



**MINISTÈRE  
DES ARMÉES**

*Liberté  
Égalité  
Fraternité*



# Navigation Magnétique

## Étalonnage en ligne de magnétomètre aéroporté

Nathan Laoué



# Sommaire

## 1. Qu'est-ce que la navigation magnétique ?

- a. La navigation magnétique
- b. Problématique actuelle
- c. Solution actuelle

## 2. L'IA, une nouvelle solution ?

- a. L'apport de l'IA
- b. Challenge du MIT
- c. Modèles d'IA

## 3. Résultats

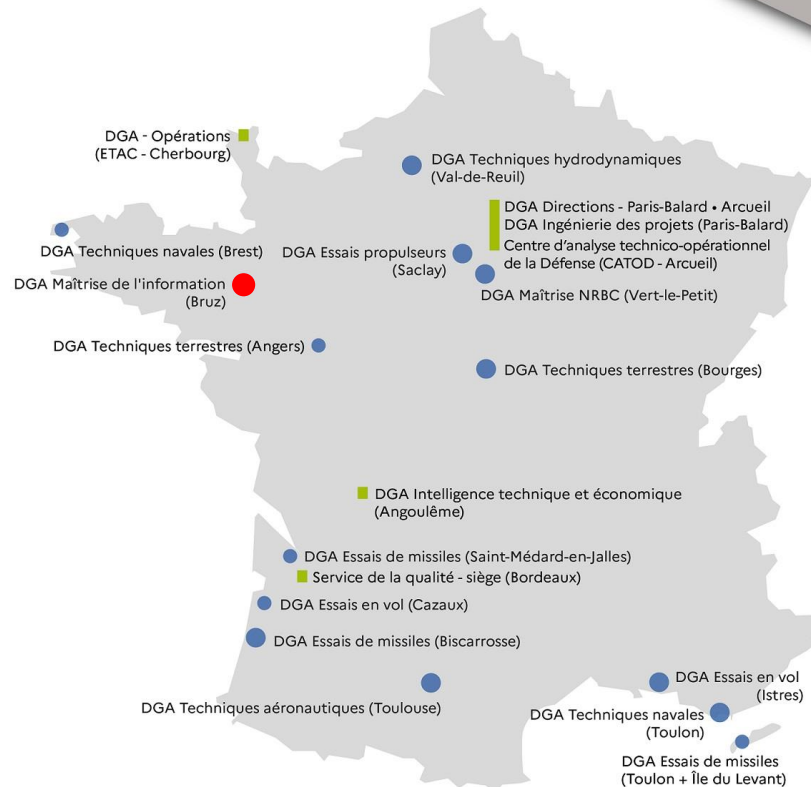
- a. Prétraitement des données
- b. Résultats des différentes méthodes
- c. Visualisation en profondeur du CNN



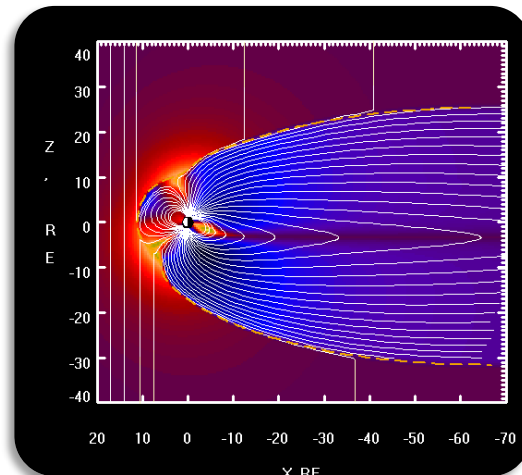
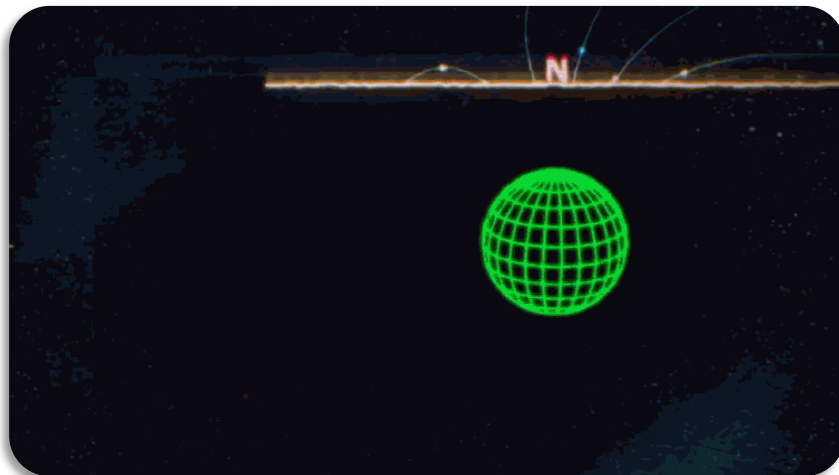
# **DGA – Maîtrise de l'information**

## **Missions de la DGA :**

- Équiper les armées de façon souveraine
- Préparer le futur des systèmes de défense
- Soutenir les exportations
- Promouvoir la coopération européenne
- Développer la BITD française et européenne



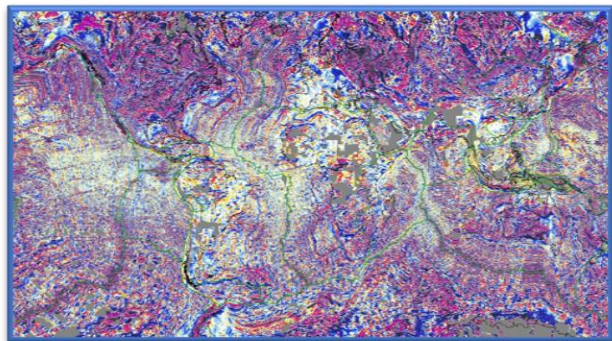
# Qu'est-ce que la Navigation Magnétique ?



# La Navigation Magnétique

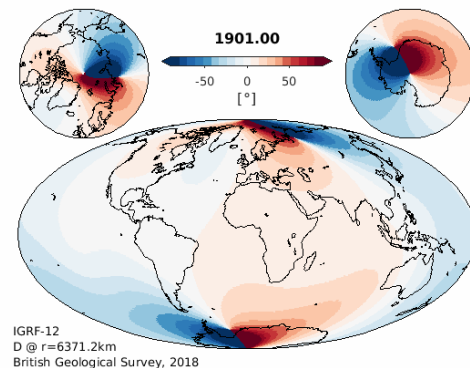
La navigation magnétique est une technique consistant à obtenir une position grâce au champ magnétique terrestre. C'est l'une des plus anciennes formes de navigation.

On peut utiliser une simple boussole pour connaître la direction du nord, ou bien des magnétomètres pour connaître la mesure précise du champ magnétique que l'on corrèle à une carte d'anomalies magnétiques pour obtenir une position.



## 1. Qu'est-ce que la navigation magnétique ?

### a. Navigation magnétique



### Avantages :

- Permet de naviguer par tout temps
- Non soumis au brouillage
- Disponible partout dans le monde
- Varie peu dans le temps

## Problématique actuelle

Trois éléments nécessaires à la navigation magnétique:

- ✓ Carte d'anomalies de bonne qualité – on est actuellement capable de créer des cartes de très bonne qualité
- ✓ Précision des capteurs – les meilleurs capteurs atteignent une justesse de précision de l'ordre du nanotesla
- ✗ Mesure non bruitée du champ magnétique – la compensation des effets du porteur est trop imprécise



→  $B_{mesure} = B_{noyau} + B_{crôte} + B_{diurne} + B_{avion}$

**Forte perturbation magnétique sur les mesures due  
aux différents éléments du porteur**

## Solution actuelle

Pour réduire le champ magnétique de l'avion :

- Perche sur la queue de l'avion (2-3 m)
- Compensation de Tolles-Lawson

Problème :

- Peu pratique d'avoir une perche
- Tolles-Lawson est une compensation linéaire insuffisante dans le cas d'effets dépendants du temps



Tolles-Lawson :

$$B_{\text{measured}} \approx B_{\text{earth}} + B_{\text{aircraftdist}}$$

avec

$$\begin{aligned}
 B_{\text{earth}} &= B_{\text{core}} + B_{\text{crustal}} + B_{\text{sq}} \\
 B_{\text{aircraft}} &= B_{\text{permanent}} + B_{\text{induced}} + B_{\text{eddy}}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 B_{\text{permanent}} \\
 &= a_1 \cos \theta + a_2 \cos \phi + a_3 \cos \psi
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 B_{\text{induced}} \\
 &= Bt(a_4 \cos^2 \theta + a_5 \cos \theta \cos \phi + a_6 \cos \theta \cos \psi + a_7 \cos^2 \phi \\
 &\quad + a_8 \cos \phi \cos \psi + a_9 \cos^2 \psi)
 \end{aligned}$$

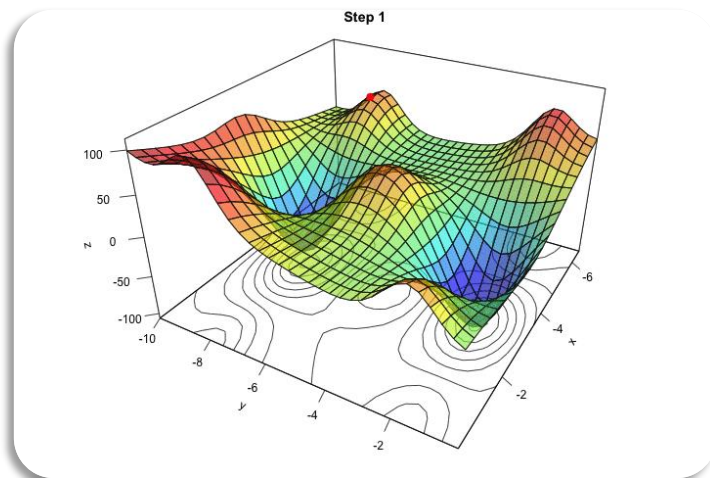
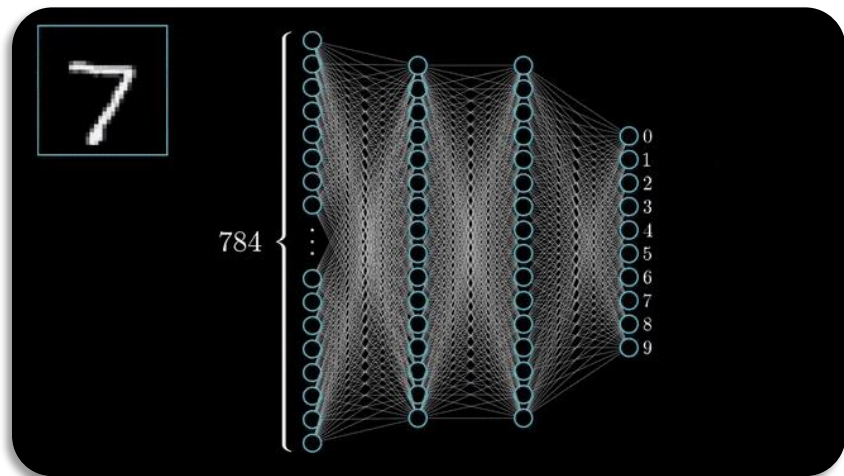
$$\begin{aligned}
 B_{\text{eddy}} \\
 &= Bt(a_{10} \cos \theta (\cos \theta)' + a_{11} \cos \theta (\cos \phi)' + a_{12} \cos \theta (\cos \psi)' \\
 &\quad + a_{13} \cos \phi (\cos \theta)' + a_{14} \cos \phi (\cos \phi)' + a_{15} \cos \phi (\cos \psi)' \\
 &\quad + a_{16} \cos \psi (\cos \theta)' + a_{17} \cos \psi (\cos \phi)' + a_{18} \cos \psi (\cos \psi)')
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 y_{\text{measured}} &= Ax \\
 bpf(y_{\text{earth}} + y_{\text{aircraft}}) &= bpf(Ax) \\
 y_{\text{aircraft}} &\cong Ax
 \end{aligned}$$

[A Modified Tolles-Lawson Model Robust to the Errors of the Three-Axis Strapdown Magnetometer](#)



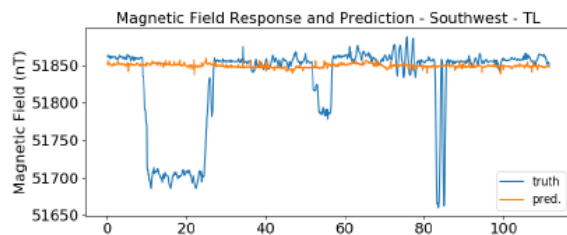
# L'IA, une nouvelle solution ?



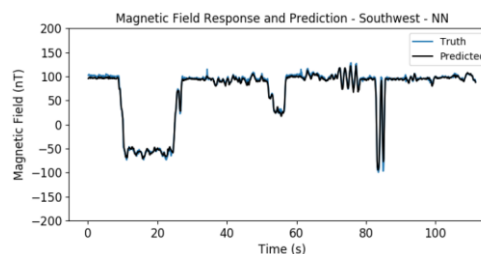


# L'apport de l'IA

Compensation avec Tolles-Lawson



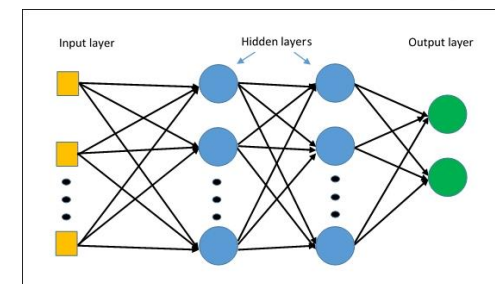
Compensation par IA



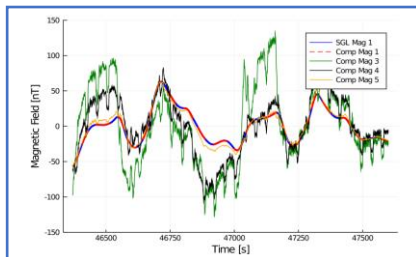
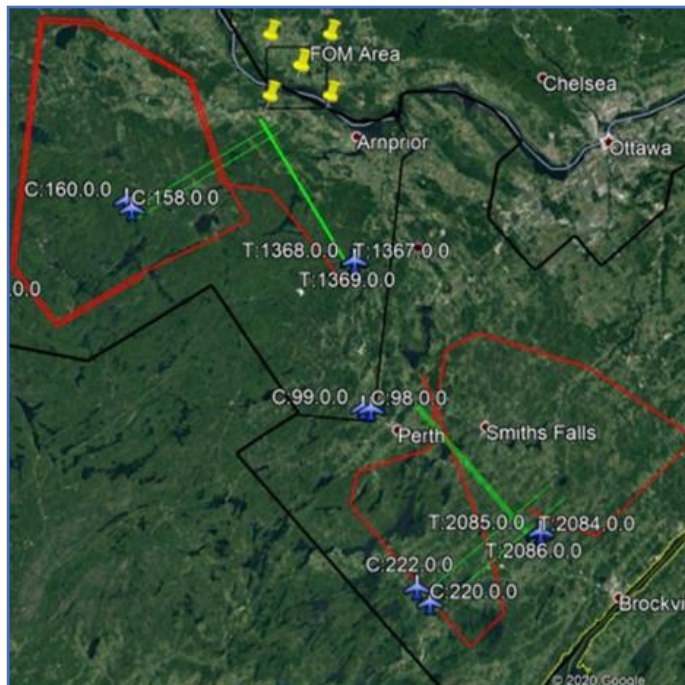
Mitchel Hezel – Improving aeromagnetic calibration using artificial neural networks

L'IA permet d'ajouter de la non-linéarité dans la modélisation et donc de prendre en compte plus d'effets pour effectuer la compensation, cela permettrait d'atteindre 10 nT d'erreur de compensation.

Compensation par IA à l'aide d'un perceptron multicouche. Nette différence entre les deux compensations.



# Challenge du MIT



Pour étudier le problème, on se base sur un challenge du MIT/USAF dont le but est de compenser les mesures magnétiques de capteurs situés à l'intérieur d'un Cessna 208B Grand Caravan. La « vérité » est fournie grâce à une perche à l'arrière de l'avion.

## Données à disposition :

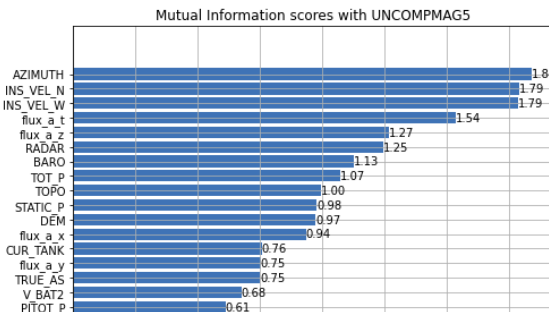
- 6 vols différents
- 37 capteurs différents dont 8 magnétomètres scalaires et vectoriels
- Données de cartes magnétiques précises de la zone de vol
- Événements en vol



# Sélection des données

Pearson correlation coefficient										Spearman's rank correlation coefficient									
INS_VEL_W	0.241	0.116	0.747	-0.001	-0.062	-0.229	-0.520	0.390		INS_VEL_W	0.176	0.112	0.759	0.111	-0.065	-0.201	-0.441	0.391	
INS_VEL_V	-0.095	0.090	0.115	-0.124	-0.077	0.050	0.069	0.080		INS_VEL_V	-0.089	0.051	0.053	0.023	-0.068	-0.019	0.069	0.056	
INS_VEL_N	0.941	0.195	-0.004	0.125	0.068	0.080	-0.942	0.833		INS_VEL_N	0.926	0.181	0.072	0.022	0.024	0.037	-0.933	0.761	
TOPO	0.162	0.684	-0.090	0.539	0.009	0.590	-0.171	0.013		TOPO	0.223	0.686	-0.049	0.514	0.044	0.652	-0.231	0.072	
CUR_ACH	-0.182	0.100	-0.119	0.106	-0.086	0.287	0.172	-0.152		CUR_ACH	-0.220	0.099	-0.304	0.213	0.263	0.278	0.276	-0.311	
CUR_ACLo	-0.043	0.123	-0.056	0.063	-0.060	0.190	0.308	-0.212		CUR_ACLo	-0.033	0.114	-0.065	0.061	0.073	0.207	0.304	-0.237	
CUR_ACPWR	-0.090	0.141	-0.067	0.146	-0.143	0.021	-0.007	0.021		CUR_ACPWR	-0.100	0.161	-0.036	0.115	-0.129	0.004	-0.006	0.023	
CUR_BAT1	-0.059	0.051	-0.022	0.071	0.070	0.041	0.015	-0.031		CUR_BAT1	-0.057	0.056	-0.007	0.080	-0.066	0.031	0.011	-0.015	
CUR_BAT2	-0.024	0.013	0.011	-0.027	0.034	-0.002	-0.001	0.005		CUR_BAT2	-0.025	0.035	0.006	-0.026	0.031	0.001	-0.001	0.004	
CUR_COM1	0.186	0.359	-0.055	0.346	-0.008	0.251	-0.229	0.136		CUR_COM1	-0.326	0.575	-0.023	0.478	0.041	0.496	-0.342	0.180	
CUR_FLAP	-0.132	0.014	0.044	-0.003	-0.059	0.007	0.096	0.080		CUR_FLAP	-0.593	0.015	0.332	0.045	-0.406	0.010	0.476	-0.392	
CUR_INTR	-0.170	-0.320	-0.030	0.163	-0.318	-0.113	0.003	-0.047		CUR_INTR	-0.202	-0.343	-0.007	0.103	-0.279	-0.131	0.007	0.067	
CUR_OUTPWR	-0.089	-0.139	-0.065	0.143	-0.141	0.020	-0.007	0.021		CUR_OUTPWR	-0.098	-0.158	-0.035	0.113	-0.128	-0.003	-0.006	0.023	
CUR_SRVO_I	-0.050	0.044	-0.089	-0.025	0.109	0.028	0.081	-0.068		CUR_SRVO_I	-0.036	0.039	-0.092	-0.022	0.102	0.029	0.057	-0.100	
CUR_SRVO_V	-0.147	0.014	-0.035	0.001	0.059	0.012	-0.124	0.125		CUR_SRVO_V	-0.150	0.012	-0.036	0.005	0.055	0.015	-0.126	0.114	
CUR_SRVO_O	-0.176	0.035	0.203	-0.050	-0.207	0.005	0.132	-0.133		CUR_SRVO_O	-0.163	0.035	0.176	0.005	-0.198	0.004	0.127	-0.119	
CUR_STRB	-0.048	0.116	0.002	0.305	-0.249	0.134	-0.103	0.022		CUR_STRB	-0.166	0.146	0.774	0.158	-0.923	-0.149	-0.118	0.104	
CUR_TANK	-0.173	-0.307	-0.124	0.026	-0.072	-0.266	-0.264	0.242		CUR_TANK	-0.502	-0.176	0.041	-0.122	-0.116	-0.228	-0.607	0.587	
DIURNAL	-0.050	-0.078	0.284	-0.248	-0.179	0.075	0.056	-0.098		DIURNAL	-0.019	-0.177	0.293	-0.193	-0.275	-0.117	-0.011	-0.118	
INS_ACC_X	-0.159	-0.051	-0.033	0.060	0.138	-0.025	0.099	0.009		INS_ACC_X	-0.158	-0.026	-0.027	0.069	0.027	-0.000	0.117	0.009	
INS_ACC_Y	-0.004	-0.052	-0.030	0.014	0.104	-0.029	-0.013	0.003		INS_ACC_Y	0.056	-0.036	-0.017	0.011	0.033	-0.024	-0.076	0.022	
INS_ACC_Z	-0.016	-0.001	0.006	0.006	-0.013	0.001	0.013	-0.018		INS_ACC_Z	-0.013	0.014	0.011	0.014	-0.014	0.011	0.002	-0.008	
AZIMUTH	0.960	0.108	0.588	0.070	-0.750	-0.139	-0.571	0.319		AZIMUTH	0.342	0.061	0.814	0.070	-0.680	-0.113	-0.573	0.279	
PITCH	-0.184	-0.173	0.158	-0.125	-0.191	-0.101	0.136	-0.152		PITCH	-0.197	-0.130	0.097	0.002	-0.184	-0.059	0.133	-0.097	
ROLL	-0.015	0.146	0.323	-0.016	0.344	0.047	-0.041	-0.019		ROLL	-0.055	0.087	0.260	0.022	-0.279	-0.010	0.004	-0.014	
V_Accn	0.075	0.104	0.141	0.141	0.017	0.058	-0.115	0.075		V_Accn	0.045	0.133	-0.115	0.031	0.018	0.075	-0.090	0.104	
V_Accp	-0.030	0.341	0.167	-0.082	0.095	0.236	0.127	-0.090		V_Accp	-0.013	0.378	0.126	0.135	0.064	0.261	0.103	-0.167	
V_ACPWR	0.043	-0.041	0.085	-0.215	0.065	-0.153	0.014	0.014		V_ACPWR	-0.047	-0.018	0.047	-0.195	0.058	-0.127	0.016	-0.015	
V_BACK	0.048	0.106	0.015	-0.056	0.099	0.030	0.005	0.013		V_BACK	-0.059	0.116	0.002	-0.033	0.089	0.043	0.002	-0.017	
V_BACKn	-0.013	-0.317	-0.084	-0.073	-0.040	-0.259	-0.034	0.045		V_BACKn	-0.028	-0.294	-0.060	-0.194	-0.025	-0.241	-0.025	0.075	
V_BACKp	-0.050	0.424	0.088	0.045	0.131	0.306	0.044	-0.038		V_BACKp	-0.077	0.434	0.063	0.201	0.109	0.320	0.033	-0.109	
V_BAT1	-0.209	0.770	0.087	-0.437	-0.213	0.628	0.096	-0.004		V_BAT1	-0.199	0.754	0.059	0.535	-0.230	0.642	0.067	-0.077	
V_BAT2	-0.042	-0.497	-0.126	-0.069	-0.121	-0.438	-0.122	0.111		V_BAT2	-0.026	-0.561	-0.103	-0.354	-0.076	-0.485	-0.086	0.183	
V_BLOCK	0.062	0.061	0.050	-0.066	0.044	-0.052	0.020	0.002		V_BLOCK	-0.040	0.098	0.043	-0.047	0.056	-0.009	0.025	-0.020	
V_CABT	0.066	0.069	0.053	-0.151	0.117	-0.047	0.008	0.019		V_CABT	-0.076	0.088	0.024	-0.122	0.103	-0.025	0.005	-0.020	
V_FAN	-0.002	0.100	0.035	-0.084	0.098	0.032	0.055	-0.023		V_FAN	-0.018	0.115	0.017	-0.033	0.082	0.043	0.048	-0.055	
V_GYRO1	-0.024	0.242	0.120	-0.069	0.078	0.165	0.097	-0.069		V_GYRO1	-0.006	0.288	0.094	0.100	0.054	0.198	0.084	-0.134	
V_GYRO2	-0.038	0.245	0.060	0.031	0.069	0.214	0.091	-0.080		V_GYRO2	-0.017	0.253	0.046	0.166	0.041	0.219	0.073	-0.110	
V_OUTPWR	-0.047	-0.021	0.080	-0.204	0.073	-0.136	0.014	0.014		V_OUTPWR	-0.051	0.001	0.044	-0.184	0.066	-0.112	0.015	-0.016	
V_Resn	0.035	0.018	-0.013	-0.000	0.026	0.002	0.025	0.022		V_Resn	-0.029	-0.019	-0.016	0.002	-0.018	-0.039	0.034	0.034	
V_Resp	-0.005	0.040	0.037	-0.057	0.032	0.010	0.029	-0.012		V_Resp	-0.026	0.024	0.049	-0.017	-0.013	0.004	0.043	-0.042	
V_SERVO	-0.039	0.333	0.092	-0.086	0.187	0.186	0.082	-0.043		V_SERVO	-0.074	0.367	0.061	0.060	0.152	0.216	0.064	-0.121	
RES_MAG5_DEC1										RES_MAG5_DEC1									
RES_MAG5_DEC2										RES_MAG5_DEC2									
RES_MAG5_DEC3										RES_MAG5_DEC3									
RES_MAG5_DEC4										RES_MAG5_DEC4									
RES_MAG5_DEC5										RES_MAG5_DEC5									
RES_MAG5_DEC6										RES_MAG5_DEC6									
RES_MAG5_DEC7										RES_MAG5_DEC7									
RES_MAG5_DEC8										RES_MAG5_DEC8									
RES_MAG5_DEC9										RES_MAG5_DEC9									
RES_MAG5_DEC10										RES_MAG5_DEC10									

	Pearson	Spearman
V_BAT1	0.557	0.608
DEM	0.554	0.531
TOPO	0.543	0.502
DRAPE	0.432	0.413
RADAR	0.303	0.409
CUR_TANK	0.289	0.327
TOT_P	0.257	0.310
STATIC_P	0.241	0.264
BARO	0.240	0.264
INS_VEL_N	0.231	0.260
PITCH	0.194	0.235
LONG_ACC	0.192	0.232
V_BAT2	0.188	0.193
V_ACPWR	0.139	0.163
CUR_ACLo	0.137	0.162
-V_BAT1		
-DEM		
-TOPO		
-DRAPE		
-RADAR		
-CUR_FLAP		
-CUR_COM1		
-BARO		
-STATIC_P		
-LONG_ACC		
-PITCH		
-TOT_P		
-V_BAT2		
-INS_VEL_N		
-CUR_TANK		



## 2. L'IA, une nouvelle solution ?

### b. Challenge du MIT

Afin d'obtenir plus d'informations sur le dataset ainsi que sur les données nécessaires à l'entraînement, plusieurs méthodes d'analyses ont été utilisées.

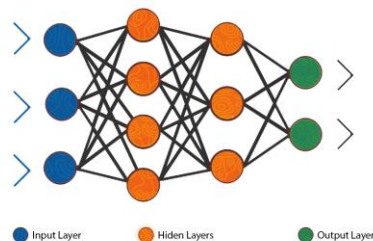
### Variables retenues :

- Magnétomètres 4 et 5 de l'avion
- Vitesses de l'avion
- Attitude de l'avion
- Altitude barométrique
- Données électriques des batteries, réservoir et volets de l'avion

# Modèles d'IA

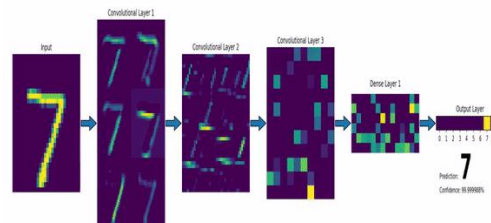
Les modèles que nous étudions sont des modèles de deep learning, c'est-à-dire à base de réseaux de neurones. Le problème est supervisé (on connaît la vérité-terrain).

MLP



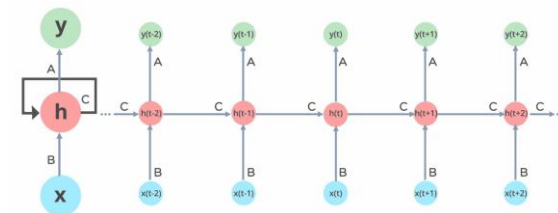
Les MLP supposent que toutes les données sont liées entre elles

CNN



Les CNN cherchent des relations locales entre les données

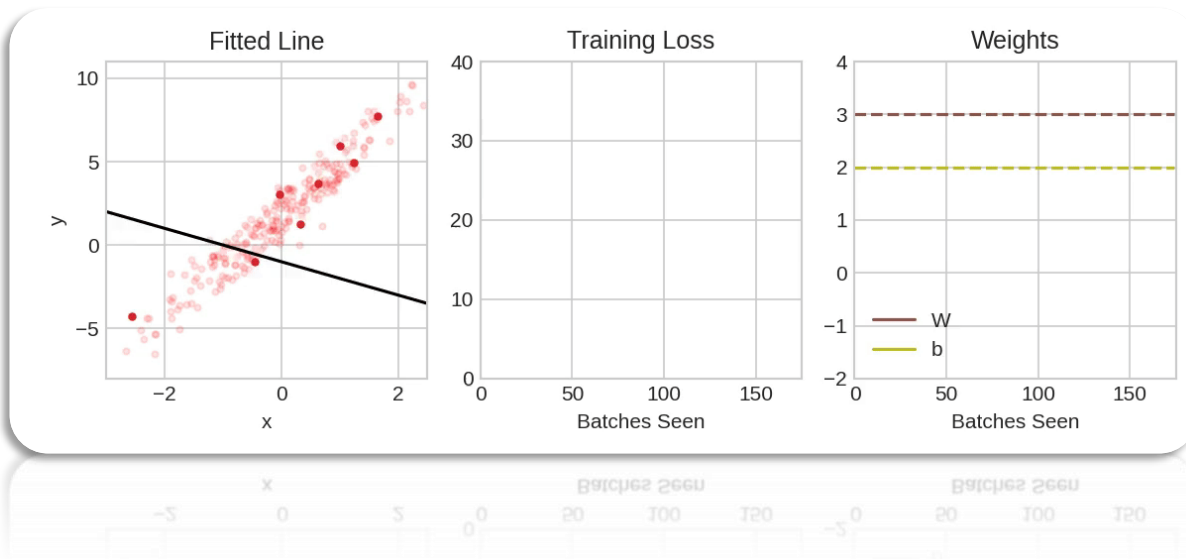
RNN



Les RNN cherchent des relations séquentielles entre les données



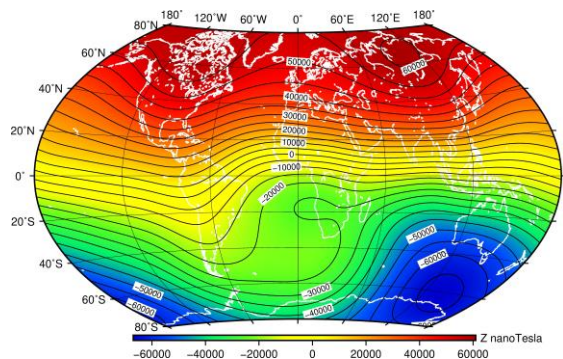
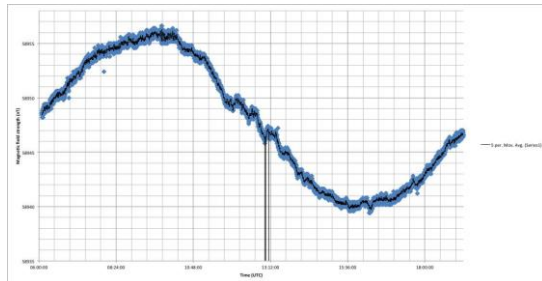
# Résultats actuels



# Prétraitement des données

Pour passer de la donnée brute à l'anomalie magnétique, il y a 2 principales corrections à prendre en compte:

- Correction des variations temporelles (Cycle jour nuit, aurores boréales, ...)
- Correction du champ magnétique principal de la Terre à l'aide du modèle IGRF



$$V(r, \theta, \phi, t) = a \sum_{n=1}^N \sum_{m=0}^n \left(\frac{a}{r}\right)^{n+1} [g_n^m(t) \cos(m\phi) + h_n^m(t) \sin(m\phi)] P_n^m(\cos \theta)$$

Données brutes

Données compensées par Tolles-Lawson

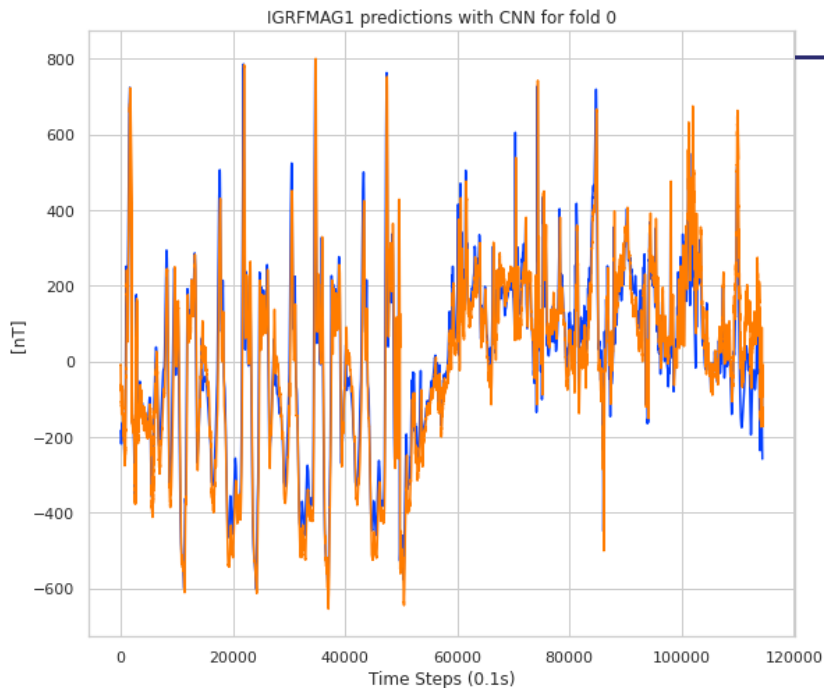
Données compensées des variations temporelles

Données compensées du champ magnétique principal de la Terre à l'aide de l'INS

Standardisation des données

Le modèle n'a plus qu'à réduire les erreurs faites lors de la compensation de Tolles-Lawson.

## Résultats avec Tolles-Lawson



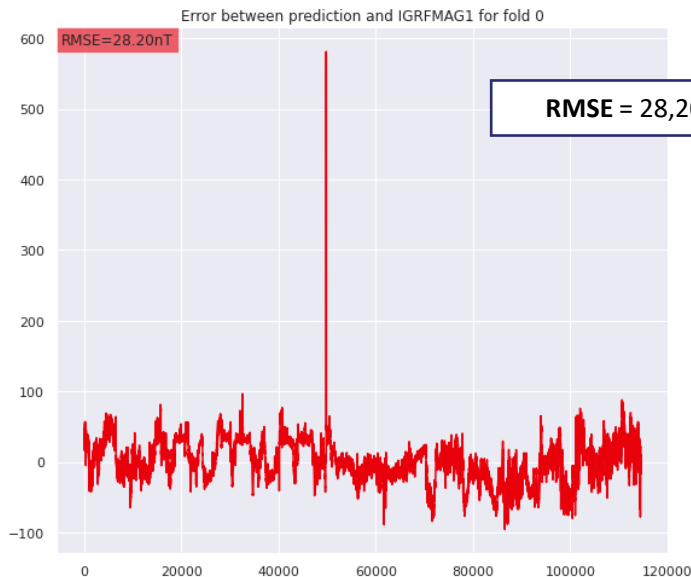
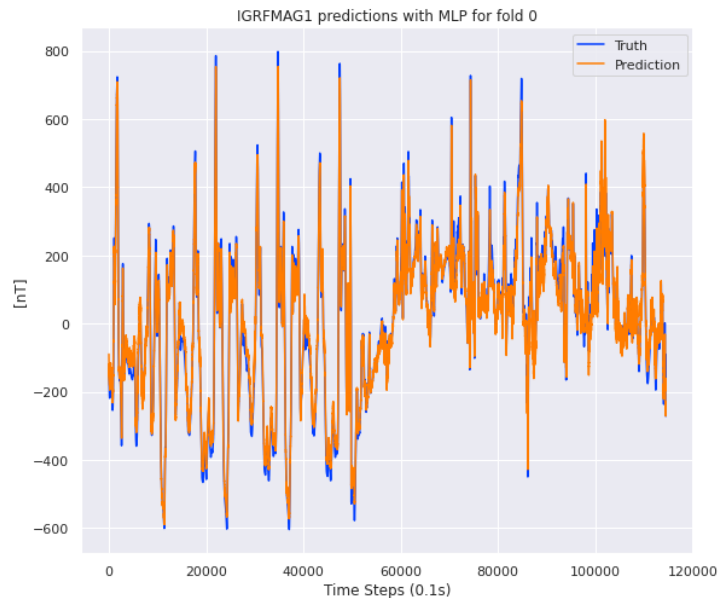
RMSE = 51,08 nT

**But :** RMSE proche ou inférieure à 10 nT

Magnétomètre 5 compensé par la méthode de Tolles-Lawson sur le vol 1007



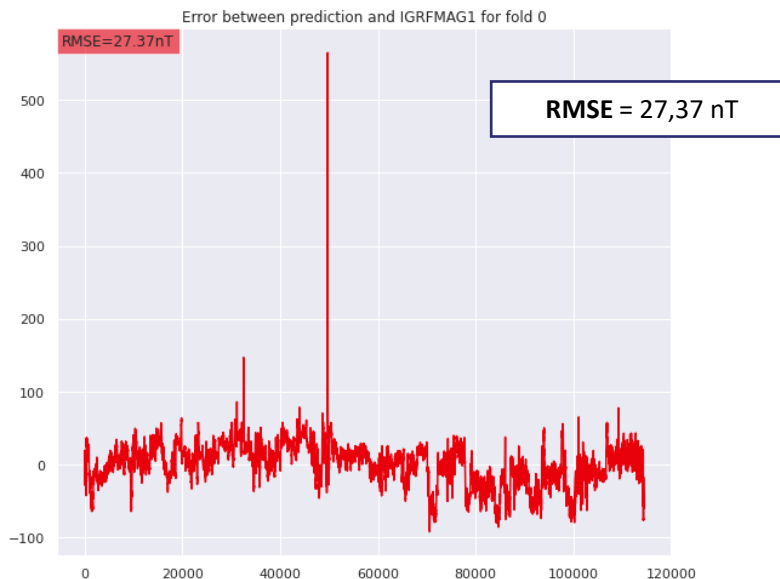
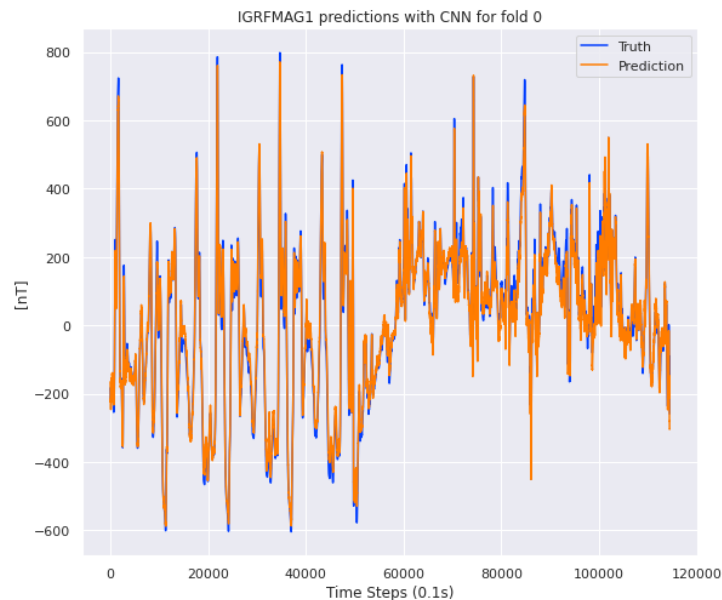
## Résultats pour les MLP



Prédictions du modèle pour le vol 1007

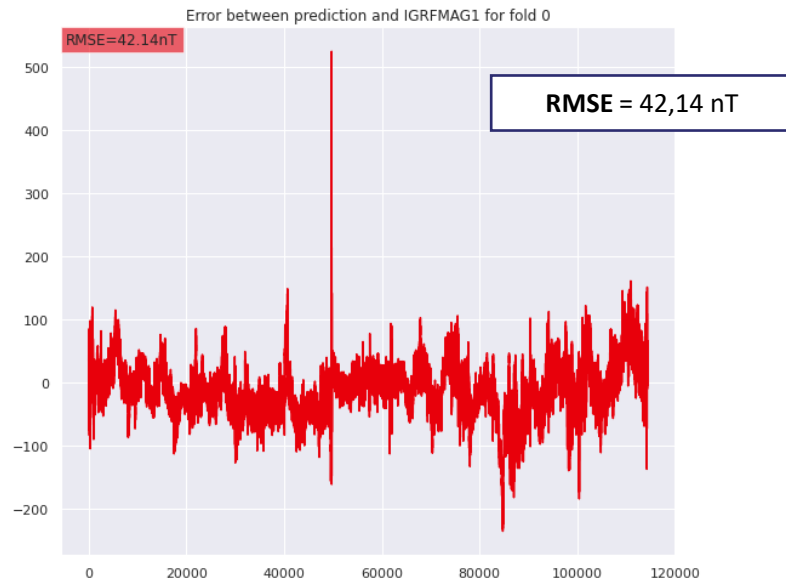
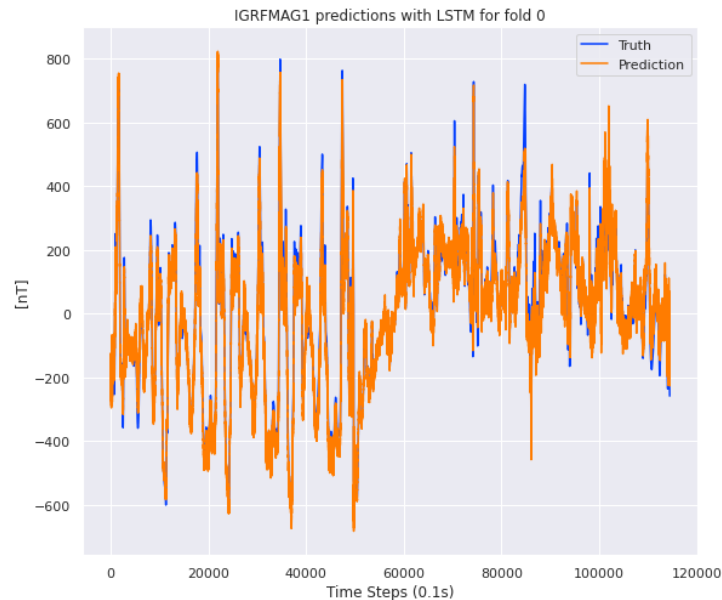


# Résultats pour les CNN



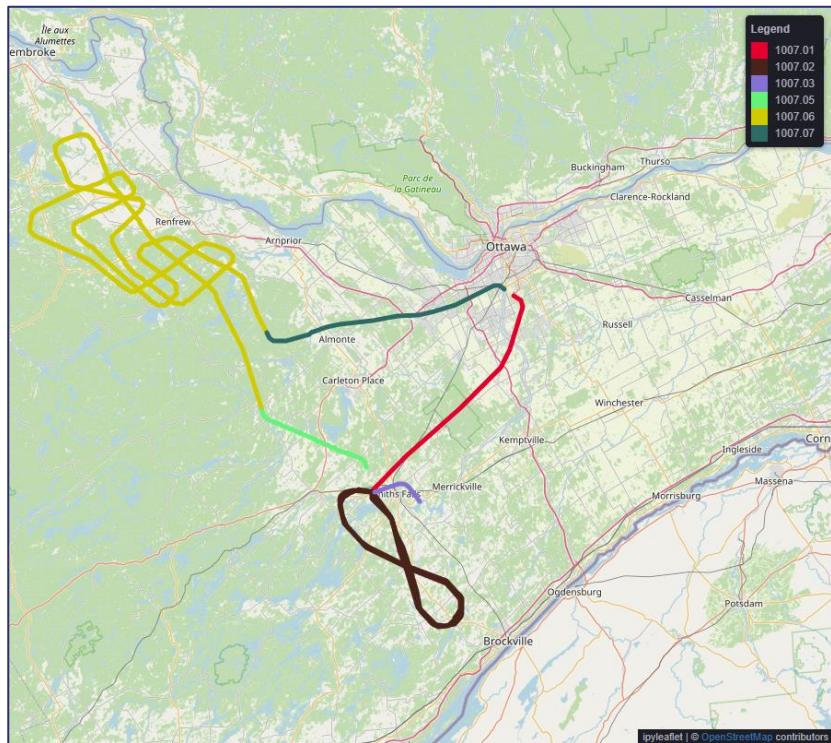
Prédictions du modèle pour le vol 1007

## Résultats pour les RNN



Prédictions du modèle pour le vol 1007

## Comparaison des modèles



Line number	RMSE [nT]
1007.01	26.38
1007.02	25.51
1007.03	28.47
1007.05	21.92
1007.06	25.46
1007.07	25.54

RMSE par  
sections pour le  
MLP

Line number	RMSE [nT]
1007.01	19.54
1007.02	21.63
1007.03	29.70
1007.05	19.90
1007.06	23.00
1007.07	19.30

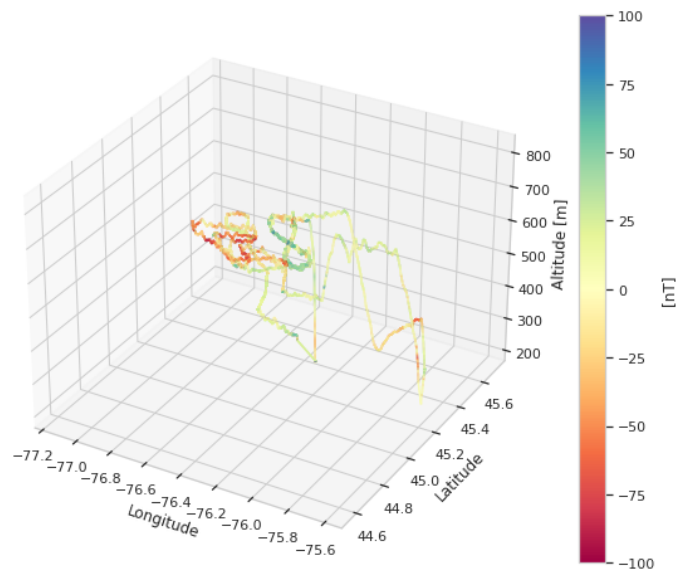
RMSE par  
sections pour le  
CNN

Line number	RMSE [nT]
1007.01	36.50
1007.02	34.75
1007.03	39.46
1007.05	31.40
1007.06	35.80
1007.07	34.14

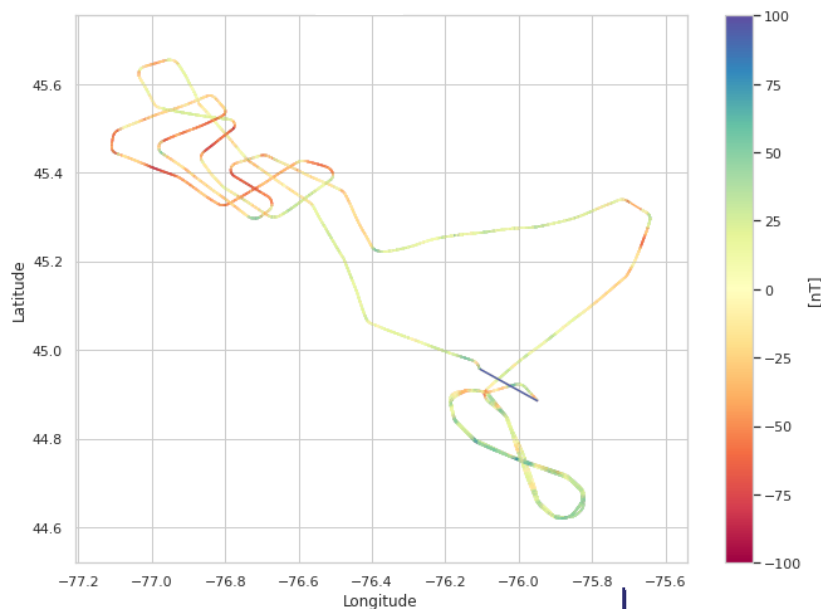
RMSE par  
sections pour le  
LSTM

Le CNN semble être le modèle le plus prometteur, sa RMSE globale sur le vol 1007 est la meilleure parmi tous les modèles. De plus c'est celui qui a les meilleures performances sur la section 1007.06.

# Visualisation en profondeur du CNN

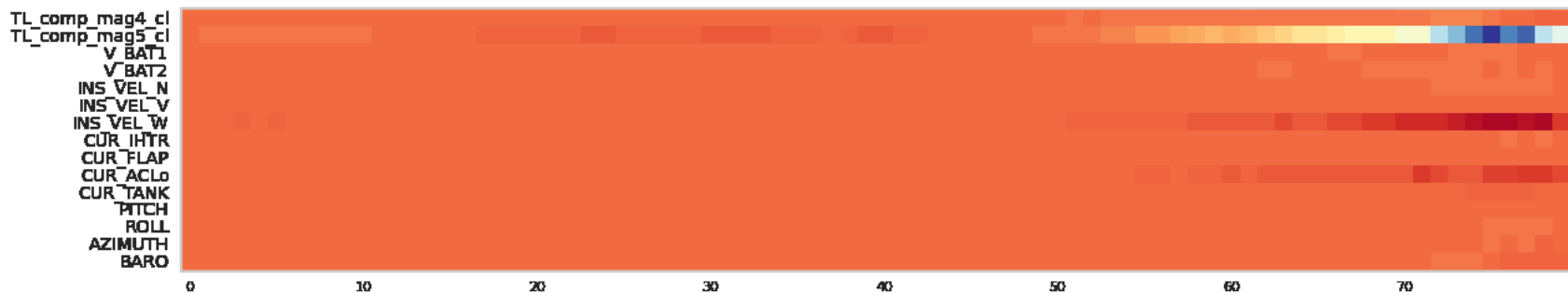


Erreur entre la prédiction et le magnétomètre 1 en fonction de la position pour le vol 1007



Le réseau semble avoir plus de mal à modéliser les montées et descentes à haute altitude

## Visualisation en profondeur du CNN



Le réseau utilise principalement le magnétomètre 5 (le moins bruité) mais également d'autres données comme la vitesse de l'avion ou la mesure du courant des volets de l'avion

## Conclusion et perspectives

Les modèles à base d'IA permettent d'améliorer les performances par rapport à Tolles-Lawson.

Cependant ils ne sont pas suffisants pour atteindre une erreur de compensation proche de 10 nT.

Pistes d'améliorations possibles :

- Données de différents types d'avions, ainsi qu'à différentes zones pour évaluer la robustesse des modèles
- Test d'autres modèles sur les données
- Transformation des données électriques en données magnétiques





# Questions ?

