètre, dans ce travail le paramètre utilisé se base sur [\[2\]](#).

## Annexe B – Liste des données du jeu de données

Dans le tableau suivant est listé la totalité des données mises à disposition. Le magnétomètre vectoriel A est cependant volontairement retiré de la liste car il n'est pas présent dans tous les vols et donc par conséquent n'as pas été étudié. La version originale du tableau peut être trouvée dans l'annexe B de [\[9\]](#).

Nom	Unité	Description
LINE	-	Numéro de ligne XXXX.YY; XXXX=ligne et YY=section
FLT	-	Numéro du vol
TIME	s	Secondes après minuit UTC
UTM_X	m	Coordonnée en X, WGS-84 UTM ZONE 18N
UTM_Y	m	Coordonnée en Y, WGS-84 UTM ZONE 18N
UTM_Z	m	Coordonnée en Z, élévation GPS (au-dessus de l'ellipsoïde WGS-84)
MSL_Z	m	Coordonnée en Z, élévation GPS (au-dessus de la géoïde EGM2008)
LAT	deg	Latitude, WGS-84
LONG	deg	Longitude, WGS-84
BARO	m	Altitude barométrique
RADAR	m	Altimètre radar filtré
TOPO	m	Topographie radar (au-dessus de l'ellipsoïde WGS-84)
DEM	m	Modèle numérique d'élévation à partir de SRTM (au-dessus de l'ellipsoïde WGS-84)
DRAPE	m	Drape planifié de l'étude (au-dessus de l'ellipsoïde WGS-84)
PITCH	deg	Tangage de l'avion calculé par l'INS
ROLL	deg	Roulis de l'avion calculé par l'INS
AZIMUTH	deg	Azimut de l'avion calculé par l'INS
DIURNAL	nT	Mesure des effets diurnes
COMPMAG1	nT	Mag 1 : Champ magnétique aéroporté compensé
LAGMAG1	nT	Mag 1 : Champ magnétique aéroporté corrigé en fonction du décalage
DCMAG1	nT	Mag 1 : Champ magnétique aéroporté corrigé des effets diurnes
IGRFMAG1	nT	Mag 1 : Champ magnétique aéroporté corrigé par le modèle IGRF ainsi que des effets diurnes
UNCOMPMAG1	nT	Mag 1 : Champ magnétique aéroporté non compensé
UNCOMPMAG2	nT	Mag 2 : Champ magnétique aéroporté non compensé
UNCOMPMAG3	nT	Mag 3 : Champ magnétique aéroporté non compensé
UNCOMPMAG4	nT	Mag 4 : Champ magnétique aéroporté non compensé

UNCOMP5	nT	Mag 5 : Champ magnétique aéroporté non compensé
FLUXB_X	nT	Flux B : Fluxgate axe X
FLUXB_Y	nT	Flux B : Fluxgate axe Y
FLUXB_Z	nT	Flux B : Fluxgate axe Z
FLUXB_TOT	nT	Flux B : Fluxgate total
FLUXC_X	nT	Flux C : Fluxgate axe X
FLUXC_Y	nT	Flux C : Fluxgate axe Y
FLUXC_Z	nT	Flux C : Fluxgate axe Z
FLUXC_TOT	nT	Flux C : Fluxgate total
FLUXD_X	nT	Flux D : Fluxgate axe X
FLUXD_Y	nT	Flux D : Fluxgate axe Y
FLUXD_Z	nT	Flux D : Fluxgate axe Z
FLUXD_TOT	nT	Flux D : Fluxgate total
OGS_MAG	nT	Mesures par OGS corrigé des effets diurnes
OGS_HGT	m	Altitude GPS des mesures d'OGS (au-dessus de l'ellipsoïde WGS-84)
INS_ACC_X	m/s <sup>2</sup>	Accélération en X de l'INS
INS_ACC_Y	m/s <sup>2</sup>	Accélération en Y de l'INS
INS_ACC_Z	m/s <sup>2</sup>	Accélération en Z de l'INS
INS_WANDER	rad	Agnel d'incertitude calculé par l'INS (sens inverse des aiguilles d'une montre par rapport au Nord)
INS_LAT	rad	Latitude calculée par l'INS
INS_LON	rad	Longitude calculée par l'INS
INS_HGT	rad	Altitude calculée par l'INS (au-dessus de l'ellipsoïde WGS-84)
INS_VEL_N	m/s	Vitesse par rapport au Nord calculé par l'INS
INS_VEL_W	m/s	Vitesse par rapport à l'Ouest calculé par l'INS
INS_VEL_V	m/s	Vitesse verticale calculé par l'INS
PITCHRT	deg/s	Vitesse angulaire de tangage calculée par l'avionique
ROLLRT	deg/s	Vitesse angulaire de roulis calculée par l'avionique
YAWRT	deg/s	Vitesse angulaire de lacet calculée par l'avionique
LONG_ACC	m/s <sup>2</sup>	Accélération longitudinale calculée par l'avionique
LAT_ACC	m/s <sup>2</sup>	Accélération latérale calculée par l'avionique
NORM_ACC	m/s <sup>2</sup>	Accélération normale (verticale) calculée par l'avionique
TRUE_AS	m/s	Vitesse de l'avion relative à la masse d'air calculé par l'avionique
PITOT_P	kPa	Pression Pitot calculée par l'avionique
STATIC_P	kPa	Pression statique calculée par l'avionique
TOT_P	kPa	Pression totale calculée par l'avionique
CUR_COM1	A	Capteur de courant : Radio COM1 de l'avion
CUR_AChi	A	Capteur de courant : Ventilateur du climatiseur en position haute
CUR_ACLo	A	Capteur de courant : Ventilateur du climatiseur en position basse

CUR_TANK	A	Capteur de courant : Pompe à carburant de la cabine
CUR_FLAP	A	Capteur de courant : Moteur des volets de l'avion
CUR_STRB	A	Capteur de courant : Lumières stroboscopiques
CUR_SRVO_O	A	Capteur de courant : Servo extérieur de l'INS
CUR_SRVO_M	A	Capteur de courant : Servo intermédiaire de l'INS
CUR_SRVO_I	A	Capteur de courant : Servo intérieur de l'INS
CUR_IHTR	A	Capteur de courant : Chauffage de l'INS
CUR_ACPWR	A	Capteur de courant : Puissance électrique de l'avion
CUR_OUTPWR	A	Capteur de courant : Puissance électrique de sortie du système
CUR_BAT1	A	Capteur de courant : Batterie 1
CUR_BAT2	A	Capteur de courant : Batterie 2
V_ACPWR	V	Capteur de tension : Puissance électrique de l'avion
V_OUTPWR	V	Capteur de tension : Puissance électrique de sortie du système
V_BAT1	V	Capteur de tension : Batterie 1
V_BAT2	V	Capteur de tension : Batterie 2
V_RESp	V	Capteur de tension : Resolver Board +
V_RESn	V	Capteur de tension : Resolver Board -
V_BACKp	V	Capteur de tension : Carte mère +
V_BACKn	V	Capteur de tension : Carte mère -
V_GYRO1	V	Capteur de tension : Gyro 1
V_GYRO2	V	Capteur de tension : Gyro 2
V_ACCp	V	Capteur de tension : Accéléromètre + de l'INS
V_ACCn	V	Capteur de tension : Accéléromètre - de l'INS
V_BLOCK	V	Capteur de tension : Block
V_BACK	V	Capteur de tension : Backplane
V_SERVO	V	Capteur de tension : Servomoteurs
V_CABT	V	Capteur de tension : Armoire électrique
V_FAN	V	Capteur de tension : Ventilateur de refroidissement

## Annexe C - Réseaux de neurones

Cette annexe a pour but d'introduire les bases afin de comprendre les différents réseaux de neurones utilisés dans ce travail.

---

### C.1 - Multilayer Perceptron

---

Multilayer perceptron (MLP), aussi appelé *feedforward neural networks* ou réseau dense est un des modèles les plus répandus dans le deep learning, ils sont à la base de beaucoup d'autres modèles comme les CNN ou RNN que nous verrons plus tard. Le but d'un MLP est d'approximer une fonction  $f$  inconnue. Un exemple concret pourrait être une fonction de classification  $y = f(x)$  qui associe  $x$  à une catégorie  $y$ . Le MLP va alors définir une fonction  $f^*$  tel que  $y = f^*(x; \theta)$  et apprendre les paramètres  $\theta$  qui donnent la meilleure approximation de  $f$  [14]. Les MLP sont connus pour être des approximateurs de fonctions universels.

Ces réseaux sont appelés *feedforward* car l'information est propagée à travers des couches de neurones, c.-à-d. de  $x$  à  $y$  par l'intermédiaire de la fonction  $f^*$  déterminée par le réseau. Ce sont des réseaux multicouches car ils comportent plusieurs couches, ex.  $f^*(x) = f^{*(3)}(f^{*(2)}(f^{*(1)}(x)))$ . Ce type de structure en chaîne est globalement utilisé pour les réseaux de neurones. On a donc  $f^{*(1)}$  la première couche du réseau puis  $f^{*(2)}$  la seconde couche du réseau etc. La dernière couche est appelée *output layer* c.-à-d. la couche de sortie produisant  $y$ . Les couches intermédiaires sont appelées *hidden layers* et sont des couches définies avant l'étape d'entraînement où l'algorithme d'apprentissage modifie les paramètres pour obtenir la meilleure approximation de  $f$ . Elles sont cachées car on ne regarde généralement pas la sortie de ces couches mais celles de la couche de sortie.

---

### C.2 - Un neurone

---

Les couches d'un MLP sont composées de neurones ou aussi appelés *nodes* dans la littérature anglaise. Les neurones d'un réseau sont fortement inspirés de ceux de notre cerveau. Les neurones comportent un poids ainsi qu'un biais et ce sont ces paramètres qui constituent  $f^*$  que l'on cherche pour approximer au mieux  $f$ . Un neurone dans un MLP peut être modélisé selon l'équation suivante :



$$z_j = \sum_{i=1}^n w_{ji} x_i + b_j$$

(C.1)

Avec  $z_j$  la sortie du neurone  $j$ ,  $w_{ji}$  le poids numéro  $i$  du neurone  $j$ ,  $x_i$  l'entrée  $i$  dans le neurone  $j$ ,  $n$  le nombre de poids dans le neurone et  $b_j$  le biais du neurone  $j$ . Dans les MLP, aussi appelés réseaux denses, tous les neurones sont connectés entre eux. Donc chaque neurone reçoit en entrée la sortie de tous les neurones de la couche précédente sauf pour la couche d'entrée où ce sont uniquement nos variables d'entrées.

### C.2.1 - Fonction d'activation

La sortie du neurone est ensuite passée dans une fonction d'activation. Cette fonction est primordiale pour les réseaux de neurones car elle permet d'ajouter de la non linéarité. Quelques fonctions sont très largement utilisées comme ReLU, tanh ou encore sigmoïde. La figure 22 est un graphique de ces différentes fonctions ainsi que leurs équations :

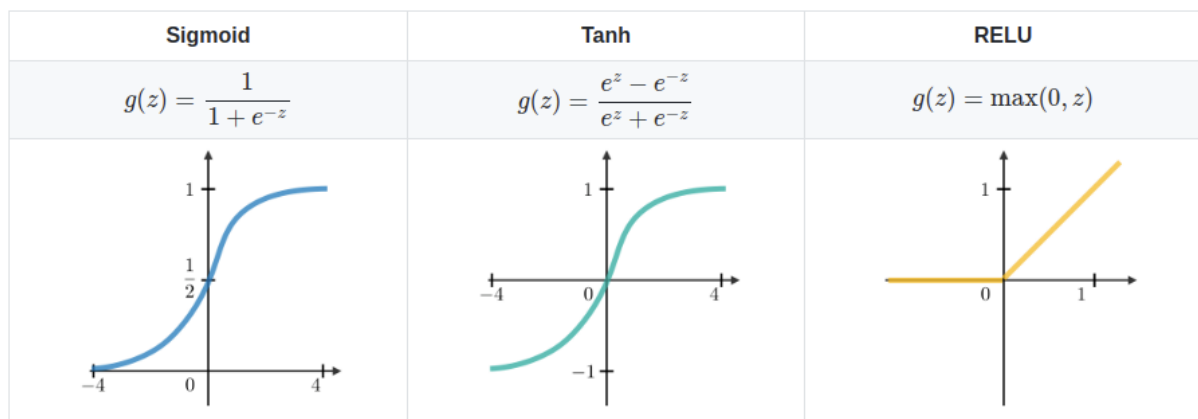


Figure 22 - Différentes fonctions d'activation pour un réseau de neurones.

Ces fonctions sont généralement pensées de façon à ce que le gradient soit le plus pertinent possible car c'est grâce à lui que le réseau peut apprendre ses poids et biais. On a donc la sortie après la fonction d'activation :

$$h_j = g_j(z_j)$$

(C.2)

Cependant les fonctions sigmoïde et tanh sont plus généralement utilisées comme fonction d'activation pour la couche de sortie car elles permettent de donner un résultat sous forme de score normalisé. Elles saturent très rapidement lorsque l'entrée est très grande ou très petite et les entrées ne sont pertinentes que lorsqu'elles sont proches de 0, elles ne sont donc pas très adaptées pour les couches intermédiaires du réseau soit les *hidden layers* car elles rendent l'apprentissage par gradient plus difficile [14].

### C.2.2- Apprentissage

Les réseaux de neurones ont besoin d'apprendre les poids  $w$  et les biais  $b$  de  $f^*$  qui permettent au mieux d'approximer  $f$ . Pour cela ils utilisent un procédé appelé la *backpropagation* (BP). Cet algorithme est utilisé pour l'apprentissage de *feedforward neural networks*, un autre type d'algorithme est utilisé pour les réseaux récurrents (BPTT, Backpropagation Through time).

L'algorithme calcule le gradient de la fonction de coût par rapport aux poids du réseau grâce à la *chain rule*. La fonction de coût calcule la performance du modèle en lui disant à quel point il est loin de l'objectif qu'il doit atteindre. La *cross-entropy* est un exemple de fonction de coût très utilisée pour de la classification. Dans ce travail, on effectue une tâche de régression et la fonction de coût utilisée sera la RMSE (*Root Mean Squared Error*). La figure 23 montre d'autres fonctions de coût qui peuvent être utilisées pour de la régression :

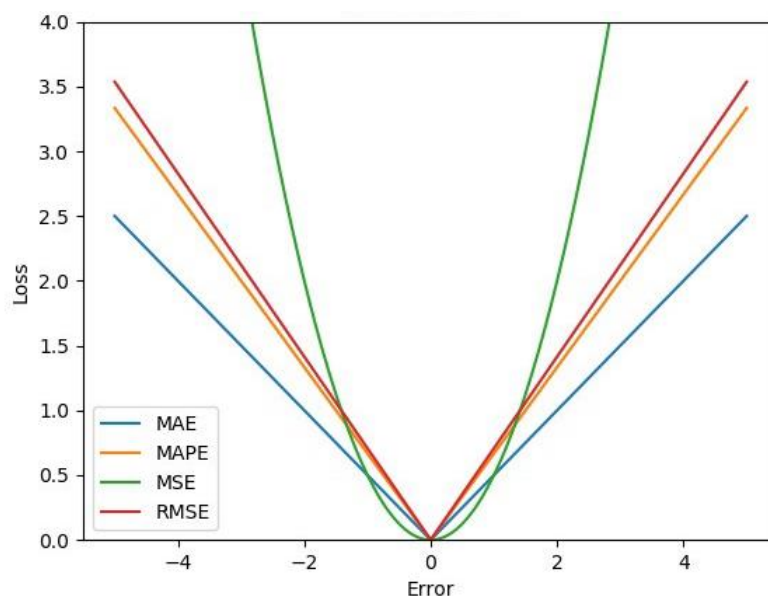


Figure 23 - Fonctions de coûts pour une tâche de régression.

L'algorithme calcule donc le gradient de la fonction de coût par rapport aux poids couche par couche puis les poids sont mis à jour en allant dans la direction opposée au gradient. Le gradient est multiplié par un taux d'apprentissage qui régule à quel point les poids et biais sont mis à jour par le gradient. Un taux d'apprentissage bas entraîne des temps de calculs longs et une possibilité de se retrouver bloqué. À l'inverse un taux d'apprentissage trop élevé entraîne une instabilité dans l'apprentissage. On a donc les équations suivantes pour la mise à jour des poids et des biais par la *backpropagation* :

$$\begin{aligned}w &:= w - \epsilon \frac{\partial C}{\partial w} \\b &:= b - \epsilon \frac{\partial C}{\partial b}\end{aligned}\tag{C.3}$$

On a  $w$  et  $b$  les poids et biais du réseau qui sont choisis de façon aléatoire lors de l'initialisation,  $\epsilon$  le taux d'apprentissage qui définit l'influence du gradient sur les poids et biais et  $\frac{\partial C}{\partial w}$ ,  $\frac{\partial C}{\partial b}$  qui sont respectivement la dérivée partielle de la fonction de coût par rapport aux poids et par rapport aux biais. C'est ainsi que le modèle apprend les paramètres de la fonction  $f^*$  pour correspondre au mieux à la fonction  $f$ .

---

### C.3 - Réseaux de neurones convolutifs

---

Les réseaux de neurones convolutifs ou encore *convolutional neural networks* sont des réseaux spécialisés dans le traitement de données ayant une topologie de type grille. On a par exemple les séries temporelles qui sont des grilles d'une dimension ou encore les images qui sont des grilles en deux dimensions. Les réseaux convolutionnels sont principalement connus pour leur efficacité sur des données type image/vidéo. Ces réseaux sont aussi appelés *space invariant artificial neural networks* car ils partagent au sein d'une même architecture les poids des filtres de convolutions (plus de détail dans la partie suivante) qui se déplacent sur les données d'entrée, ce qui fournit des réponses équivariantes en translation appelées *feature maps* [w3]. De façon générale, les réseaux convolutionnels font entrer les données dans des couches convolutionnelles, puis la sortie de ces couches convolutionnelles est ensuite passée dans un MLP qui ressort la valeur souhaitée comme une classification par exemple. Comme les MLP

ont déjà été présentés dans la partie 5.1, seuls les composants des couches convolutionnelles sont présentés ici.

### C.3.1 - Couche convolutionnelle

Les couches convolutionnelles du réseau sont simplement des opérations de convolution entre nos données d'entrée et le noyau ou *kernel*. Le noyau d'une couche convolutionnelle correspond à un filtre qui est utilisé pour extraire des caractéristiques des données d'entrée. C'est une matrice généralement de taille  $3 \times 3$  par défaut pour des tâches de vision par ordinateur. La figure 24 montre un exemple d'application d'un filtre d'une couche convolutionnelle sur les données d'entrées :

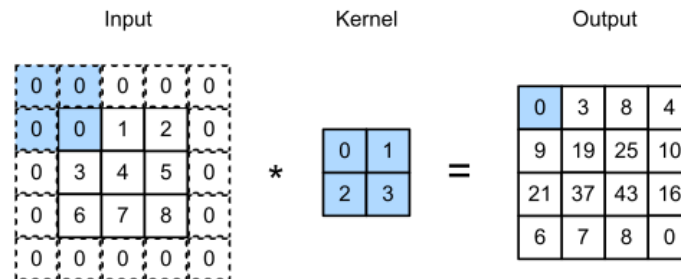


Figure 24 - Application d'un filtre d'une couche convolutionnelle.

En machine learning, on travaille principalement avec des données discrétisées donc on utilise l'opération de convolution discrète. Dans le cas d'une image à deux dimensions  $I$  ainsi qu'un noyau à deux dimensions  $N$  on a l'opération de convolution suivante [14] :

$$S(i, j) = (I * N)(i, j) = \sum_m \sum_n I(m, n) N(i - m, j - n) \quad (C.4)$$

En réalité dans la plupart des bibliothèques de machine learning c'est la *cross-correlation* qui est utilisée car elle évite de retourner le noyau :

$$S(i, j) = (I * N)(i, j) = \sum_m \sum_n I(i + m, j + n) N(m, n) \quad (C.5)$$

L'algorithme d'apprentissage va donc apprendre les valeurs du noyau approprié au problème. Suite à la couche de convolution on applique une fonction d'activation, généralement ReLU.

### C.3.2 - Couche de pooling

Après avoir appliqué la couche convolutionnelle ainsi que la fonction d'activation, on applique une opération de *pooling*. Le *pooling* s'apparente à une fonction de sous échantillonnage permettant de réduire la taille des données tout en gardant l'information principale. Cela permet de réduire la quantité de paramètres du réseau et donc d'améliorer le temps de calcul. L'exemple le plus courant est le *max pooling*  $2 \times 2$  qui revient à compresser d'un facteur 4 les données par la valeur maximale. La figure 25 est un exemple de *max pooling* :

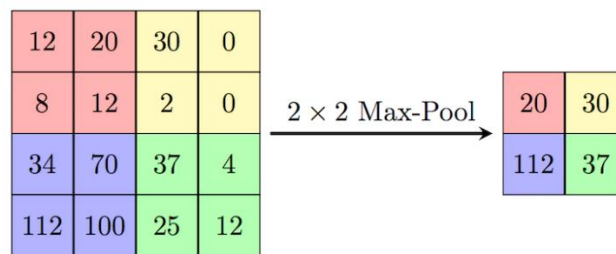


Figure 25 - Max-Pooling  $2 \times 2$ .

Il y a d'autres opérations comme *average pooling* ou encore *L2-norm pooling* qui chacune permettent de mettre en évidence différentes caractéristiques dans les données. En règle générale c'est le *max pooling* qui est le plus utilisé de par son efficacité et du fait qu'il mette en avant les activations fortes du réseau. Le résultat est ensuite envoyé dans une ou plusieurs couches denses pour des tâches de régression ou de classification.

### C.4 - Réseaux de neurones récurrents

Les réseaux récurrents soient *recurrent neural networks* ou encore RNN sont une famille de réseaux de neurones spécialisés dans le traitement de données séquentielles.

Ces réseaux sont principalement utilisés avec des séries temporelles. Ce sont les modèles principalement utilisés pour de la reconnaissance de la parole ou encore de l'écriture. Ils traitent les données une à une pour chaque séquence. Leur différence avec un réseau de neurone classique c'est leur mémoire interne mise à jour à chaque pas de temps. Cela leur permet de garder en mémoire les données vues précédemment dans la séquence de données. C'est pour cela que ce type de modèle est très utilisé avec des données séquentielles.

Les RNN peuvent être vus comme une suite de réseaux de neurones classiques dont la sortie d'un réseau correspond à l'entrée du suivant en se partageant les poids.

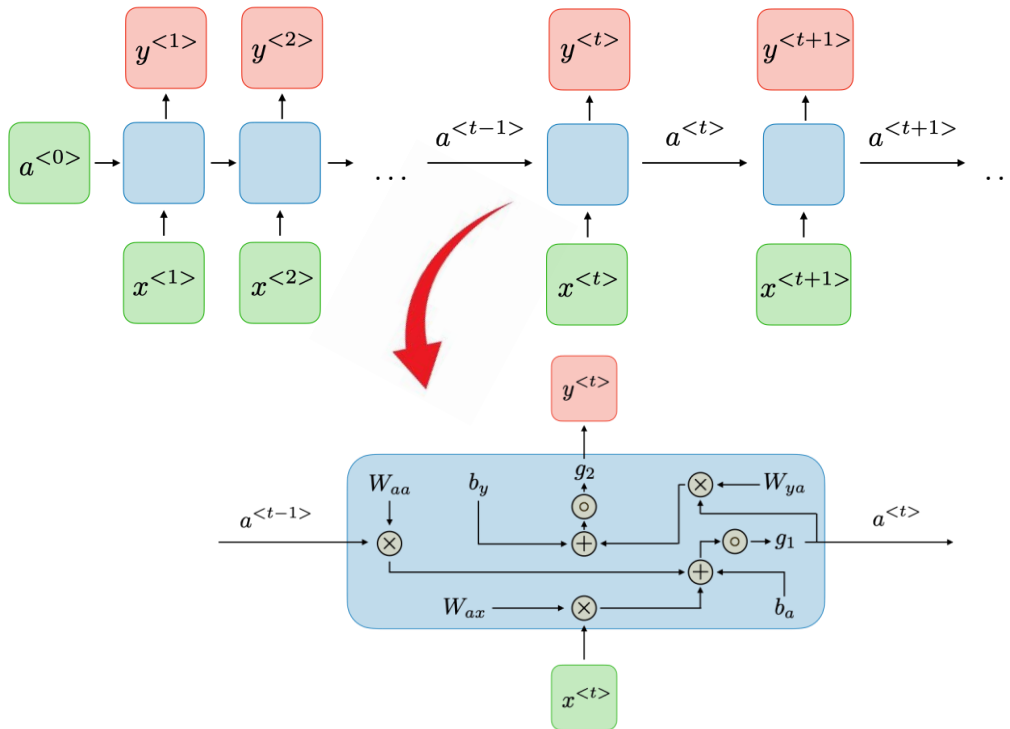


Figure 26 – Architecture d'un RNN. Source : [stanford.edu](http://stanford.edu)

Si on se penche sur les équations du réseau [w4] :

$$a^{<t>} = g_1(W_{aa}a^{<t-1>} + W_{ax}x^{<t>} + b_a)$$

$$y^{<t>} = g_2(W_{ya}a^{<t>} + b_y)$$

(C.6)

Avec  $W_{ax}$ ,  $W_{aa}$ ,  $W_{ya}$ ,  $b_a$  et  $b_y$  les poids et biais du réseau partagés dans le temps et  $g_1$  et  $g_2$  les fonctions d'activations. Les équations mettent bien en évidence l'aspect récurrent de ces réseaux, le calcul à l'instant  $t$  dépend d'informations de l'instant  $t - 1$  qui lui-même dépend de l'instant  $t - 2$  et ainsi de suite, là où la sortie des réseaux de neurones classiques dépend uniquement des valeurs d'entrées.

Seulement ces réseaux sont soumis au problème du *vanishing gradient*, soit la disparition des gradients. Cela veut dire que la valeur du gradient devient tellement petite que plus aucune actualisation des poids n'est réalisée. Il est difficile d'entraîner ces réseaux afin de garder la dépendance à long terme à cause du nombre de couches qui a pour effet d'augmenter

exponentiellement le nombre de multiplications du gradient et donc d'amplifier l'effet du *vanishing gradient*. Pour pouvoir palier à ce problème, de nouvelles architectures ont été introduites comme les LSTM ou les GRU qui permettent un meilleur contrôle de la conservation de l'information et donc une meilleure propagation du gradient.