

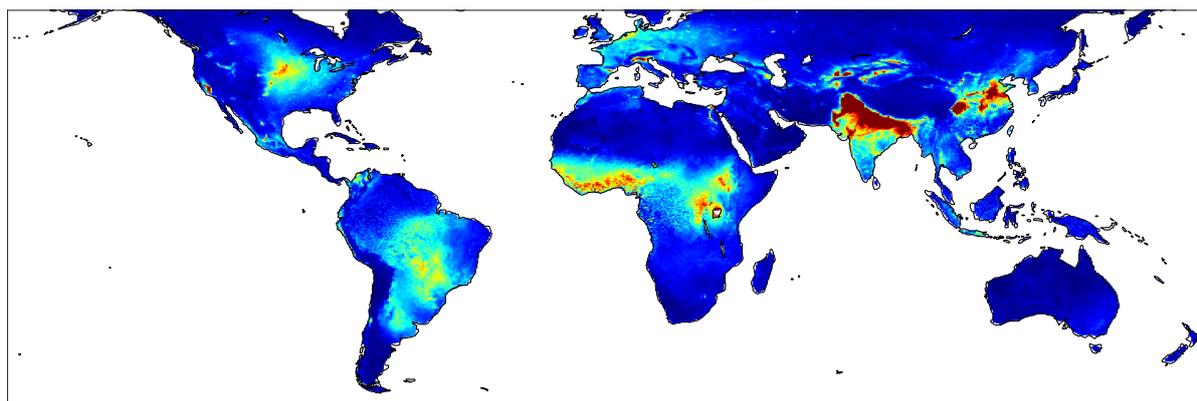


UNIVERSITÉ LIBRE DE BRUXELLES

Faculté des Sciences

Service Spectroscopy, Quantum Chemistry and Atmospheric Remote Sensing (SQUARES)

# Identification de l'ammoniac d'origine non-pyrogénique dans l'atmosphère



Mémoire présenté par  
**FUEYO-RODRIGUEZ, David**  
en vue de l'obtention du grade académique de  
Master en Sciences et Gestion de l'Environnement,  
Finalité Sciences de l'Environnement  
**Année académique : 2019–2020**

**Promoteur** : Lieven Clarisse

**Co-promoteur** : Martin Van Damme



# Résumé

L'ammoniac ( $\text{NH}_3$ ) est un des principaux composés alcalins dans l'atmosphère. Il fait partie du cycle de l'azote et en tant qu'azote réactif, contribue à de nombreux problèmes de santé publique et environnementaux. L'augmentation d'azote réactif dans l'environnement conduit à l'eutrophisation et à l'acidification des écosystèmes, ainsi qu'à une diminution de la biodiversité. Les principales sources d'ammoniac sont les cultures et l'élevage, les feux de biomasse et les industries. Une fois émis dans l'atmosphère, le  $\text{NH}_3$  va rapidement réagir avec les acides présents et mener à la production de particules fines, particulièrement nocives pour la santé.

La surveillance de l'ammoniac atmosphérique est complexe. C'est un composé qui n'est pas facile à mesurer in situ et sa courte durée de vie conduit à une grande variabilité spatiale et temporelle. Les réseaux de mesures effectuées depuis les sols ont une couverture limitée et les inventaires d'émissions sont sujets à de grandes incertitudes suite aux nombreux paramètres influençant les émissions. La télédétection dans l'infrarouge thermique (TIR) effectuée par des instruments en orbite offre depuis plus d'une décennie maintenant des observations quotidiennes de  $\text{NH}_3$  à l'échelle globale.

Le sondeur IASI (pour "Infrared Atmospheric Sounding Interferometer") à bord du satellite MetOp a montré sa capacité à mesurer l'ammoniac. Ces mesures permettent une approche complémentaire aux inventaires d'émissions pour la quantification des budgets du  $\text{NH}_3$ . Grâce au grand nombre de données disponibles et à l'application d'algorithmes de suréchantillonnage permettant d'obtenir des distributions à l'échelle du kilomètre, de nombreuses sources ponctuelles ont été identifiées et catégorisées. Cependant, leur identification est limitée dans les régions du monde sujettes à d'importantes émissions d'ammoniac atmosphérique par les feux de biomasse.

Le but de ce mémoire est de séparer les observations IASI en deux jeux de données regroupant d'une part celles étant affectées par les feux et d'autres part, celles qui ne le sont pas. Pour ce faire, différentes approches ont été mises en place dont deux reposent exclusivement sur le produit des feux actifs de l'instrument MODIS (pour "MODerate-Resolution Imaging Spectroradiometer") à bord du satellite Terra. La première se base sur les séries temporelles de feux actifs pour des régions choisies afin de sélectionner les observations IASI impactées par les émissions pyrogéniques. La seconde identifie quant à elle les observations IASI à proximité de chaque feu individuel détecté par MODIS. Le dernier algorithme, plus sophistiqué, est basé sur un réseau de neurones artificiels prenant en compte, en plus du  $\text{NH}_3$ , les observations IASI de monoxyde de carbone ( $\text{CO}$ ), d'acide acétique ( $\text{CH}_3\text{COOH}$ ) et d'éthylène ( $\text{C}_2\text{H}_4$ ) ayant également des sources pyrogéniques.

L'application des méthodes de détection sur le jeu de données IASI- $\text{NH}_3$  a permis pour la première fois l'obtention de distributions globales d'ammoniac d'origine non-pyrogénique et pyrogénique séparément. La méthode basée sur les séries temporelles sur-estime cependant généralement la contribution des feux, particulièrement aux États-Unis.

L'approche basée sur la proximité avec un feu détecté par contre ne permet pas d'identifier toutes les données IASI impactées par les feux, ce qui est probablement dû au décalage temporel existant entre la puissance radiative maximale du feu et les émissions d'ammoniac pyrogénique. Cette méthode est également fortement dépendante de la qualité de détection des feux par MODIS. Le troisième algorithme, reposant sur le développement d'un réseau de neurones artificiels, produit les distributions les plus cohérentes et les plus en adéquation avec la saisonnalité de feux observée par MODIS. Il permet de classifier correctement les panaches intenses et sporadiques des régions boréales ainsi que les nombreuses observations liées à d'importantes saisons des feux dans les régions équatoriales. Cependant, le réseau a une justesse faible dans certaines régions telles qu'en Australie. Il présente également des difficultés à classifier les observations lorsqu'on est en présence de colonnes totales élevées de CO et de NH<sub>3</sub> d'origine anthropique comme c'est le cas en Chine.

Finalement, le jeu de données IASI–NH<sub>3</sub> non-pyrogénique a été utilisé afin de détecter de nouvelles sources ponctuelles dans les régions dont les distributions étaient précédemment largement impactées par les feux de biomasse. Grâce à une méthode de sur-échantillonnage, une quinzaine de nouvelles sources ponctuelles de NH<sub>3</sub> ont été détectées, principalement situées en Asie du Sud-Est.

# Abstract

Ammonia ( $\text{NH}_3$ ) is one of the main alkaline compounds in the atmosphere. This species plays a key role in the nitrogen cycle because it is a highly reactive nitrogen compound and contributes to health and environmental concerns. Increased reactive nitrogen in the environment causes eutrophication, acidification of ecosystems and a loss of biodiversity. The main sources of ammonia include agriculture, biomass burning and industry. Once released, ammonia reacts quickly with acids from the atmosphere to form secondary particulate matter which is of main public health concern.

Monitoring atmospheric ammonia is quite complex, as it is difficult to measure in situ and its short lifetime in the atmosphere produces a distribution highly variable in both time and space. Measurement networks from the ground also offer only a limited coverage in space. The emissions budgets are also plagued with large uncertainties because of the large number of variables involved in the emissions factors. Satellite infrared remote sensing offers now (for more than 10 years) daily global atmospheric ammonia measurements.

The IASI sounder (Infrared Atmospheric Sounding Interferometer) on board of the MetOp satellites in particular has demonstrated its capability to measure ammonia. Those measurements are complementary to the bottom-up approach to quantify the emission budget of  $\text{NH}_3$ . With the help of a massive number of measurements and the use of imaging techniques, it is possible to obtain highly resolved spatial averages (of a resolution around 1 km). These have allowed identifying and categorizing a large number of different point sources. However, their identification is hampered in those regions of the world where emissions of ammonia by biomass burning are important.

The goal of this Master thesis is to set up an algorithm that can correctly separate IASI observations in two datasets. The first one groups together all the IASI observations affected by fires and the second those which are not. To achieve this, different approaches have been set up, and two of them are based on the active fire product of MODIS (MODerate-Resolution Imaging Spectroradiometer) Terra. The first one is based upon the analysis of time series of fires on selected regions to select the observations affected by pyrogenic emissions. The second method identifies IASI observations as contaminated when these are close to an individual fire detected by MODIS. The last approach is based upon an artificial neural network trained with IASI observations of  $\text{NH}_3$  and also carbon monoxide ( $\text{CO}$ ), acetic acid ( $\text{CH}_3\text{COOH}$ ) and ethylene ( $\text{C}_2\text{H}_4$ ); which are all compounds that are known to be emitted by fires.

The different methods of detection have been applied to the IASI- $\text{NH}_3$  dataset and permitted for the first time to obtain the global non-pyrogenic and pyrogenic distributions of  $\text{NH}_3$  separately. The first method based on time series generally overestimates the contribution of fires, particularly in North America. The approach based on the proximity of an active fire, however, does not detect all IASI observations affected by fires, this is most likely due to a temporal shift between the fire radiative power maximum and the

emissions from pyrogenic ammonia. This method also heavily relies on the quality of the active fire MODIS data. The third algorithm based on an artificial neural network provides the most coherent distributions and is consistent with the fire seasonality observed by MODIS. It permits to correctly identify intense biomass plumes in the boreal region and most observations in the fire season in the equatorial regions. The algorithm performs worst in Australia and parts of China. The latter exhibits simultaneously high columns of CO and NH<sub>3</sub> of anthropic origin, which explains the lesser performance.

Finally, the IASI-NH<sub>3</sub> non-pyrogenic dataset has been used to detect new point sources where the ammonia distributions were heavily impacted by biomass burning. Thanks to the oversampling method, fifteen new point sources of NH<sub>3</sub> have been detected, mostly in Southeast Asia.

# Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>1</b>
1.1	Cycle de l'azote et ses perturbations . . . . .	1
1.2	L'ammoniac ( $\text{NH}_3$ ) . . . . .	3
1.2.1	Sources, puits et transport . . . . .	3
1.2.2	Mesure de l'ammoniac dans l'atmosphère . . . . .	5
1.3	Les feux de biomasse . . . . .	8
1.3.1	Cycle de combustion . . . . .	9
1.3.2	Paramètres influençant la combustion . . . . .	10
1.3.3	Distribution et cycles saisonniers . . . . .	12
1.4	Objectifs du mémoire et motivations . . . . .	14
<b>2</b>	<b>Données satellitaires</b>	<b>15</b>
2.1	Mesure du $\text{NH}_3$ atmosphérique par IASI . . . . .	15
2.1.1	Caractéristiques de IASI . . . . .	15
2.1.2	Méthodes de restitution . . . . .	17
2.2	Détection des feux actifs par MODIS . . . . .	19
2.2.1	Caractéristiques de MODIS . . . . .	19
2.2.2	Produit feux actifs . . . . .	20
<b>3</b>	<b>Méthodes de détection</b>	<b>21</b>
3.1	Méthode basée sur les séries temporelles . . . . .	21
3.1.1	Principe . . . . .	21
3.1.2	Résultats . . . . .	24
3.2	Méthode des observations à proximité d'un feu détecté . . . . .	26
3.2.1	Principe . . . . .	26
3.2.2	Résultats . . . . .	27
3.3	Méthode basée sur un réseau de neurones artificiels . . . . .	29
3.3.1	Principe . . . . .	29
3.3.2	Résultats . . . . .	38
3.4	Comparaison et discussion . . . . .	42
<b>4</b>	<b>Application : identification de sources ponctuelles</b>	<b>47</b>
<b>5</b>	<b>Conclusion</b>	<b>52</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>53</b>

# 1 Introduction

## 1.1 Cycle de l'azote et ses perturbations

L'azote (N), un des composants des acides aminés, est un élément essentiel pour tout organisme vivant (Fowler et al., 2013). Cependant, il est un réactif limitant dans la plupart des écosystèmes. Ceci s'explique par le fait que le réservoir majeur d'azote se trouve dans l'atmosphère sous une forme très stable, le diazote ( $N_2$ ) (Jacob, 1999). On distingue les composés peu réactifs comme le diazote de ceux très réactifs comme l'ammoniac ( $NH_3$ ) et les oxydes d'azote  $NO_x$ . Ces derniers font partie des composés appelés l'azote réactif (ou  $N_r$ ), car ils sont facilement assimilables par les organismes vivants. Le  $N_2$  atmosphérique peut être réduit en  $NH_3$  par des bactéries spécialisées en symbiose avec des plantes. On appelle cette étape la fixation biologique. Pendant la période pré-industrielle, elle était la principale source d'azote réactif disponible pour les écosystèmes à une hauteur de 203 Tg d'azote par an (Fowler et al., 2013). L'autre source d'azote réactif est la combustion à très haute température du diazote pour former des oxydes d'azote (Galloway et al., 2008) :



La production du NO est souvent liée aux éclairs (dans le cycle naturel) et représente un flux bien plus faible que la fixation biologique, à une hauteur de 5 Tg d'azote par an (Fowler et al., 2013). Cependant, dans certaines régions, les éclairs peuvent devenir la source principale d'azote réactif. Le NO peut aussi être ensuite oxydé par l'atmosphère pour devenir de l'acide nitrique  $HNO_3$  qui est lessivé par déposition humide (Galloway et al., 2004).

Depuis la révolution industrielle, ce cycle a été perturbé par les activités humaines pour subvenir à nos besoins en nourriture et énergie (Fowler et al., 2013). Ceci a été possible grâce à la découverte du procédé Haber-Bosch qui consiste à faire réagir à haute température et pression du diazote et du dihydrogène grâce à un catalyseur (Galloway et al., 2008; Erisman et al., 2008) :



L'utilisation à grande échelle de ce procédé industriel a pour conséquence une augmentation drastique d'azote réactif, surtout depuis le milieu du XX<sup>ème</sup> siècle (voir Figure 1). Cette augmentation provoque aussi par conséquent une augmentation de la dénitrification, ainsi que dans certaines régions, une accumulation d'azote réactif dans les différents compartiments de l'environnement (Erisman et al., 2013).

La présence d'azote réactif en excès provoque un basculement des écosystèmes sensibles à l'azote, ainsi que de nombreux problèmes sanitaires et environnementaux (Erisman et al., 2013). Ces impacts peuvent être divisés en trois parties :

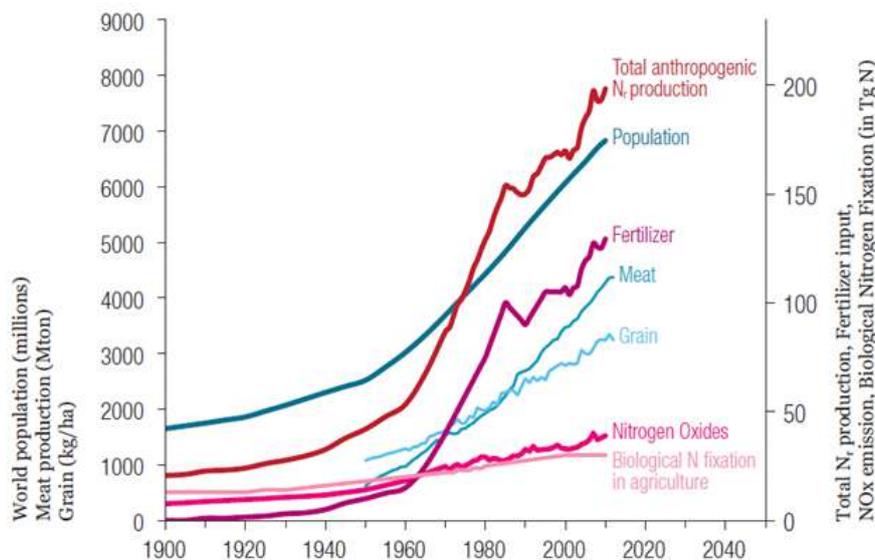


FIGURE 1 – Évolution de la production d’azote réactif total (en rouge) pendant le XX<sup>ème</sup> siècle d’après Erisman et al. (2013).

**Impacts sur la qualité de l’air et la santé humaine :** les émissions d’azote réactif dont notamment les  $\text{NO}_x$  et le  $\text{NH}_3$ , peuvent avoir un effet dangereux pour la santé. De manière directe, l’ammoniac à forte concentration provoque des problèmes respiratoires. Cependant, ces cas de figures sont négligeables par rapport aux effets indirectes de ces composés. Les  $\text{NO}_x$  participent à la production d’ozone troposphérique ( $\text{O}_3$ ). L’ozone troposphérique est un polluant qui, à hautes concentrations, provoque des problèmes respiratoires et fait baisser les rendements agricoles (Dingenen et al., 2009). Les émissions de  $\text{NH}_3$  ont aussi un impact sur la qualité de l’air en particulier par la formation d’aérosols secondaires. Sous forme de particules fines de taille inférieure à  $2.5 \mu\text{m}$  ( $\text{PM}_{2.5}$ ), ces aérosols secondaires ont des conséquences importantes sur la santé humaine provoquant une augmentation de mortalité et de morbidité. Par exemple, il a été estimé que ces  $\text{PM}_{2.5}$  provoquent près de 400.000 morts prématurées par an dans les États membres de l’Union Européenne (Erisman et al., 2013).

**Impacts sur les écosystèmes aquatiques et terrestres :** l’excès d’azote réactif provoque l’eutrophisation de ces écosystèmes. Dans les milieux aquatiques, l’excès important d’azote provoque la prolifération d’algues (phytoplankton) capables de mieux absorber l’azote que ses concurrents (Erisman et al., 2013). Cette prolifération rend d’abord les eaux de surface anoxiques et libère des composés toxiques pour les autres espèces. Ensuite, la décomposition et la sédimentation de la matière organique de ces organismes rendent les eaux plus profondes elles aussi anoxiques. L’autre impact est l’acidification de ces écosystèmes, en particulier dans les eaux douces qui ont un faible pouvoir tampon. L’acidification de l’écosystème a comme conséquence un changement majeur de la base trophique des écosystèmes aquatiques qui tend à favoriser des espèces capables de supporter l’acidité (Erisman et al., 2013).

L'augmentation d'azote dans les écosystèmes terrestres provoque un changement des espèces présentes quand l'azote réactif est un produit limitant. En effet, l'excès d'azote réactif favorise le développement d'espèces nitrophiles et a un impact négatif sur la biodiversité (Erisman et al., 2013).

**Impacts sur le climat :** le peroxyde d'azote ( $N_2O$ ) est un gaz à effet de serre important, plus puissant que le  $CO_2$  et contribue au réchauffement global (Erisman et al., 2011). La formation d'aérosols secondaires issus de précurseurs tels que le  $NH_3$  entraîne un bilan radiatif négatif (donc refroidissement) sur le climat sur le court terme (Zhu et al., 2015). De nombreuses incertitudes existent encore quant à la quantification des impacts des perturbations du cycle de l'azote sur le climat.

Ces effets liés à l'augmentation d'azote réactifs sont amplifiés par le fait qu'un seul atome d'azote, une fois converti d'une forme non-réactive à une forme réactive, peut intervenir dans plusieurs impacts lors de sa circulation dans les différents compartiments de l'environnement. Ce concept est ce qu'on appelle la cascade de l'azote (Galloway et al., 2003).

## 1.2 L'ammoniac ( $NH_3$ )

### 1.2.1 Sources, puits et transport

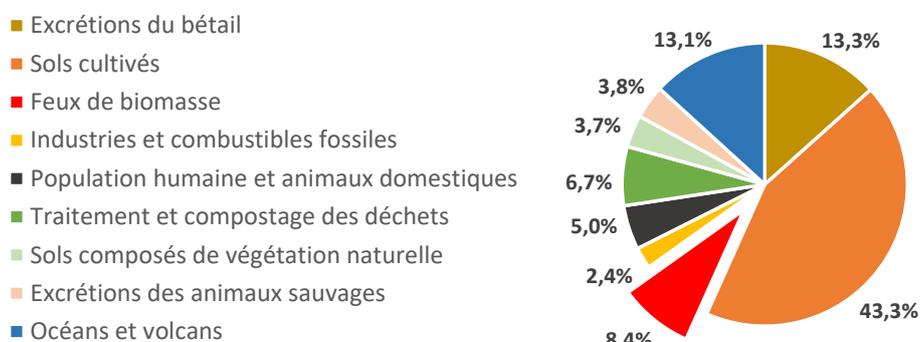


FIGURE 2 – Contribution (%) des sources d'émission d'ammoniac à l'échelle globale pour l'année 2008 d'après (Sutton et al., 2013)

À température ambiante et à pression atmosphérique, l'ammoniac ( $NH_3$ ) est un gaz (à ne pas confondre avec l'ammoniaque qui est liquide). Les émissions de  $NH_3$  dans l'atmosphère sont estimées à 65.4 Tg par an (Sutton et al., 2013). La figure 2 illustre les proportions des différents processus sources à l'échelle globale. La source principale d'ammoniac atmosphérique est l'agriculture avec 43.3 % des émissions provenant de la culture des sols et 13.3 % provenant de l'élevage. Une autre source importante est la combustion de biomasse, qui a une contribution de 8.4 %. Ce pourcentage compte par exemple la déforestation, la combustion du bois de chauffage, les feux pour l'agriculture (des résidus

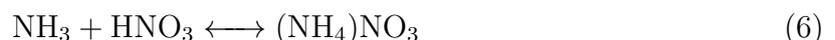
agricoles) ainsi que les feux de savane provoqués par l'homme. Pour finir les émissions venant des océans et des volcans (13.1%) ne sont également pas négligeables. L'importance relative de chaque processus source varie fortement d'une région à l'autre. Les feux de biomasse par exemple, représente la source majoritaire d'émissions de  $\text{NH}_3$  en Afrique, en Asie du Sud-Est et en Amérique du Sud (Whitburn et al., 2015). Les émissions de  $\text{NH}_3$  sont sujettes à de grandes incertitudes (Zhu et al., 2015). Selon différents inventaires d'émissions, la proportion des émissions d'origine pyrogénique peut varier de 8 % à 14 % (Sutton et al., 2013; Bouwman et al., 1997; Galloway et al., 2004). Ces inventaires d'émissions appelés "bottom-up" se basent sur des données d'activités et des facteurs d'émissions qui ne sont pas toujours complets et adéquats pour chaque région du monde (Fowler et al., 2013). Des inventaires d'émissions sont par exemple très précis dans des régions spécifiques comme les Pays-Bas mais dans de nombreux autres pays ces données statistiques ne sont pas disponibles.

L'ammoniac une fois émis, en tant que principal agent basique dans l'atmosphère, peut réagir avec différents composés acides tels que le  $\text{SO}_2$  et  $\text{SO}_3$ , pour former des solides. Ces réactions sont totalement réversibles et sous des conditions particulières, le produit ( $\text{NH}_3\text{SO}_2$ ) redevient les composés initiaux par exemple ( $\text{NH}_3$  et  $\text{SO}_2$ ) (Behera et al., 2013). Sous conditions atmosphériques normales, le  $\text{SO}_2$  ne réagit en fait que très peu avec l'ammoniac car il réagit d'abord avec OH pour former du  $\text{SO}_3$ . En présence d'humidité, on retrouve en fait de l'acide sulfurique ( $\text{H}_2\text{SO}_4$ ). Le fait qu'il y ait beaucoup plus d'humidité que d'ammoniac fait que le  $\text{SO}_3$  réagit en priorité avec l'eau (Behera et al., 2013).

L'ammoniac peut aussi réagir avec des acides tels que l'acide sulfurique. Ce qui a pour conséquence de condenser à la fois l'acide sulfurique et l'ammoniac par une neutralisation partielle de l'acide par l'ammoniac selon la réaction suivante (Behera et al., 2013) :



Dans des conditions atmosphériques, le composé le plus stable est  $(\text{NH}_4)_2\text{SO}_4$ . Il faut aussi noter que cette réaction est considérée comme irréversible. Par contre si l'ammoniac est en excès par rapport à l'acide sulfurique plusieurs réactions sont possibles avec d'autres acides dans l'atmosphère dont notamment l'acide nitrique ( $\text{HNO}_3$ ) et l'acide chlorhydrique ( $\text{HCl}$ ). Il faut noter à l'opposé de la réaction avec l'acide sulfurique que ces réactions sont considérées comme réversibles :



Les différentes réactions listées ci-dessus créent donc des particules sulfatées, de nitrates voire de chlorées qu'on appelle communément des aérosols secondaires.

Un autre puits important de l'ammoniac atmosphérique est la déposition, que ce soit humide ou sèche. La déposition humide est liée à l'interaction entre l'ammoniac et l'humidité atmosphérique tandis que la déposition sèche est liée à une réaction limitée avec l'atmosphère. La déposition humide se provoque par deux processus différents, le premier dans les nuages et l'autre par les précipitations. Lors de la formation des gouttes (dans les nuages) à l'aide de noyaux de condensation, les composés solubles (comme l'ammoniac) peuvent se dissoudre dans la goutte qui se forme et lorsqu'il pleut, ces gouttes tombent à la surface et déposent le composé présent (Behera et al., 2013). La seconde possibilité est lorsque les gouttelettes d'eau, lors de la précipitation, emmènent avec elles les particules présentes dans l'atmosphère (Asman et al., 1998). Il est important de noter que le premier processus est plus efficace que le second, mais cette proportion dépend de la distance de la source d'ammoniac (Asman et al., 1998).

La déposition sèche est un dépôt sec d'ammoniac suite à une réaction ou une absorption par la surface terrestre (Fowler et al., 2009). La présence d'humidité dans les stomates des feuilles de la végétation en fait a priori un puits par déposition sèche d'ammoniac. Par contre à partir d'une concentration d'ammoniac donnée, le flux d'ammoniac va des feuilles de la végétation vers l'atmosphère. En fonction de la concentration d'ammoniac dans l'atmosphère, la végétation peut devenir une source ou un puits d'ammoniac. Ce genre de flux est ce qu'on appelle un flux bi-directionnel. Il dépend de nombreux paramètres, mais généralement sont fonction des stomates de la végétation, de la vitesse du vent, la latitude, la saison et l'heure de la journée (Behera et al., 2013).

Au vu de la réactivité du  $\text{NH}_3$  dans l'atmosphère, sa durée de vie y est très courte, de quelques heures à quelques jours. Ce composé est généralement déposé proche de la source d'émission (Behera et al., 2013). Récemment, différentes études basées sur des données satellitaires ont montré que le temps de vie au niveau des sources agricoles et industrielles était de l'ordre d'une à quelques heures (Dammers et al., 2019). Cependant, lors de feux intenses par exemple, l'ammoniac a une durée de vie plus longue et peut être transporté sur de plus longues distances. Également, sous forme d'aérosols, les sels d'ammonium sont plus stables avec une durée de vie plus longue, permettant à de l'azote réactif d'être transporté sur de plus longues distances (Seinfeld and Pandis, 2016).

### 1.2.2 Mesure de l'ammoniac dans l'atmosphère

La durée de vie très courte de l'ammoniac atmosphérique en fait un composé présentant des concentrations très variables dans l'espace et le temps. Les mesures ponctuelles sont donc généralement uniquement représentatives des valeurs à l'échelle locale. De plus, l'ammoniac a tendance à adhérer aux surfaces et à se volatiliser, ce qui rajoute des contraintes techniques à sa mesure dans l'air qui demande généralement un équipement complexe et conséquent (Zhu et al., 2015).

Des réseaux de mesures au sol ont été mis en place pour l'étude de l'ammoniac soit au niveau continental soit au niveau national. Par exemple, aux États-Unis le réseau AMoN

(pour "Ammonia Monitoring Network") a été mis en place. Ce réseau de mesures est constitué de plus de 60 stations réparties sur tous les États-Unis et permet d'avoir des mesures continues de concentrations  $\text{NH}_3$  depuis 2010 à une résolution temporelle de deux semaines (Zhu et al., 2015). De nombreux autres réseaux de mesures ont également été mis en place dans d'autres pays (par exemple la Grande-Bretagne et les Pays-Bas) avec une résolution temporelle plus fine de l'ordre de l'heure grâce à un meilleur équipement (Zhu et al., 2015). Un exemple d'un tel réseau de mesure est celui des Pays-Bas avec le "Dutch National Air Quality Monitoring Network" ou LML (pour "Landelijk Meetnet Luchtkwaliteit"). Il comprend actuellement 8 stations de mesures du  $\text{NH}_3$  réparties sur l'ensemble du territoire des Pays-Bas et rapporte des données depuis 1993 (van Zanten et al., 2017).

Des mesures aériennes de  $\text{NH}_3$  ont été aussi faites sur des campagnes dédiées limitées dans le temps. Les instruments de mesure doivent avoir une résolution temporelle suffisante pour faire des mesures à partir des avions (Zhu et al., 2015). Une des premières techniques de mesure du  $\text{NH}_3$  se repose sur la "Chemical Ionization Mass Spectrometry" (CIMS) (Nowak et al., 2007). Cette technique a été par la suite améliorée et utilisée lors de campagnes avions aux États-Unis (Nowak et al., 2010, 2012; Leen et al., 2013). Ces dernières permettent d'obtenir plus d'informations sur les colonnes partielles d'ammoniac (le nombre de molécules intégrée du sol jusqu'à l'altitude de l'avion) et sur une région plus étendue qu'une station au sol.

Plus récemment, une technique supplémentaire a été développée pour obtenir des colonnes totales d'ammoniac à partir du sol. Cette technique repose sur ce qu'on appelle la spectroscopie infrarouge à transformée de Fourier (FTIR) et permet de restituer des colonnes totales (qui correspondent au nombre de molécules intégrées sur toute la hauteur de l'atmosphère) d'ammoniac à une résolution temporelle élevée (Dammers et al., 2015). Ces données peuvent être utile pour la validation des mesures satellitaires d'ammoniac mais cette étape reste compliquée par la haute variation à la fois temporelle et spatiale de l'ammoniac (Dammers et al., 2016).

Ces observations ont permis d'étendre la connaissance de l'ammoniac atmosphérique mais restent limitées spatialement et sont par conséquent non représentatives de l'ensemble du globe. En effet, les réseaux de mesures sols (ainsi que les campagnes avions) sont inégalement répartis dans le monde (Van Damme et al., 2015) et la plupart sont situés dans l'hémisphère nord. Un faible nombre d'observations au sols est disponible dans les régions tropicales ou équatoriales (Bouwman et al., 2002). Dans ce contexte, les mesures satellitaires deviennent un outil crucial pour la surveillance globale de l'ammoniac atmosphérique et de ses sources (Zhu et al., 2015).

Dans le cadre de ce mémoire, nous avons travaillé avec l'Interferomètre Atmosphérique de Sondage dans l'Infrarouge (IASI) à bord des satellites MetOp (voir Section 2 pour plus de détails). C'est le premier instrument à avoir fourni une distribution globale de  $\text{NH}_3$  (Clarisse et al., 2009), après l'identification de ce composé dans des panaches de feux

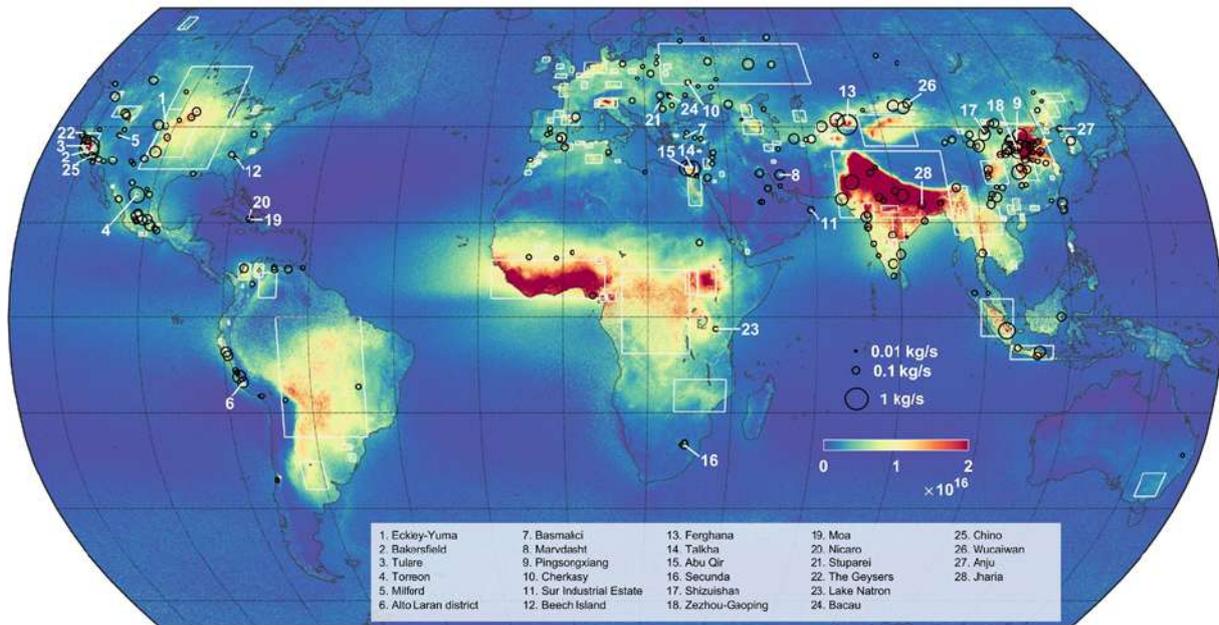


FIGURE 3 – Distribution globale de l’ammoniac atmosphérique ( $\text{molécules}/\text{cm}^2$ ) moyennée sur 9 ans de données IASI. Les rectangles blancs reprennent les principales régions sources et les cercles représentent les émissions de sources ponctuelles identifiées et quantifiées par Van Damme et al. (2018).

(Coheur et al., 2009). D’autres instruments ont également montré leur capacité à mesurer l’ammoniac atmosphérique dont le sondeur hyperspectral AIRS sur le satellite Aqua lancé en 2002 (Warner et al., 2016), le sondeur CrIS sur le satellite NPP-Suomi lancé en 2011 (Shephard and Cady-Pereira, 2015) et le sondeur TANSO-FTS sur le satellite GOSAT lancé en 2009 (Someya et al., 2020).

La figure 3 présente la distribution globale obtenue en moyennant près de dix ans de données IASI. Les colonnes totales de  $\text{NH}_3$  les plus élevées sont observées dans la vallée du Gange en Inde et dans la Grande Plaine de Chine du Nord où des sources agricoles et industrielles sont présentes. L’Afrique de l’Ouest est également une région où des valeurs élevées de  $\text{NH}_3$  sont mesurées suite aux nombreux feux de biomasse. En Europe, les régions sources principales sont la vallée du Pô, de l’Ebre et le nord-ouest de l’Europe (Pays-bas, Belgique, ouest de l’Allemagne), alors qu’aux États-Unis, c’est la Californie qui présente les colonnes totales les plus élevées suite à l’agriculture intensive pratiquée et aux nombreux élevages présents Clarisse et al. (2010). Les feux de biomasse sont également des sources importantes de  $\text{NH}_3$  en Amérique du Sud, Afrique Centrale et en Asie du Sud-Est et équatoriale.

Suite à l’obtention de distributions à une résolution spatiale du kilomètre grâce à une technique de suréchantillonnage des observations IASI, il est aussi devenu possible d’identifier des sources ponctuelles de  $\text{NH}_3$  (voir figure 4). Le suréchantillonnage exploite le fait que les observations IASI ne sont pas localisées au même endroit lors de chaque passage du satellite. En considérant l’empreinte exacte d’un grand nombre d’observations satellitaires

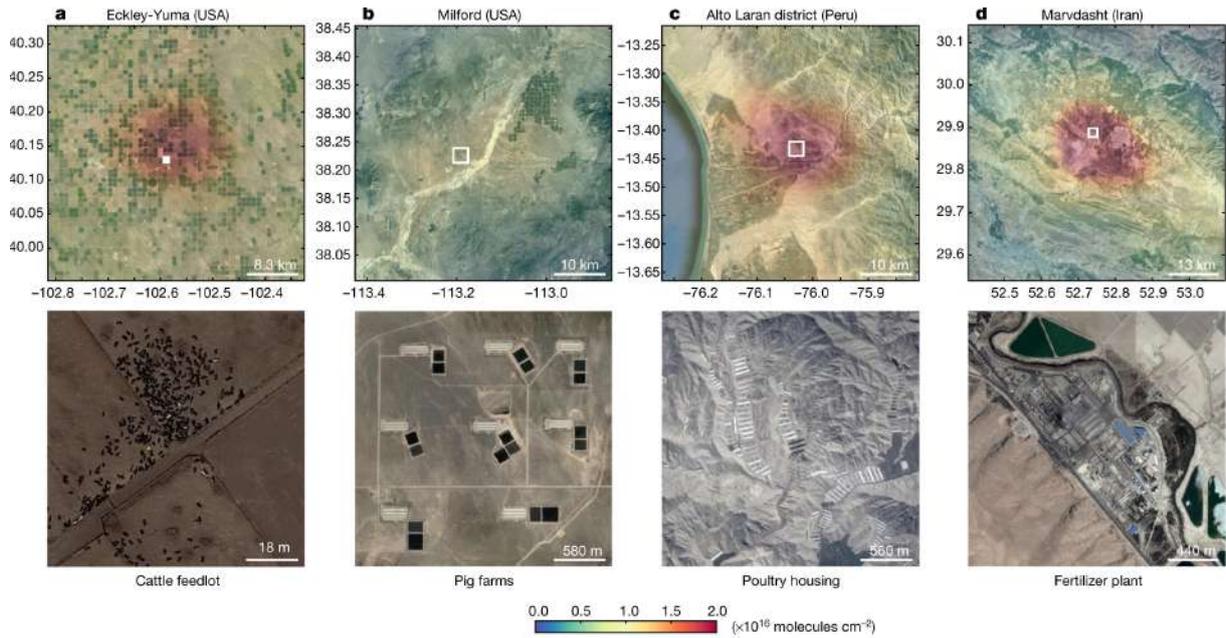


FIGURE 4 – Exemple de sources ponctuelles identifiées grâce au suréchantillonnage appliqué sur un grand nombre d’observations IASI : (a) parc d’engraissement de bovins et (b) élevage de porcs aux États-Unis, (c) fermes de poulets au Pérou et (d) usine de production de fertilisants en Iran. Données cartographiques de Google Earth et Landsat/Copernicus (Van Damme et al., 2018).

on peut obtenir des cartes à une résolution spatiale bien plus élevée que celle offerte au départ par l’instrument. Dans le calcul de la moyenne, un poids inversement proportionnel à la taille du pixel au sol a été appliqué aux différentes observations (Van Damme et al., 2018). Une illustration de cette méthode pour deux jours de données est présentée à la figure 5 dans la vallée du Pô en Italie.

L’analyse méthodique et détaillée de la distribution globale présentée à la figure 3 en parallèle des images satellitaires prises dans le visible a permis d’identifier de nombreuses sources d’émission. Au total, 248 sources ponctuelles, principalement liées à l’élevage et aux industries productrices de fertilisants, ont été identifiées, catégorisées et quantifiées (Van Damme et al., 2018). La comparaison de leur flux d’émission avec ceux repris dans l’inventaire "bottom-up" EDGAR (Crippa et al., 2018) montre que les émissions de ce type de sources sont largement sous-estimées (Van Damme et al., 2018). L’identification de sources ponctuelles a ensuite été grandement améliorée, avec maintenant plus de 500 sources répertoriées, suite au développement et à l’application de traitement d’image appelé "super-sampling" (voir Clarisse et al. (2019)) mais qui dépasse le cadre de ce mémoire.

### 1.3 Les feux de biomasse

Les feux de biomasse sont une source de nombreux gaz en traces et d’aérosols (Andreae, 2019). Ils émettent notamment des composés carbonés et des gaz à effet de serre (dont le  $\text{CO}_2$ ) dans des quantités non négligeables. Il est estimé qu’environ 2 à 5 Pg C sont émis

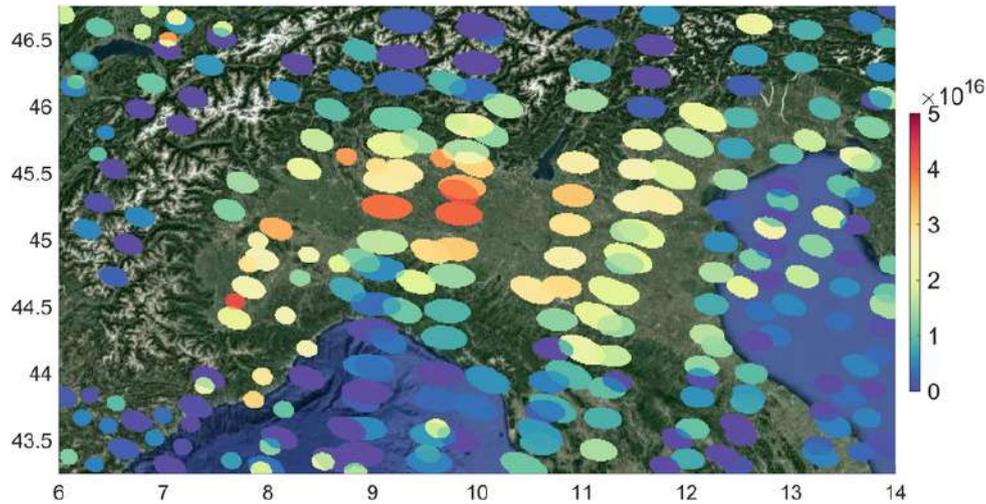


FIGURE 5 – Exemple de deux jours d’observation (20 et 21 juillet 2016) de mesures d’ammoniac (matin) de Metop-A/IASI dans la vallée du Po. Les ellipses ont été moyennées sur une grille de  $0.01^\circ \times 0.01^\circ$  et pondérées de manière inversement proportionnelle à la surface du pixel. Données cartographiques de Google Earth et Landsat/Copernicus (Van Damme et al., 2018).

par an (Crutzen and Andreae, 1990). De nombreux composés également émis sont très actifs chimiquement (tels que le CO, les  $\text{NO}_x$  et les composés organiques volatils (COVs)) (Koppmann et al., 2005). Les émissions de ces composés provoquent de nombreux effets néfastes sur l’environnement et la santé humaine. La qualité de l’air est affectée par les émissions de  $\text{NH}_3$  et  $\text{NO}_x$  (voir Section 1.1) et le climat par les émissions de gaz à effet de serre tels que  $\text{CH}_4$  et  $\text{CO}_2$ , mais également par une production importante d’aérosols (Langmann et al., 2009).

### 1.3.1 Cycle de combustion

Pour expliquer les émissions liées à la combustion de biomasse, il faut comprendre plus précisément les processus de combustion. La combustion de biomasse suit une série de différents processus physiques et chimiques. Elle peut se diviser en trois phases de combustion : l’allumage, la combustion rapide et la combustion lente (Koppmann et al., 2005).

La phase d’allumage est dépendante du combustible. Celui-ci commence à monter en température grâce aux flammes avec une production limitée de chaleur (Lobert and Warnatz, 1993). Ce sont souvent des petites parties de végétation tels que les feuilles, branches qui commencent à s’embraser et étendent le feu. La durée de cette phase d’allumage est fonction du combustible. Des premières émissions atmosphériques sont possibles lors de cette phase avec par exemple des composés organiques hautement volatils tel que des extraits d’arômes et d’éther (Koppmann et al., 2005).

La phase de combustion rapide commence ensuite. La première conséquence d’une température élevée est le processus de distillation et de séchage du combustible. Une fois que le composé a atteint une température relativement élevée de l’ordre de 400 K, la pyrolyse se met en place et à 450 K le processus devient exothermique. La pyrolyse consiste en

la dégradation thermique du combustible avec d'abord les grosses (lourdes) molécules qui sont transformées en molécules plus courtes (de poids intermédiaires, qui sont la source de la combustion) (Lobert and Warnatz, 1993; Yokelson et al., 1996). Le produit de cette pyrolyse (dont particulièrement les composés de taille intermédiaire) provoque une flamme. Les hydrocarbures intermédiaires venant de la pyrolyse vont réagir avec le radical OH formé dans la partie chaude de la flamme. Ceux-ci sont ensuite décomposés rapidement pour former des molécules plus courtes de radicaux d'hydrocarbures tels que le CH<sub>3</sub> ou C<sub>2</sub>H<sub>5</sub>. Ceux-ci sont ensuite oxydés pour former à la fin des composés tels que du CO<sub>2</sub>, H<sub>2</sub>O, SO<sub>2</sub> et NO<sub>x</sub> (Lobert and Warnatz, 1993).

La phase de combustion lente arrive lorsque la présence des composés volatils inflammables ou hydrocarbures diminuent et que la pyrolyse ralentit. Elle peut durer plusieurs jours dans des conditions particulières comme par exemple à forte humidité (car la combustion rapide est impossible). La réaction principale à la surface du combustible (qui est en dessous de 800 K) est la réaction de l'oxygène avec du carbone pour former du monoxyde de carbone mais également d'autres composés carbonés ou azotés peuvent être émis (Lobert and Warnatz, 1993). Par contre si la température est au-dessus de 900 K du CO<sub>2</sub> sera également formé (Yokelson et al., 1996). La combustion lente est aussi moins dépendante de la concentration d'oxygène lors de la combustion. Pour la combustion rapide, il est nécessaire d'avoir une concentration d'oxygène de 16 % ou plus. Alors que la combustion lente peut se dérouler à des concentrations d'oxygène beaucoup plus faibles de l'ordre de 5 % (Lobert and Warnatz, 1993). La combustion lente ne produit pas de flammes, ce qui fait que la plupart des émissions de cette phase sont des composés incomplètement oxydés.

Les émissions dans les feux de végétations peuvent être séparées distinctement entre les deux phases. Les émissions liées à la phase de combustion rapide sont constituées de molécules pour la plupart oxydées tels que CO<sub>2</sub>, de NO et SO<sub>2</sub> (Yokelson et al., 1996). Par contre, les émissions liées à la combustion lente sont presque essentiellement liées à des émissions plus importantes de CO ainsi que du méthane (CH<sub>4</sub>), de l'ammoniac (NH<sub>3</sub>), des hydrocarbures (tels que les hydrocarbures non-méthaniques (HCNMs) et les COVs) ou du cyanure d'hydrogène (HCN) (Lobert and Warnatz, 1993). Le ratio d'émissions de CO et CO<sub>2</sub> est un bon indicateur de l'importance relative entre les deux phases de combustion (Lobert and Warnatz, 1993). Il est aussi important de noter que certes ces phases de combustion sont distinctes, mais en général ces deux phases se déroulent en même temps dans différents endroits du feu, ce qui explique des concentrations élevées à la fois de CO<sub>2</sub> et de CO lors des feux de biomasse (Yokelson et al., 1996).

### 1.3.2 Paramètres influençant la combustion

Les émissions des feux de biomasse, ainsi que leur répartition spatiale, dépendent de plusieurs paramètres. Le facteur le plus important est la quantité d'eau présente dans la végétation. Ceci s'explique par le fait qu'elle va déterminer si le combustible va prendre feu ainsi que de la manière dont il va le faire (si la combustion est efficace). Le passage de

la phase liquide à la phase gazeuse de l'eau est un changement d'état très demandeur en énergie. Certains biomes comme la savane comportent une quantité d'eau très faible (de l'ordre de 5 % pour la savane sèche à 200 % du poids sec pour les feuilles bien humides) (Lobert and Warnatz, 1993). L'humidité joue sur la balance entre la phase de combustion rapide et la combustion lente, et influence donc le type d'émissions (fonction d'une combustion plus ou moins complète) (Lobert and Warnatz, 1993). Ce facteur contrôle donc l'efficacité de la combustion. Les savanes par exemple vont émettre la plupart du carbone sous forme de CO<sub>2</sub> à près de 99 %. Tandis que dans des biomes humides tels que les forêts tropicales, seul la moitié des émissions de carbone sont du CO (Lobert and Warnatz, 1993; Yokelson et al., 1996). Dans certains cas comme les feux de tourbières, les émissions de CO peuvent être très importantes car la combustion est presque essentiellement lente (Stockwell et al., 2016). La structure et la densité du combustible jouent aussi un rôle. Si le bois est plus dense, la phase d'ignition est plus difficile par rapport à du combustible peu dense et de faible structure. La densité rend la dissipation de chaleur plus efficace et évite qu'elle reste à la surface du combustible. La densité rend finalement la propagation du feu plus difficile vu qu'il y a plus de matière dans un espace restreint, ce qui rend l'apport d'oxygène déterminant (Kasischke et al., 2005). Finalement un élément essentiel des émissions des feux de biomasse est la composition du combustible (Lobert and Warnatz, 1993). Les émissions sont surtout liées aux composés présents dans le combustible (autres que le carbone, l'hydrogène et oxygène). Dans notre cas il s'agit du pourcentage d'azote disponible dans le combustible, qui est fortement lié aux émissions de composés azotés (Lobert and Warnatz, 1993; Andreae, 2019).

Un facteur important qui contrôle l'humidité est le climat, il peut donc expliquer la distribution globale des feux de biomasse. Le climat a un rôle sur le long terme car il détermine l'existence et le support écologique des plantes et finalement détermine le style de combustible. De plus, la fréquence des feux et la saison des feux sont également déterminées par des facteurs climatiques (Krawchuk et al., 2009). Il a été montré que des phénomènes climatiques tels que El Niño et La Niña ont des répercussions assez marquées sur le nombre de feux ainsi que leurs émissions ; elles expliquent également la variabilité inter-annuelle des émissions (van der Werf et al., 2008).

La météo a quant à elle un impact sur le court terme, dont la température et surtout les précipitations qui ont un rôle important sur le poids de la combustion rapide et lente. De plus, les périodes de sécheresse provoquent une probabilité plus élevée de feux de biomasse. Les feux dus aux éclairs représentent près de 10 % des émissions des feux de biomasse et ces éclairs sont la principale source d'allumage dans les régions boréales (Crutzen and Andreae, 1990). Par contre, la majorité des feux de biomasse sont aujourd'hui provoqués par l'homme pour diverses raisons. Historiquement, le feu a été un outil assez souvent utilisé pour défricher des zones (Andreae, 1991). Actuellement, avec le changement climatique, l'humanité a un effet sur des facteurs à long terme par les émissions de gaz à effet de serre. Mais aussi à court terme, car l'homme participe activement aux départs de feux de biomasse. Ceci peut être expliqué par la déforestation (surtout en Amazonie) pour augmenter les surfaces exploitables pour le bétail ou le soja,

pour des raisons socio-économiques (Fearnside, 2005). Une autre pratique assez courante dans certaines régions du globe est la culture sur brûlis qui est une technique permettant d'augmenter les rendements agricoles des sols pauvres (Andreae, 1991). La combustion de biomasse en tant que source d'énergie pour se chauffer et cuisiner est également utilisée dans certaines régions du monde (Andreae, 1991).

### 1.3.3 Distribution et cycles saisonniers

Les feux de biomasse sont répartis un peu partout sur la surface du globe à l'exception des régions désertiques (dont les pôles et calottes glaciaires). Par contre, les émissions liées aux feux de biomasse sont largement dominées par certaines régions spécifiques. L'Afrique est la région où le nombre de feux détectés est le plus important avec près de 40 % des feux et 50 % des émissions, suivie par l'Amérique du Sud avec 25 % des feux et 15 % des émissions, principalement dû à la déforestation (Koppmann et al., 2005; van der Werf et al., 2010). Il est important de noter que certaines régions ont un nombre de feux limité mais que leur puissance et leurs émissions ne sont pas négligeables. Ceci est surtout le cas pour les régions boréales, où les feux sont très facilement localisables dus à leur puissance importante et leurs émissions importantes.

Il y a plusieurs types de végétations et d'activités qui contribuent de façon importante aux émissions des feux de biomasse. Dans les estimations des émissions des feux de biomasse, l'utilisation du charbon de bois en tant que combustible pour se chauffer est pris en compte. Un autre style d'émissions dont il est difficile de quantifier est la part de combustion des déchets agricoles. Au niveau des émissions, la savane est le type de végétation qui participe le plus aux émissions des feux de biomasse avec près de 40 % des émissions de carbone, suivi par l'utilisation de bois comme combustible avec 16 % des émissions à plus ou moins égalité avec les émissions liées aux feux de forêts tropicales avec aussi 16 % (Andreae, 1991).

À l'aide de l'imager MODIS (pour "MODERate-Resolution Imaging Spectroradiometer") à bord des satellites Terra et Aqua (voir Section 2.2), il a été possible de déterminer la distribution globale des feux de biomasse. Sur la figure 6, on peut observer que les régions ayant le plus de feux actifs se trouvent en général autour de l'équateur avec la plus grande densité au niveau de l'Afrique au Nord de l'Équateur ainsi qu'au Sud de l'Équateur. Un nombre non négligeable de feux est aussi observé dans les moyennes à hautes latitudes telles qu'à l'est de l'Europe (Russie) et en Amérique du Nord. Des zones intermédiaires sont aussi observées dans les régions tropicales et au nord de l'Australie.

Par l'utilisation de cinq ans de données, il a également été possible d'extraire des informations sur la temporalité de ces feux (Giglio et al., 2006). Le nombre le plus élevés de feux actifs détectés est pendant les mois de juillet, août et septembre à l'échelle du globe, alors que février est en moyenne le mois avec le moins de feux actifs observés (voir figure 7). On observe une saisonnalité des feux avec un pic d'activité qui va de janvier au niveau de l'Afrique subsaharienne à décembre dans des régions telles que l'Australie et quelques

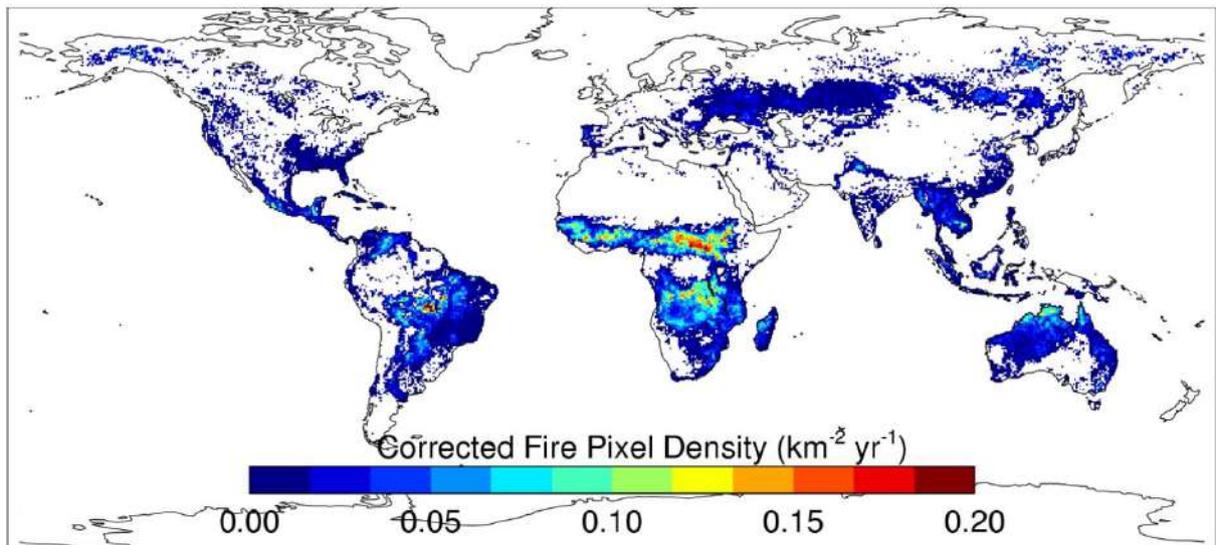


FIGURE 6 – Distribution de la densité de feux détectés par MODIS à bord du satellite Terra de 2000 à 2005 en  $\text{km}^{-2}/\text{an}$  (Giglio et al., 2006).

régions en Amérique du Sud. La saisonnalité des feux est principalement due à l'alternance des saisons humides et des saisons sèches, surtout dans les régions équatoriales. La variabilité inter-annuelle dans l'occurrence des feux est très faible dans certaines régions du monde comme en Afrique, en Amérique du Sud et en Asie du Sud-est (Giglio et al., 2006). Dans d'autres par contre, et en particulier aux hautes et moyennes latitudes, la variabilité temporelle est beaucoup plus marquée (Giglio et al., 2006).

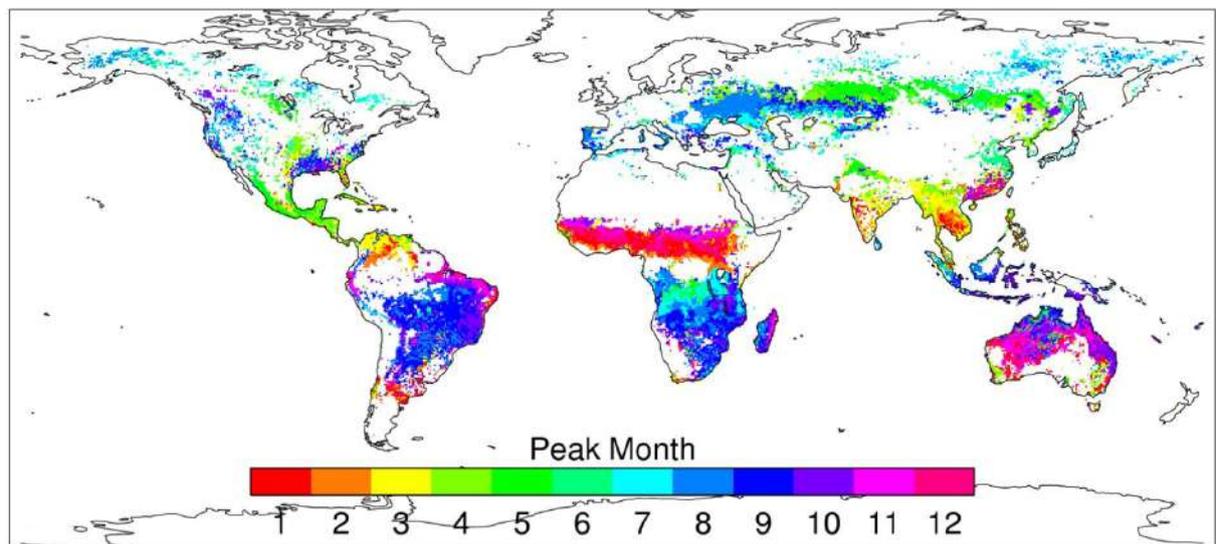


FIGURE 7 – Distribution des mois avec le plus de feux détectés par le capteur MODIS à bord du satellite Terra sur la période de 2000 à 2005 (Giglio et al., 2006).

## 1.4 Objectifs du mémoire et motivations

Le but du mémoire est de développer un algorithme permettant d’identifier les observations IASI affectées par les feux de biomasse. Cet algorithme sera ensuite appliqué sur le jeu de données IASI-NH<sub>3</sub> afin de séparer les observations de NH<sub>3</sub> d’origine pyrogénique de celles qui ne le sont pas. Cela permettra de mieux étudier les émissions non-pyrogéniques de l’ammoniac et nous donnera notamment la possibilité d’observer des nouvelles sources ponctuelles dans les régions fortement impactées par les feux de biomasse telles qu’en Amérique du Sud ou en Afrique de l’Ouest (Whitburn et al., 2015). En effet, dans une étude récente basée sur les mesures IASI qui a permis d’identifier de nombreuses sources ponctuelles d’ammoniac, les régions fortement impactées par les émissions de feux de biomasse ont dû être mises de côté. Les panaches de feux étant souvent caractérisés par de fortes abondances de NH<sub>3</sub>, ils ont un impact non négligeable dans les distributions globales moyennées et empêchent l’identification d’autres sources ponctuelles pouvant se trouver en-dessous. Il est attendu que la mise en place de l’algorithme implémenté lors de ce mémoire permettra une identification plus aisée dans les régions impactées par les feux de biomasse. La figure 8 montre par exemple la distribution suréchantillonnée sur une période de 5 ans en Asie du Sud-Est. Dans cette illustration, c’est surtout le centre de la Thaïlande .

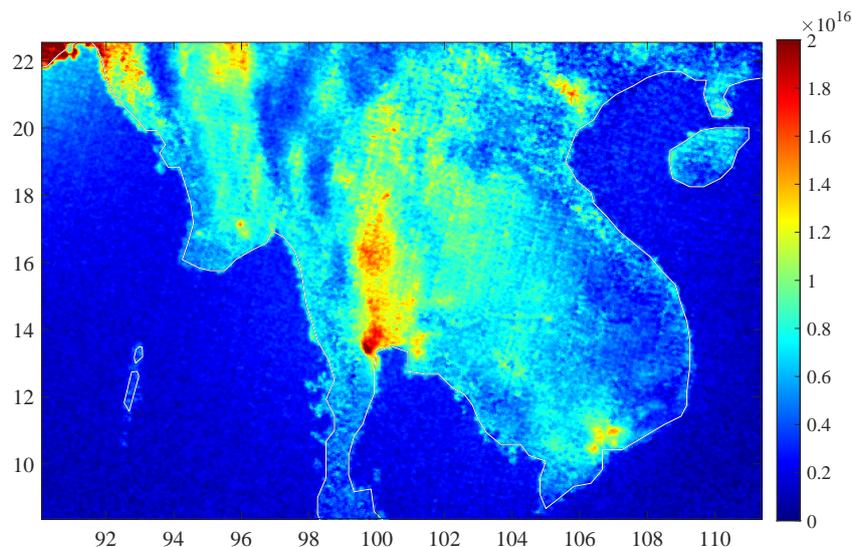


FIGURE 8 – Distribution des colonnes totales d’ammoniac moyenne (2014–2018) à une résolution de  $0.02^\circ \times 0.02^\circ$  en Asie du Sud-Est. Il est possible de remarquer à quel point la distribution d’ammoniac est hétérogène dans cette région du monde.

Le fait qu’on pourra séparer les observations liées aux feux peut également permettre d’étudier les émissions pyrogéniques et d’améliorer les inventaires d’émissions d’ammoniac de ce type de source. Finalement, il est important de mettre en évidence que la séparation du jeu de données en deux parties a d’autres applications pour l’étude d’autres composés dont on veut isoler la contribution des feux de biomasse.

## 2 Données satellitaires

Plusieurs satellites ont été utiles à la réalisation de ce mémoire. Tout d'abord, MetOp-A et MetOp-B avec l'instrument embarqué nommé IASI (pour "Infrared Atmospheric Sounding Interferometer") pour les mesures de  $\text{NH}_3$  et d'autres composés comme le CO, l'acide acétique ( $\text{CH}_3\text{COOH}$ ) et l'éthylène ( $\text{C}_2\text{H}_4$ ) (voir Section 2.1.2). Ensuite, le satellite Terra avec l'instrument MODIS (pour "MODerate-Resolution Imaging Spectroradiometer") dont le produit de détection de feux actif (MCD14ML) a été crucial. Dans cette section, ces deux instruments sont décrits ainsi que les méthodes de restitutions utilisées pour l'exploitation de leurs observations.

### 2.1 Mesure du $\text{NH}_3$ atmosphérique par IASI

#### 2.1.1 Caractéristiques de IASI

IASI est à bord du satellite MetOp qui est dédié à la météorologie, l'étude du climat et de la chimie atmosphérique. MetOp fait partie du programme "Initial Joint Polar-Orbiting Operational Satellite System (IJPS)" et le "Eumetsat Polar System (EPS)", qui résultent d'une collaboration entre les États-Unis et l'Europe. La mission consiste en l'envoi dans l'espace de trois satellites à 5 ans d'intervalle. Le premier lancement a été fait avec succès en 2006 (MetOp-A), le second a eu lieu en 2012 (MetOp-B) et le dernier en 2018 (MetOp-C). Le lancement de ces trois satellites permet d'avoir un suivi ininterrompu de la chimie atmosphérique pour une durée de 15 ans (voir plus). Différents sondeurs et imageurs à la pointe de la technologie ont été embarqués : ATVOS (pour "Advanced TIROS Operational Vertical Sounder"), AS-CAT (pour "Advanced SCATterometer"), AVHRR (pour "Advanced Very High Resolution Radiometer"), MHS (pour "Microwave Humidity Sounder"), AMSU-A (pour "Advanced Microwave Sounding Unit-A"), ainsi que des sondeurs pour la chimie atmosphérique dont IASI et GOME-2 (pour "Global Ozone Monitoring Experiment-2") (ESA, 2020).

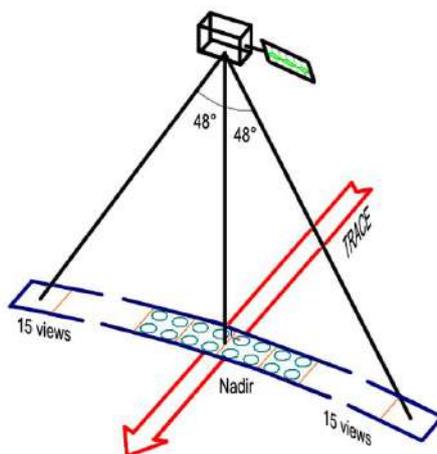


FIGURE 9 – Mode d'observation au nadir du sondeur IASI (Clerbaux et al., 2009).

MetOp est un satellite situé sur une orbite basse à 817 km d'altitude et polaire avec un angle de  $98.7^\circ$  par rapport à l'équateur. L'orbite de ce satellite est dite héliosynchrone,

c'est-à-dire que MetOp passe à un endroit déterminé chaque jour à peu près à la même heure locale. En une journée, MetOp fait un peu plus de 14 orbites (temps de complétion d'une orbite d'environ 101 minutes) et passe deux fois au même endroit, le matin à 9h30 (orbite descendante) et le soir à 21h30 (orbite ascendante). L'orbite du satellite devient la même après un cycle de 29 jours. Dans le cadre de ce travail, uniquement les observations effectuées depuis MetOp-A et MetOp-B ont été utilisées.

IASI est un spectromètre à transformée de Fourier mesurant avec une géométrie au nadir (figure 8). Pour obtenir une couverture spatiale quasi globale, l'instrument mesure jusqu'à des angles de  $48.3^\circ$  de chaque côté de la trace du satellite. Ceci correspond à  $2 \times 15$  vues instantanées et à une fauchée d'environ  $2 \times 1100$  km. Chaque vue instantanée correspond à un carré de  $3.3^\circ \times 3.3^\circ$  ou  $50$  km  $\times$   $50$  km au sol et est composée de  $2 \times 2$  pixels d'un diamètre de  $12$  km au sol au nadir (Clerbaux et al., 2009). Il faut toutefois noter que la taille du pixel est variable en fonction de l'angle de l'observation, celle-ci étant circulaire d'un diamètre de  $12$  km au nadir et devient elliptique de  $20$  km  $\times$   $39$  km au bord de la fauchée. La variabilité dans l'empreinte au sol des observations IASI permet de faire du surechantillonnage (voir Section 1.2.2 et Van Damme et al. (2018)). Chaque jour, le sondeur IASI effectue environ 1.3 million d'observations. Il couvre la bande spectrale allant de  $645$  à  $2760$   $\text{cm}^{-1}$ . Comme l'illustre la figure 10, cette bande spectrale comprend plusieurs régions d'absorption de composés à longue durée de vie dans l'atmosphère et qualifiées d'absorbeurs forts (tels que le  $\text{CO}_2$  et le  $\text{N}_2\text{O}$ ), de molécules qualifiées d'absorbeurs moyens à forts (tels que le  $\text{CO}$  et l' $\text{O}_3$ ) et d'absorbeurs faibles (typiquement le  $\text{NH}_3$ ) (Clerbaux et al., 2009).

Le sondeur IASI a comme données de niveau 1 des mesures de radiance. Pour le niveau 1C, ces spectres ont été calibrés et apodisés ainsi que géolocalisés à partir de données brutes issues d'interférogrammes (niveau 0). Le spectre obtenu est d'assez bonne qualité avec un bruit en équivalent de température de  $0.2$  K pour les longueurs d'onde inférieure à  $1800$   $\text{cm}^{-1}$ . La résolution spectrale du sondeur est dépendante de la longueur d'onde, elle varie entre  $0.35$  et  $0.5$   $\text{cm}^{-1}$ . La résolution spatiale du niveau 1C est échantillonnée tous les  $0.25$   $\text{cm}^{-1}$  ce qui fait qu'il existe 8461 canaux de radiance.

À partir des spectres de radiance mesurés par l'instrument, il est possible de déterminer la concentration des composés présents dans l'atmosphère. En effet, une fois la radiation émise par la Terre en tant que corps gris, elle va être absorbée puis réémise lors de sa traversée des différentes couches de l'atmosphère pour arriver jusqu'au détecteur à bord du satellite. Les composés atmosphériques présents vont absorber et réémettre la radiations à des longueurs d'ondes spécifiques. Chaque molécule a une signature spectrale unique et cette propriété va être exploitée lors de l'étape de restitution afin d'obtenir des mesures d'abondance du composé voulu (Clerbaux et al., 2009).

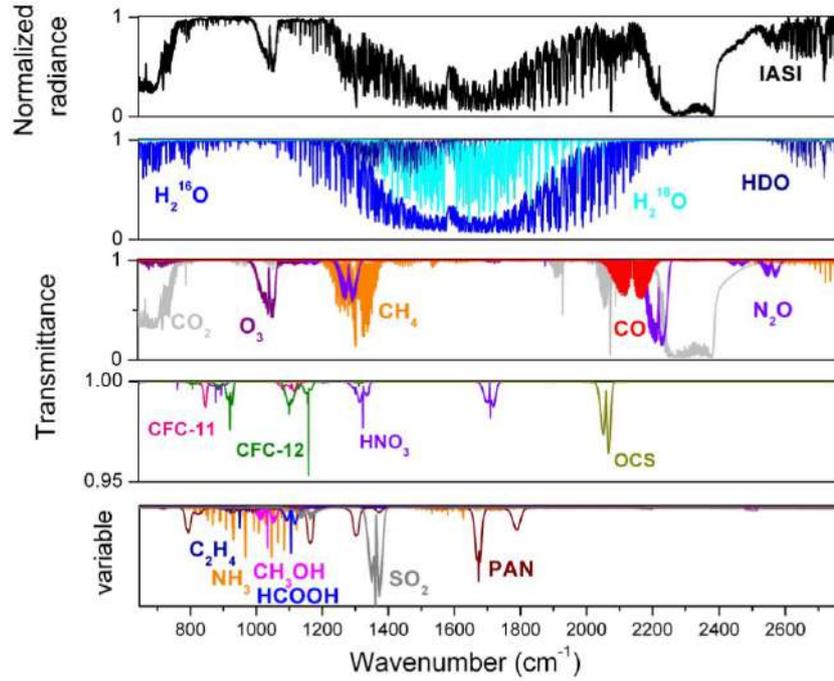


FIGURE 10 – Le panneau du haut correspond à la radiance normalisée observée par IASI, le 20 décembre 2006 dans l’ouest australien. Les autres panneaux correspondent à la signature (en transmittance) spectrale simulée pour une série de composés atmosphériques, ceux du milieu sont les absorbeurs les plus importants tandis que les deux derniers panneaux sont les contributeurs les plus faibles (Clerbaux et al., 2009).

### 2.1.2 Méthodes de restitution

Les colonnes totales de  $\text{NH}_3$  sont restituées à partir d’une procédure spécifique permettant d’exploiter au mieux la faible signature spectrale d’un composé en trace. Cette méthode de restitution se base sur le calcul d’un indice spectral, appelé "Hyperspectral Range Index" (HRI). L’intérêt de cet indice est qu’il prend en compte une grande gamme spectrale, augmentant la sensibilité de la détection (Walker et al., 2011). Ceci est surtout utile pour des composés dont la détection n’est pas toujours possible et assez variable. Cet indice est calculé pour chaque observation IASI.

Le HRI repose sur le calcul d’un spectre moyenné ( $\bar{y}$ , appelé spectre "background") qui est construit à partir d’une grande quantité de spectres ne contenant pas de trace du composé cible et sur une matrice de variance-covariance associée ( $S_y$ ), qui représente donc toute la variabilité spectrale n’étant pas due à ce composé cible. Il se calcule comme suit (Franco et al., 2018) :

$$HRI = \frac{K^T S_y^{-1} (y - \bar{y})}{\sqrt{K^T S_y^{-1} K}} \frac{1}{N} \quad (8)$$

$K$  est la différence entre un spectre simulé avec une très faible quantité du composé et un spectre simulé sans le composé et  $N$  un facteur de normalisation.

Le HRI est normalisé afin d’avoir une valeur moyenne de zéro et une déviation stan-

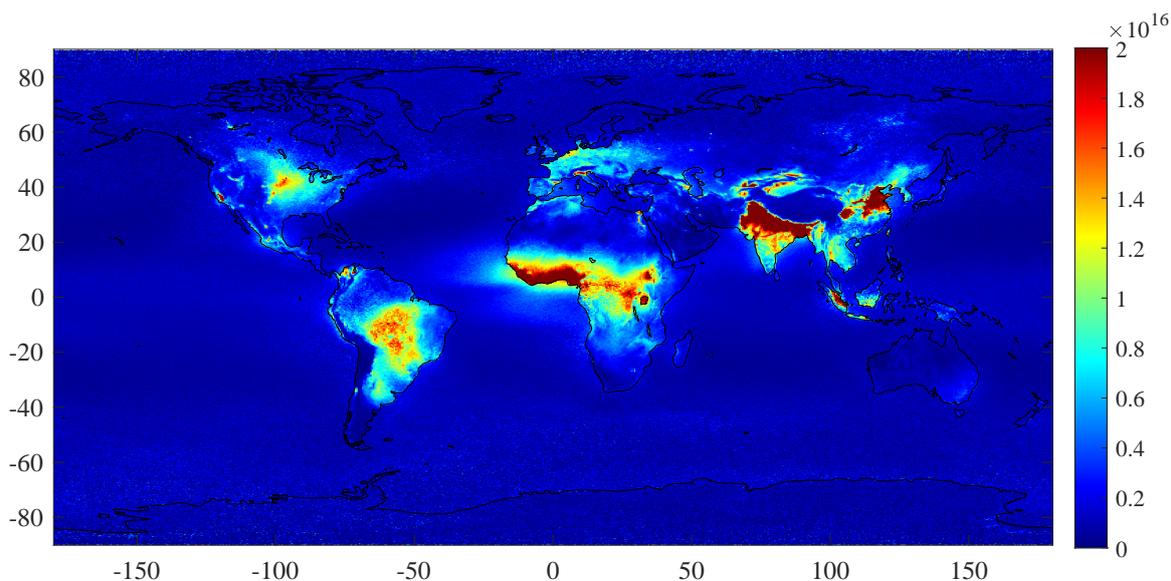


FIGURE 11 – Distribution globale des colonnes totales de  $\text{NH}_3$  en molécules/ $\text{cm}^2$  (grille de  $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ ) sur la période 2014–2018 (moyenne) par MetOp-A et -B.

dard de 1 lorsqu'il est calculé sur le set de spectres "background" utilisés pour construire  $\bar{y}$  (Franco et al., 2018). Il est sans dimension et représentatif de la force du signal de  $\text{NH}_3$ . En présence d'une quantité détectable de  $\text{NH}_3$ , le HRI sera supérieur à 3. Cependant, la valeur du HRI va aussi dépendre d'un paramètre important qu'est le contraste thermique, qui est la différence entre la température de la source (la Terre) et celle de l'atmosphère à la surface. Pour une quantité de  $\text{NH}_3$  donnée, le HRI sera plus élevé si le contraste thermique est plus élevé.

Une fois HRI calculé, il est donc nécessaire de prendre en compte les différents paramètres influençant sa valeur afin de le convertir en colonne totale du composé. Cette étape de conversion est faite par l'utilisation d'un réseau de neurones (Whitburn et al., 2016a). Le réseau de neurones offre l'avantage de pouvoir prendre en compte un nombre important d'informations comme l'état atmosphérique complet (température, humidité, pression), les caractéristiques de la surface (émissivité, température) et de permettre des calculs d'inversion efficaces afin de traiter le nombre très élevé de données IASI. Le réseau de neurones est dans un premier temps entraîné sur base de nombreuses observations simulées. Pour le processing opérationnel, le HRI et les autres paramètres physico-chimiques sont fournis en entrée et les colonnes totales du composé cible sont produites en sortie. Cette méthodologie a été appliquée, en plus de l'ammoniac, à divers composés tels que le méthanol ( $\text{CH}_3\text{COOH}$ ), l'acide formique ( $\text{HCOOH}$ ) et le nitrate de peroxyacétyle (PAN). Dans le cadre de ce mémoire, nous utiliserons, en plus des colonnes totales de  $\text{NH}_3$ , celles de l'acide acétique ( $\text{CH}_3\text{COOH}$ ) et l'éthylène ( $\text{C}_2\text{H}_4$ ), également mesurées par IASI et restituées suivant le même type de procédure (Franco et al., 2018).

Les observations matinales de la version 3 du produit réanalyse  $\text{NH}_3$  de ANNI (pour "Artificial Neural Network for IASI") de 2014 à 2018 ont été considérées pour effectuer ce

travail. Le jeu de données réanalyse "ANNI-NH3-v3R" est produit en utilisant des données météorologiques fournies par la base de données ECMWF (pour "European Centre for Medium-Range Weather Forecasts") pour l'inversion (Van Damme et al., 2017). La figure 11 illustre la distribution globale d'ammoniac (en molécules/cm<sup>2</sup>) obtenue lorsqu'on moyenne ces observations de IASI/MetoOp-A et IASI/MetOp-B pour la période considérée. La description d'une distribution globale similaire a été faite à la Section 1.2.2.

Nous utiliserons également les mesures IASI de CO, dont la restitution n'est pas effectuée par un réseau de neurones mais par un logiciel de transfert radiatif nommé FORLI (pour "Fast Operational/Optimal Retrievals on Layers for IASI"). L'algorithme est basé sur la méthode de l'estimation optimale et est également utilisé pour d'autres composés tels que l'ozone et l'acide nitrique (Hurtmans et al., 2012).

## 2.2 Détection des feux actifs par MODIS

### 2.2.1 Caractéristiques de MODIS

MODIS est à bord du satellite Terra ainsi que du satellite Aqua, tous deux faisant partie du programme EOS (pour "Earth Observing System") dont le but premier est de faire des mesures sur le long terme pour mieux comprendre et cartographier les conséquences des changements globaux (Kaufman et al., 1998; Justice et al., 2002). Terra a été lancé en 1999 et Aqua a été mis en orbite un peu plus tard en 2002. Au niveau de leur orbite, ces deux satellites ont des caractéristiques plus ou moins similaires à celles de IASI. Leur orbite respective est située à une altitude de 705 km pour Terra et à 680 km pour Aqua, elles ont aussi une période d'environ 100 minutes, et sont hélio-synchrones. Le satellite Terra passe deux fois par jour en un point déterminé à 10h30 et 22h30 (Justice et al., 2002). Le satellite Aqua a un temps de passage un peu plus tard dans la journée, à 13h30 et 01h30. Chaque satellite contient plusieurs instruments scientifiques mais le seul instrument qu'ils ont en commun est le radiomètre MODIS.

La taille de la fauchée de l'instrument MODIS est de 2330 km perpendiculaire à la trace et 10 km le long de la trace. MODIS mesure des radiances en 36 bandes spectrales qui couvrent les longueurs d'onde entre 0.4  $\mu\text{m}$  et 14.4  $\mu\text{m}$ . La résolution spatiale de MODIS diffère en fonction des bandes utilisées allant à 250 m au nadir pour les bandes les plus énergétiques jusqu'à 1 km de résolution pour certaines bandes dont par exemple l'infrarouge thermique. Les mesures effectuées par l'appareil MODIS permettent des applications très larges et fournissent des produits terrestres, océaniques et atmosphériques (Justice et al., 2002).

L'intérêt de cet instrument pour notre travail est qu'il est capable de mesurer des anomalies de températures et donc de détecter les feux actifs. De plus, MODIS observe aussi dans le visible et nous servira aussi pour la sélection des régions d'entraînement (dont la présence de fumée) avec une résolution spatiale de 250 m (voir section 3.3). Étant donné que l'on utilisera lors de ce mémoire uniquement les mesures du matin de

IASI, on utilisera également uniquement les mesures de MODIS sur Terra à 10h30 car elles sont les plus proches temporellement de celles de IASI.

### 2.2.2 Produit feux actifs

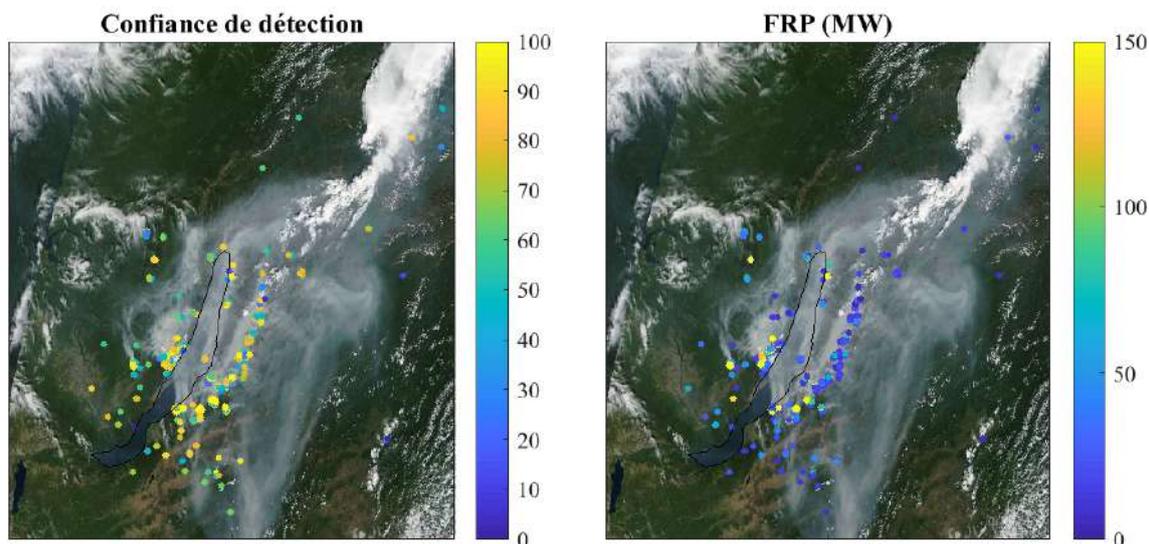


FIGURE 12 – Illustration du produit feux actifs de MODIS avec des feux en Russie près du lac Baïkal le 8 août 2015. (Gauche) Confiance de détection de l’algorithme en %. (Droite) Puissance radiative (ou FRP) des feux en MW.

L’algorithme utilisé pour détecter les feux actifs se base sur des anomalies de températures de brillance entre deux canaux dans l’infrarouge thermique. Ces bandes spécifiques sont les canaux à  $4 \mu\text{m}$  et  $11 \mu\text{m}$  (Giglio et al., 2003). Un test préliminaire est fait pour éliminer les pixels clairement non feux, basé sur la température absolue et relative entre les deux bandes. Ensuite, la détection des feux est faite par une série de tests. Le premier est fait à partir d’un seuil absolu (différent selon le jour et la nuit) à partir duquel on classe directement un pixel comme feu. Si le pixel en question ne remplit pas ce critère, une série de tests contextuels est mise en place pour identifier les cas plus complexes de feux (Giglio et al., 2003). Par exemple, la valeur de fond autour d’un pixel de feu potentiel va être estimée et des tests de température relatives par rapport à ce fond vont être effectués. La puissance radiative des feux (ou FRP) détectés peut aussi être estimée en MW (Giglio et al., 2016) et est un indicateur d’un bon nombre de variables des feux actifs. Une des applications est que la puissance radiative des feux est une bonne approximation de l’efficacité de la combustion, de la quantité de biomasse brûlée ainsi que des émissions d’aérosols et de gaz en trace venant des feux de biomasse (Wooster et al., 2005; Wooster, 2002; Kaiser et al., 2012).

Le produit utilisé lors de ce mémoire est le MCD14ML qui contient les coordonnées géographiques du pixel, le satellite, la date d’acquisition et la puissance radiative du feu avec la confiance de détection. Les coordonnées géographiques correspondent au centre

du pixel de feu détecté et a une résolution de 1 km. Cependant, des feux plus intenses ou plus petits que 1 km<sup>2</sup> peuvent également être détectés.

Une illustration de ce produit montrant les feux près du lac Baïkal le 8 août 2015 est présentée à la figure 12. La confiance de détection (en %, gauche) et la puissance radiative (FRP en MW, droite) sont superposées à de l'imagerie visible également fournie par MODIS Terra (via le site <https://worldview.earthdata.nasa.gov/>) et qui sera souvent utilisé lors du mémoire. On peut remarquer que la plupart des feux sur cette image ont une confiance de détection assez élevée (au dessus 60 %) et que la puissance radiative varie fortement de proche de 0 MW (par exemple en dessous de la fumée) à plus de 150 MW.

### 3 Méthodes de détection

Afin d'identifier les observations IASI étant affectées par les feux, plusieurs approches ont été implémentées. Les deux premières se basent exclusivement sur l'identification des feux actifs par l'instrument MODIS (Sections 3.1 et 3.2) alors que la troisième repose sur le développement d'un réseau de neurones (Section 3.3). Dans ce chapitre, la procédure mise en place pour chaque méthode est décrite, les paramètres importants ainsi que les choix effectués sont discutés et les résultats obtenus sont analysés et comparés.

#### 3.1 Méthode basée sur les séries temporelles

Cette première approche consiste à classer comme d'origine pyrogénique toutes les observations IASI effectuées durant la saison des feux. Ces saisons sont déterminées pour chacune des régions sélectionnées sur base du produit feux actifs de MODIS.

##### 3.1.1 Principe

##### Sélection des régions d'intérêt

Régions	Nom de la région	Lat. min.	Lat. max.	Lon. min.	Lon. max.
Région 1	Afrique Équatorial Nord	-2	17	-30	42
Région 2	Asie du sud-est	8	25	90	110
Région 3	Amérique du Sud	-32	1	-70	-35
Région 4	Afrique Équatorial Sud	-20	-2	0	50
Région 5	Europe de l'Est	41	67	20	60
Région 6	Russie	41	67	60	142
Région 7	Amérique du Nord	37	70	-165	-50
Région 8	Amérique Centrale	1	25	-107	-50
Région 9	Indonésie	-10	5	97	150
Région 10	Australie	-28	-10	110	160

TABLE 1 – Coordonnées limites des régions choisies.

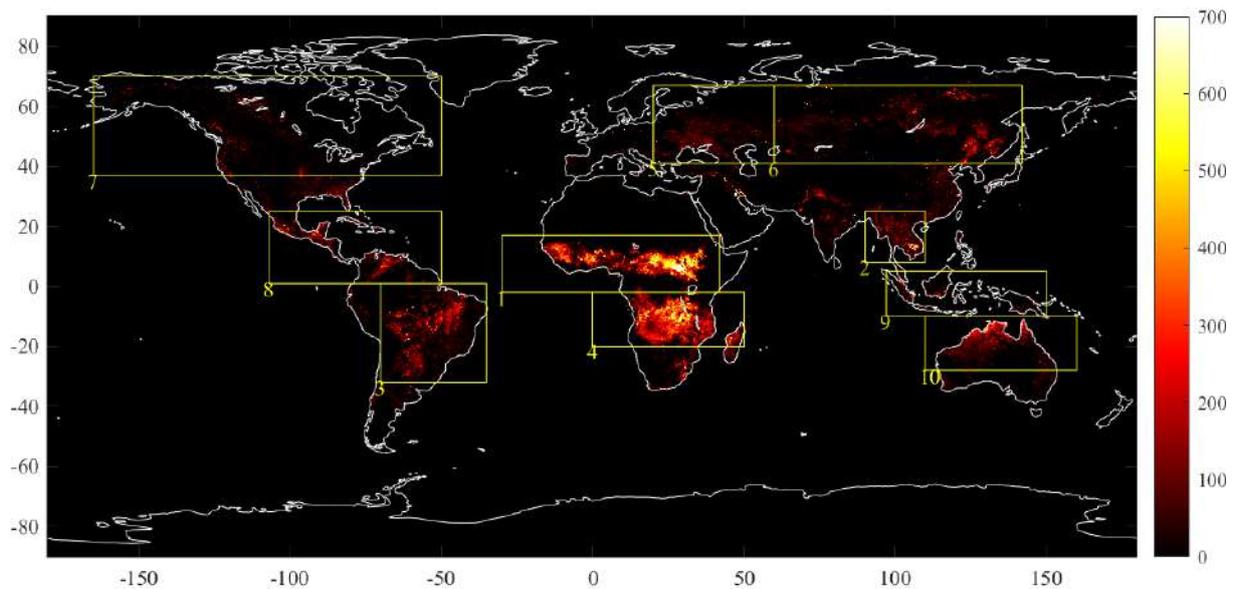


FIGURE 13 – Distribution du nombre de feux (grille de  $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ ) identifié par MODIS sur la période 2014–2018. Les rectangles jaunes représentent les régions sélectionnées avec leur numéro respectif (Table 1).

Le produit des feux actifs de MODIS (MCD14ML) nous donne plusieurs informations pour chaque feu. Pour être le plus exhaustif possible, aucun filtre n'a été appliqué sur ces données. Seuls les feux actifs mesurés le jour par MODIS (sur Terra) sont pris en compte (car plus proche temporellement de IASI). Afin d'identifier les régions cibles les plus affectées par les feux de biomasse, une distribution reprenant tous les feux sur toute la période allant de 2014 à 2018 a été réalisée (voir Figure 13). Dix régions ont été déterminées et sont présentées avec leurs coordonnées à la table 1. Celles-ci seront également utilisées plus tard pour l'évaluation des performances régionales pour la troisième méthode basée sur un réseau de neurones.

Le choix de ces régions a été effectué en fonction de plusieurs critères. Le critère principal est le nombre de feux dans la région. Le second critère concerne les régions où l'ammoniac provenant des feux de biomasse est non négligeable, comme en Afrique, en Amérique du Sud et en Asie du sud-est. Le troisième critère est d'avoir une saison des feux homogène dans toute la région (voir figure 14). Ceci permet d'isoler la saison des feux de biomasse aussi nommée "période sèche" dans chaque région d'intérêt à partir des séries temporelles de feux actifs.

### Détermination de la saison des feux

Le problème de cette méthode est qu'il est parfois difficile, pour certaines régions, d'identifier clairement la saison des feux. Ceci laisse donc une certaine subjectivité quant aux choix portés. Afin de la minimiser, les séries temporelles ont été construites différemment de la distribution globale pour prendre en compte qu'il est tout à fait possible d'observer un grand nombre de feux à faible FRP mais aussi peu de feux à grande FRP.

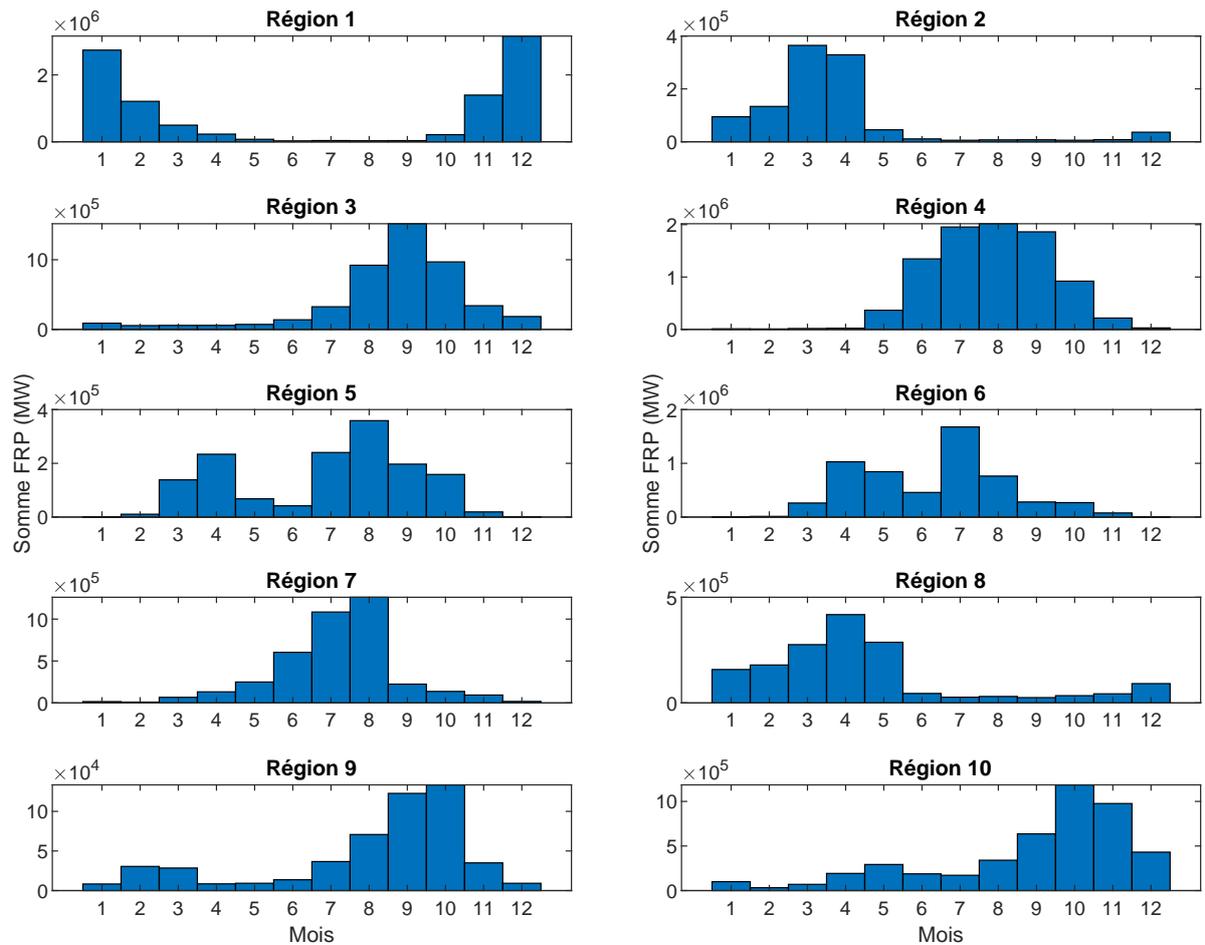


FIGURE 14 – Somme de la puissance radiative (FRP, pour "Fire Radiative Power") en MW par mois en moyenne pour la période 2014–2018 dans les régions concernées (en jaune dans la figure 13).

Pour cela, les FRP de tous les feux de la région cible sont sommés mensuellement et des moyennes composites de ces sommes sont calculées pour la période allant de 2014 à 2018. Cette étape donne les résultats présentés à la figure 14. Il y a des régions où la saison des feux est moins clairement marquée comme pour les régions 5 et 6 qui semblent avoir deux périodes de feux distinctes. La région 9 présente également une faible saison de feux supplémentaire durant les mois de février et mars. À partir de ces séries temporelles, certains mois ont été séparés des autres en les classant comme faisant partie de la saison des feux. Les régions et leur saison des feux sont reprises dans le tableau 2. Au sein du jeu de données IASI, les observations effectuées durant ces périodes sont donc isolées et considérées comme des données contaminées par les feux. Cette méthode peut paraître radicale mais a l'avantage d'être simple à mettre en place et d'isoler de manière robuste les périodes n'étant pas affectées par les feux.

Régions	Mois
Région 1	Janvier, Février, Mars, Novembre, Décembre
Région 2	Janvier, Février, Mars, Avril
Région 3	Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre
Région 4	Mai, Juin, Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre
Région 5	Mars, Avril, Juillet, Août, Septembre, Octobre
Région 6	Avril, Mai, Juillet, Août
Région 7	Mai, Juin, Juillet, Août
Région 8	Janvier, Février, Mars, Avril, Mai
Région 9	Juillet, Août, Septembre, Octobre, Novembre
Région 10	Août, Septembre, Octobre, Novembre, Décembre

TABLE 2 – Les régions (représentées par leur numéro) et leur saison des feux correspondante (en mois).

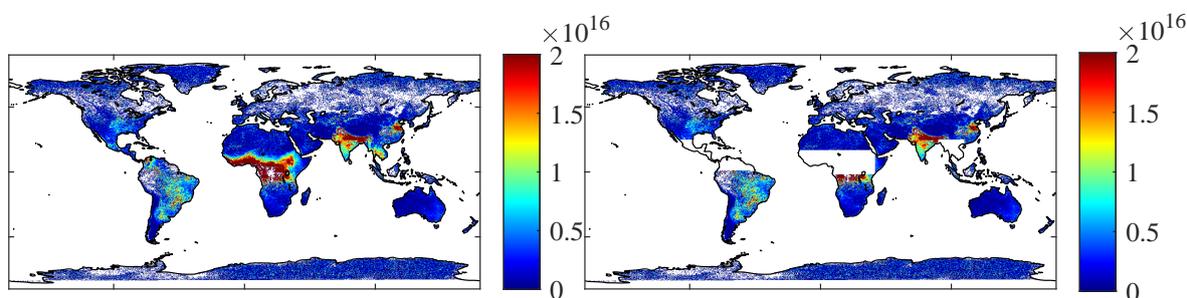


FIGURE 15 – (Gauche) Distribution des colonnes totales de  $\text{NH}_3$  en molécules/ $\text{cm}^2$  (grille de  $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ ) sur le mois de février 2016 par MetOp-A sans appliquer l’algorithme. (Droite) avec l’application de l’algorithme.

### Exemple d’application

Pour illustrer comment l’algorithme fonctionne, un exemple de son application sur un mois de données IASI est présenté (voir figure 15). Pour le mois de février, les régions considérées comme contaminées par les émissions de feux de biomasse sont les régions 1, 2 et 8 qui sont respectivement l’Afrique Nord Équatoriale, l’Asie du Sud-Est et l’Amérique Centrale. Les observations IASI effectuées dans ces régions sont donc séparées des données considérées comme non contaminées par les feux de biomasse. La figure de droite représente donc toutes les mesures non contaminées par les feux selon l’algorithme mis en place. Il est d’ailleurs possible de voir un transport d’ammoniac exceptionnel vers le sud qui passe en dehors de la région considérée. Cette méthode a été appliquée pour tous les mois de la période allant de janvier 2014 à décembre 2018.

#### 3.1.2 Résultats

Les résultats de l’application de cette première méthode sur le jeu de données  $\text{NH}_3$  de IASI sont présentés à la figure 16. Le panneau du haut montre tout d’abord une distribu-

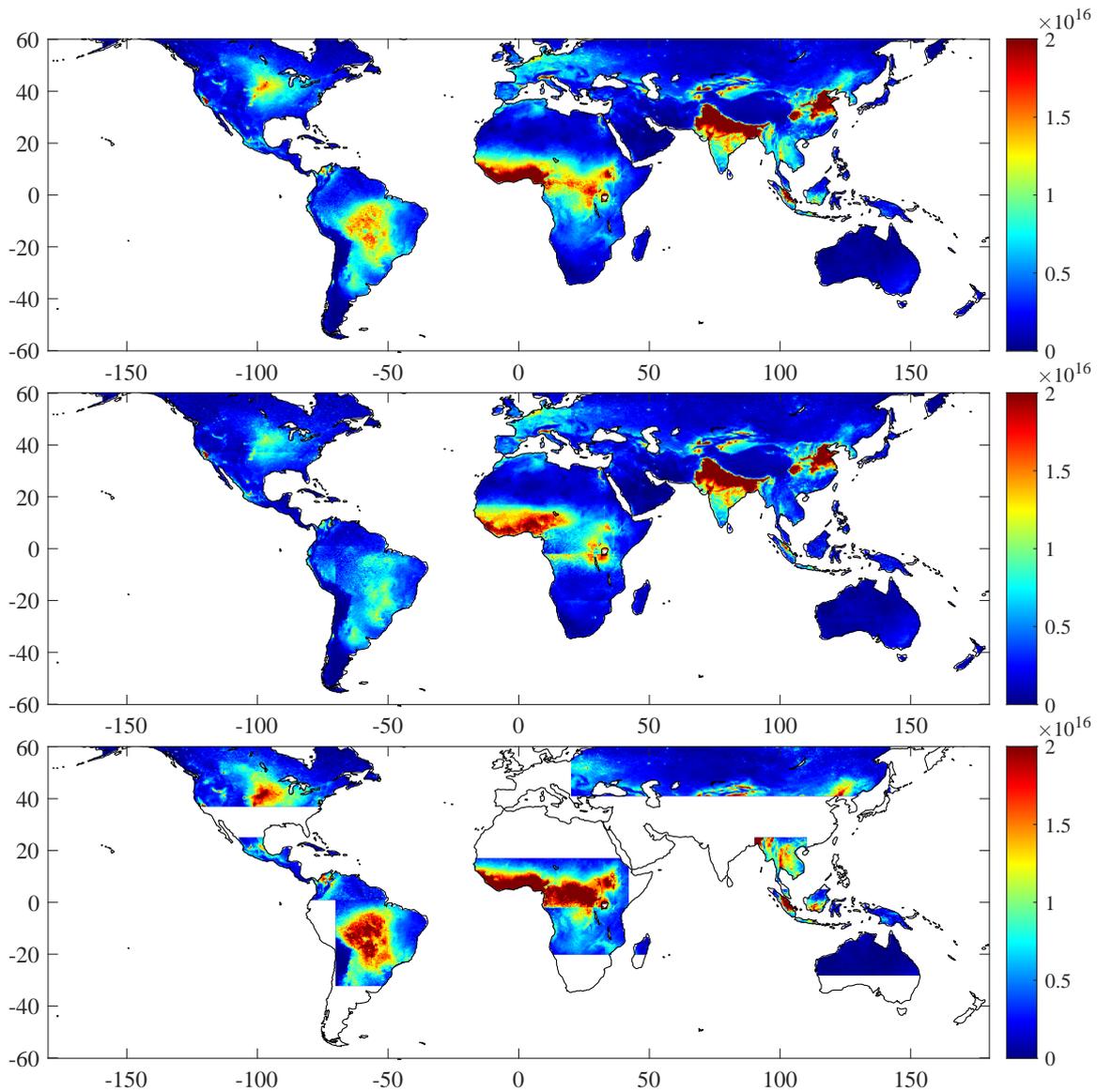


FIGURE 16 – Distribution moyennée des colonnes totales de NH<sub>3</sub> en molécules/cm<sup>2</sup> (grille de 0.25° × 0.25°) sur la période 2014–2018 pour tout le jeu de données IASI (haut), en excluant la contribution des feux à l’aide de la méthode par séries temporelles (milieu) et en moyennant les observations IASI durant la saison des feux dans chaque région d’intérêt (bas).

tion moyennée sur la période 2014–2018 du jeu de données de départ prenant en compte toutes les observations d’ammoniac de IASI. Ensuite, la séparation du jeu de données en deux parties permet l’obtention des deux panneaux suivants. Tout d’abord, le panneau du milieu représente la distribution obtenue en moyennant les observations IASI non affectées par les feux de biomasse. Le panneau du bas présente quant à lui la distribution obtenue en moyennant les données ammoniac de IASI ayant été identifiées comme affectées par les feux. Les régions les plus impactées par les émissions des feux de biomasse sont les régions tropicales dont particulièrement l’Afrique et l’Amérique du Sud. Des différences notables sont aussi observées en Asie du Sud-Est et en Asie équatoriale.

La distribution des colonnes totales sans la contribution des feux en Afrique de l’Ouest est déplacée vers le nord-est par rapport au jeu de données originel. Au niveau de l’Amérique du Sud, les distributions totales sont largement plus faibles, indiquant une contribution importante des feux, et sont décalées à l’est de l’Amazonie. Une observation similaire est possible en Afrique au sud de l’équateur pour la contribution des feux de biomasse. Dans les régions à hautes et moyennes latitudes, les colonnes totales sont fortement impactées par l’algorithme. Pour les États-Unis par exemple, il paraît clair que la contribution des feux de biomasse est sur-évaluée.

De manière générale, la distribution des données IASI affectées par les feux paraît cohérente avec la distribution des feux et des émissions des feux de biomasse vue précédemment. Ceci est particulièrement le cas pour l’Afrique de l’Ouest, l’Amérique du Sud et l’Asie équatoriale. Cependant, l’identification des observations feux ne fonctionne pas dans les régions tempérées et boréales où trop de données ammoniac sont répertoriées comme d’origine pyrogénique.

## **3.2 Méthode des observations à proximité d’un feu détecté**

### **3.2.1 Principe**

Cette seconde approche est également relativement simple mais plus demandeuse en temps de calcul que la première. Elle s’inspire de la méthode utilisée par Whitburn et al. (2017) pour sélectionner les émissions d’ammoniac des observations IASI à proximité des feux. Le fonctionnement de l’algorithme est simple, toutes les mesures IASI dans un périmètre déterminé autour de chaque feu détecté par MODIS sont séparées des autres données IASI. Cependant, il faut noter que cette méthode repose aussi essentiellement sur les données de Terra MODIS journalières et que celles-ci contiennent malheureusement des biais (Giglio et al., 2016). Par simplicité d’implémentation, plutôt que de considérer une distance maximale de 50 km par rapport à la localisation du feu, il a été décidé de prendre en compte un carré de 100 km de coté avec le feu au centre.

Le calcul des coordonnées de ce périmètre repose sur l’approximation que la Terre est une sphère parfaite avec deux rayons légèrement différents pour la latitude et la longitude.

Le problème réside à transformer des distances en différences d'angles. En considérant une sphère parfaite, la distance correspondant à un degré de latitude n'est pas modifiée peu importe la latitude où on se trouve :

$$\Delta_{LAT} = \frac{d}{\Delta_{LAT}^1} \quad (9)$$

où  $\Delta_{LAT}$  est la différence d'angle en latitude entre les deux points.  $d$  est la distance entre les deux points.  $\Delta_{LAT}^1$  est la longueur d'un degré de l'arc du méridien (110,574 km). Le problème de cette approximation est qu'elle ne fonctionne pas pour les degrés de longitude dont la distance correspondante varie considérablement en fonction de la latitude. Cette distance est maximale à l'équateur et égale à 0 aux pôles.

$$\Delta_{LONG} = \frac{d}{\Delta_{LONG}^1 \cos \phi} \quad (10)$$

où  $\Delta_{LONG}$  est la différence d'angle en longitude entre les deux points.  $d$  est la distance entre les deux points.  $\Delta_{LONG}^1$  est la longueur d'un degré de l'arc en longitude à l'équateur (111,320 km).  $\phi$  est la latitude du point (dans notre cas, du feu détecté). Il est important de noter qu'il s'agit d'approximations mais considérant la taille des pixels IASI, il n'est pas nécessaire d'avoir une précision plus importante sur ces différences d'angles. Finalement le périmètre d'exclusion s'écrit comme ci-dessous, une fois que ces deux angles ont été calculés :

$$\Delta_{LAT}^{exc} = \phi_{feu} \pm \Delta_{LAT} \quad (11)$$

$$\Delta_{LONG}^{exc} = \gamma_{feu} \pm \Delta_{LONG} \quad (12)$$

Cette méthode permet d'éviter de calculer des distances entre chaque mesure IASI et les feux détectés du jour. Dans ce cas, il suffit de calculer, pour tous les feux, leur périmètre d'exclusion et séparer les observations IASI qui sont dans ce périmètre. Ce filtre a été appliqué de façon journalière sur le jeu de données. Plusieurs paramètres peuvent cependant être adaptés. L'algorithme a d'abord été utilisé avec une distance de 50 km d'un feu détecté par MODIS, comme cela a été effectué par Whitburn et al. (2017). Ce critère fonctionne dans le cas de cet article car le but premier était de pouvoir sélectionner les observations réellement proches d'un feu détecté.

### 3.2.2 Résultats

La figure 17 illustre l'impact de l'application de l'algorithme identifiant les observations effectuées à proximité d'un feu sur le jeu de données ammoniac de IASI. Le panneau du milieu présente la distribution moyenne des colonnes totales de  $\text{NH}_3$  basée sur les observations IASI n'étant pas affectées par les feux. De manière générale, l'algorithme a un impact limité sur la distribution totale (panneau du haut). Cependant, la distribution des colonnes totales impactées par les feux (panneau du bas) est cohérente pour la plupart des régions. On peut voir également que l'algorithme capte certains feux intenses en Amérique du Nord et en Russie. Des remarques similaires peuvent être observées dans les régions tropicales, en particulier en Amérique du Sud et Afrique Centrale même si

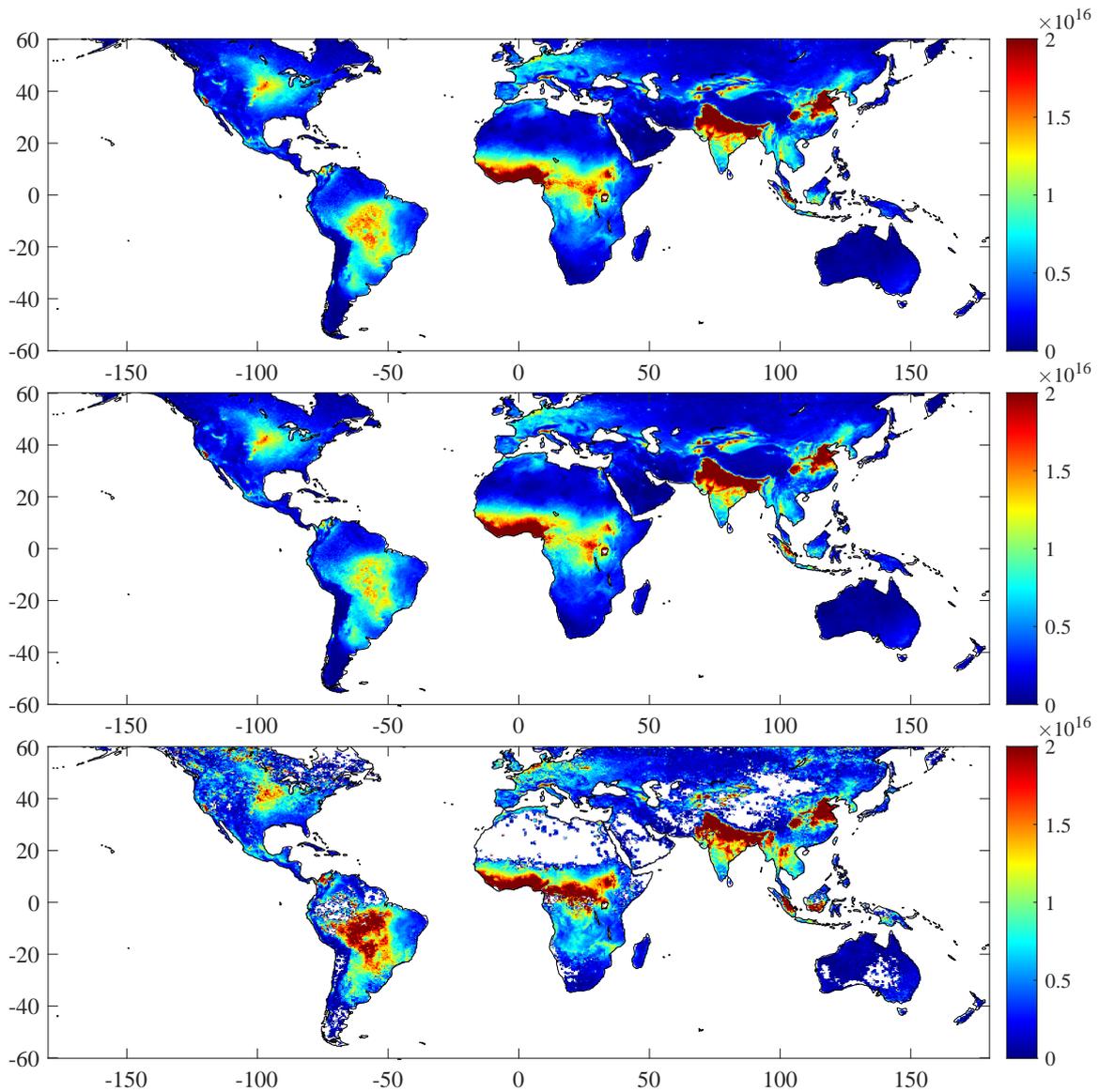


FIGURE 17 – Distribution moyennée des colonnes totales de NH<sub>3</sub> en molécules/cm<sup>2</sup> (grille de 0.25° × 0.25°) sur la période 2014–2018 pour tout le jeu de données IASI (haut), en excluant les observations effectuées à 50 km d’un feu (milieu) et en ne prenant en compte que les observations IASI à 50 km ou moins d’un feu (bas).

la distribution non-feux paraît encore présenter des traces d’ammoniac d’origine pyrogénique en Afrique de l’Ouest. L’algorithme apparaît donc comme efficace dans l’isolement d’observations IASI clairement affectées par les feux mais semble donc manquer un certain nombre d’identification d’observation IASI impactées par les feux de biomasses. Ceci s’explique par le fait que MODIS peut avoir manqué la détection d’un feu (fumée, en dessous de la canopée, nuages, feu en phase de combustion lente) mais également par le fait que l’ammoniac une fois émis par un feu va avoir un temps de vie relativement plus long au sein d’un panache et peut également être transporté sur de plus longue distance.

### 3.3 Méthode basée sur un réseau de neurones artificiels

Cette dernière méthode repose sur une technique souvent utilisée pour les tâches de classification. Il s’agit d’un apprentissage supervisé : l’algorithme va apprendre à partir d’exemples venant d’un jeu de données d’apprentissage. De nombreux algorithmes permettent de réaliser cette application mais le choix a été fait d’en développer un basé sur un réseau de neurones. Ce réseau de neurones va classer individuellement les observations IASI à partir d’informations sur la quantité présente de certains composés. Dans le cadre du mémoire les composés utilisés sont : le monoxyde de carbone CO, l’acide acétique ( $\text{CH}_3\text{COOH}$ ), l’éthylène ( $\text{C}_2\text{H}_4$ ) et l’ammoniac ( $\text{NH}_3$ ). Les colonnes totales de (CO) et de  $\text{NH}_3$  ainsi que les indices HRI du  $\text{CH}_3\text{COOH}$  et de  $\text{C}_2\text{H}_4$  sont fournis en entrée du réseau de neurones pour la classification des pixels IASI.

#### 3.3.1 Principe

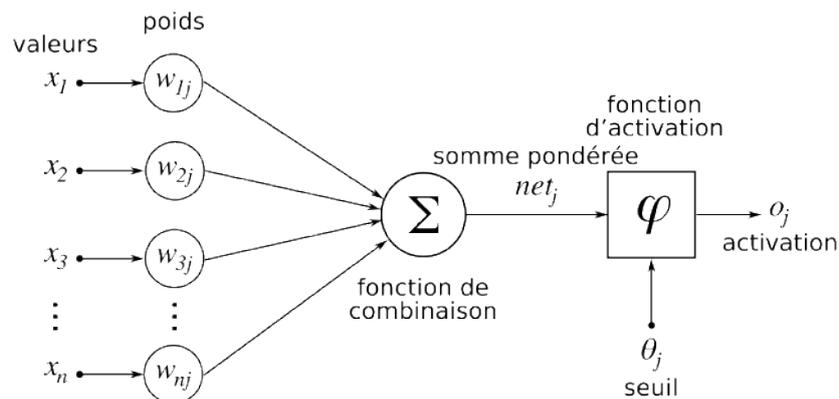


FIGURE 18 – Schéma d’un neurone artificiel à seuil (Wikimedia, 2006a).

Un réseau de neurones est capable d’approximer un grand nombre de fonctions courantes dont on ne connaît pas l’expression. Le fonctionnement d’un neurone isolé peut être expliqué de la façon suivante (comme montré sur la figure 18) : le neurone prend en compte des valeurs qu’on lui fournit en entrée et fait une somme pondérée des inputs qui passe ensuite dans une fonction qu’on appelle une fonction d’activation. À la fin, la valeur qui sort d’un neurone est ce qu’on appelle l’activation. Elle est bornée entre 0 et

1. Mathématiquement un neurone fait l'opération suivante (Blackwell and Chen, 2009) :

$$\alpha = \phi\left(b + \sum_{i=1}^n w_{ij}x_i\right) \quad \text{où} \quad \phi(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (13)$$

où  $b$  est le biais du neurone,  $n$  le nombre d'inputs du neurone,  $w$  les poids, et  $\alpha$  est l'output du neurone (ou le degré d'activation). La fonction d'activation  $\sigma$  est par exemple une sigmoïde telle que présentée à la figure 19 et est bornée entre 0 et 1 sur tout son domaine.

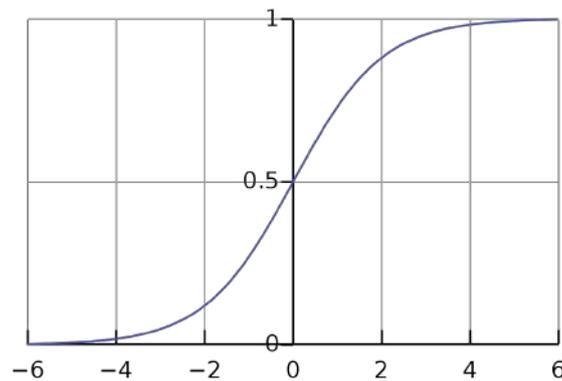


FIGURE 19 – Représentation d'une fonction sigmoïde entre  $x=-6$  et  $x=6$  (UCL, 2020).

L'étape qui permet de déterminer les poids et biais du réseau de neurones est l'apprentissage. Elle permet d'ajuster ces poids et ces biais afin de minimiser la fonction de coût. Elle est la différence entre la vraie valeur et celle prédite par le réseau de neurones. Pour optimiser ce coût, il existe un grand nombre de types et de structures différents de réseaux de neurones. Dans le cadre de ce mémoire, on utilise un réseau de neurones qu'on appelle à propagation avant (ou "feedforward") à une couche cachée. Ce dernier est illustré à la figure 20. Il est dit à propagation avant car l'information ne se déplace que dans un sens. Dans ce cas, les entrées d'un neurone de la deuxième couche correspondent à la sortie des neurones de la couche précédente (Blackwell and Chen, 2009).

Le nombre de neurones intermédiaires est un paramètre à déterminer. Plus il y a de neurones, plus le réseau de neurones est capable d'approximer des fonctions complexes. Par contre, plus le nombre de neurones est élevé, plus il demande de données d'entraînement car il faut optimiser plus de paramètres à la fois (Blackwell and Chen, 2009). Lors de ce mémoire, le réseau de neurones mis en place comporte quatre neurones d'entrées (quatre inputs), sept neurones intermédiaires (ou cachés) et deux neurones de sortie (un pour la classe feu et l'autre non-feu).

Le résultat final du réseau de neurones dans un problème de classification est un nombre entre 0 et 1. Ce nombre peut être interprété comme la probabilité selon le réseau de neurones que l'observation appartient à la classe du neurone final. Une dernière étape consiste donc à mettre un seuil à partir duquel l'observation est classée comme affectée

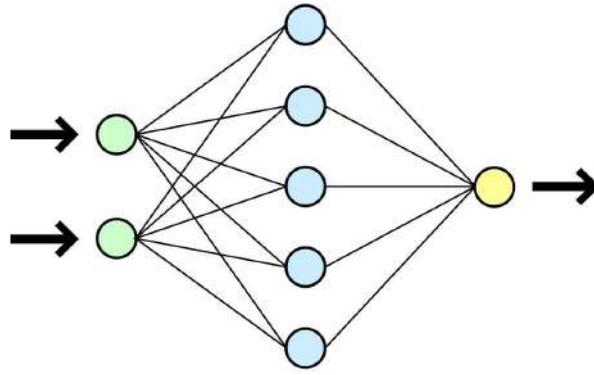


FIGURE 20 – Schéma d'un réseau de neurones de type feed-forward à deux neurones d'entrée, 5 neurones cachés et un neurone de sortie (Wikimedia, 2006b).

par un feu. A priori, ce seuil devrait être 0.5. Ce sera le seuil qui sera utilisé lors de ce mémoire mais il reste une variable supplémentaire qui peut être ajustée pour la classification.

L'entraînement du réseau de neurones se base sur la répartition du jeu de données d'apprentissage en trois jeux de données distincts : les données d'entraînement (70 %), celles pour la validation (15%) et celles de test (15%). Le jeu de données d'entraînement sert à paramétrer les différents biais et poids du réseau de neurones. Le jeu de données de validation se compose de données non utilisées pour l'entraînement et sert à la vérification pour éviter le surapprentissage sur les données d'entraînement. Enfin, le jeu de données de test permet de vérifier la capacité du réseau de neurones à généraliser sur des données non vues au préalable (Blackwell and Chen, 2009).

### Choix des données d'entrées

La sélection des données à fournir en entrée du réseau de neurones est primordial pour la classification. Le choix a été fait de se concentrer sur les émissions des feux de biomasse, qui se caractérisent par un grand nombre de composés émis (Andreae, 2019). Seul des observations IASI ont été considérées afin d'éviter d'introduire des biais suite à l'utilisation de données avec des temps de passage différents ou n'étant pas basées sur l'observation d'exactly la même scène. Le principe général est que les composés choisis ont des sources anthropiques non négligeables mais que la combinaison de ces différents composés ne peut venir que de feux de biomasse. Une brève description des composés utilisés est fournie ci-dessous.

Le **monoxyde de carbone** (CO) est le produit d'une combustion non complète, généralement d'hydrocarbures. Sa source principale est la combustion soit venant des feux ou bien anthropiques (transport, chauffage, industrie). Il est estimé que les émissions des feux de biomasse contribuent à environ 40 % des émissions de CO ayant pour source la combustion (Seinfeld and Pandis, 2016; George, 2014). C'est un gaz incolore, inodore et toxique pour l'homme. Ce gaz est le responsable principal d'intoxication dans le monde (Omaye, 2002). Au niveau de ces impacts sur l'environnement, le CO est un précurseur d'ozone troposphérique en présence du monoxyde d'azote (dans la basse atmosphère,

équation 20) (George, 2014). Le CO est aussi le principal puits du radical hydroxyle qui contrôle le pouvoir oxydant de l’atmosphère. Il participe également de façon indirecte à augmenter la concentration de certains gaz à effet de serre tels que le méthane en réagissant avec le radical OH en priorité (George, 2014). Sa durée de vie dans la troposphère est entre 1 et 2 mois et est dépendante de différents facteurs tels que la latitude et l’altitude (Seinfeld and Pandis, 2016). Grâce à cette durée de vie intermédiaire ce gaz est généralement utilisé pour suivre les panaches de pollutions (George, 2014).



Lors de ce mémoire on utilisera le CO comme outil de traceur de pollution venant des feux de biomasse. Comme montré précédemment, ce traceur n’est pas parfait car les émissions anthropiques de CO sont non négligeables. La figure 21 présente la distribution globale des colonnes totales de CO mesuré par IASI et moyennée pour l’année 2018 où les colonnes totales élevées en Afrique sont dues aux feux de biomasse tandis qu’en Chine par exemple, celles-ci sont principalement d’origine anthropique.

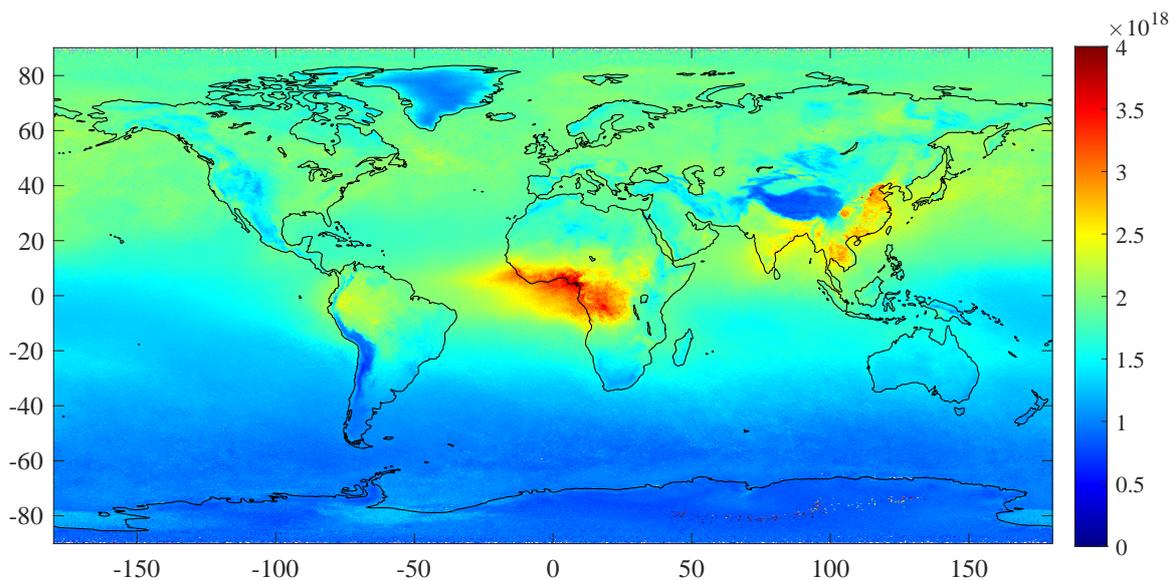


FIGURE 21 – Distribution globale des colonnes totales de CO en molécules/cm<sup>2</sup> (grille de 0.25°x 0.25°) mesurées par IASI/MetOp-A et moyennées sur l’année 2018.

L’**acide acétique** (CH<sub>3</sub>COOH) est souvent lié avec l’acide formique. Ce sont les principaux acides dans l’atmosphère qui contribuent à l’acidité des eaux pluviales dans les environnements isolés, plus particulièrement au niveau de l’équateur et des régions continentales (Khare et al., 1999). Les sources principales de l’acide acétique sont premièrement la végétation, les feux de biomasse au niveau des tropiques (Khare et al., 1999). Sa durée de vie est en moyenne de deux jours (Khan et al., 2018).

La mesure de l’acide acétique est complexe. Dans certains feux intenses, de larges concentrations d’acide acétique ont été mesurées (Clarisse et al., 2011). Récemment,

des mesures globales d'acide acétique ont été obtenues depuis les observations IASI et montrent que l'acide acétique et l'acide formique ont la même saisonnalité (Franco et al., 2020). Ceci indique que les sources principales de ce composé sont liées aux feux de biomasse en Amérique du Sud et en Afrique, comme le montre la figure 22.

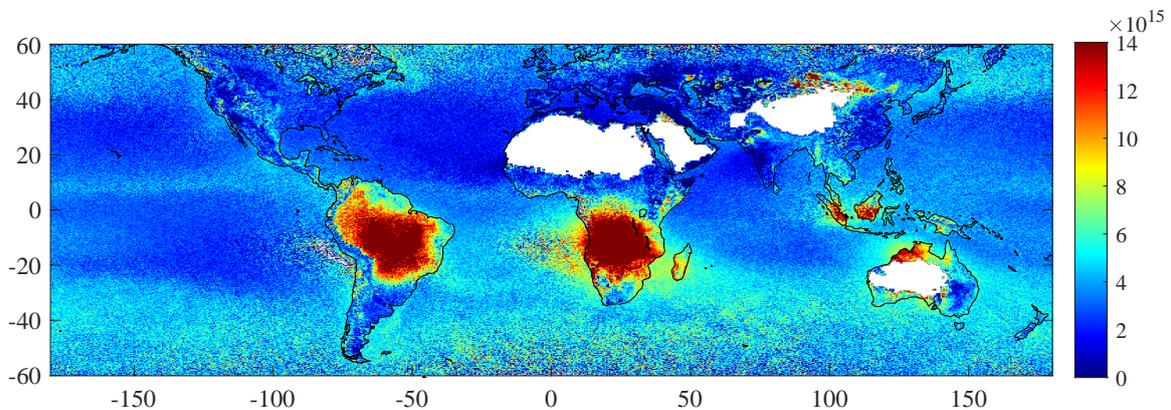


FIGURE 22 – Distribution globale des colonnes totales de  $\text{CH}_3\text{COOH}$  mesuré par IASI/MetOp-A en molécules/ $\text{cm}^2$  (grille de  $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ ) en moyenne (2014–2018) pour le mois d'octobre.

L'**éthylène** ( $\text{C}_2\text{H}_4$ ) est un des principaux hydrocarbures non-saturé dans l'atmosphère. Ces émissions sont dues aux feux de biomasse (20%) et d'origine biogénique depuis les écosystèmes terrestres (65 %) (Sawada and Totsuka, 1986). Son puits principal est sa réaction avec le radical hydroxyle OH. Ses puits secondaires sont d'une part la réaction avec l'ozone et d'autre part le transport dans la stratosphère (Sawada and Totsuka, 1986). La durée de vie du  $\text{C}_2\text{H}_4$  est très courte et dépend très fort de latitude et de la période de l'année et est de l'ordre de quelques heures à quatre jours (Sawada and Totsuka, 1986). Ce composé a été surtout mesuré par satellite dans le cas de fortes concentrations dans des panaches de feux (Coheur et al., 2009; Clarisse et al., 2011). Lorsqu'il est mesuré à haute concentration, l'éthylène est un marqueur très net de feux de biomasse mais il n'est pas mesurable sur tout le globe, et les distributions obtenues sont, en général, très bruitées.

Ceci est également le cas pour l'acide acétique. Afin de favoriser un entraînement optimum du réseau de neurones, le choix a été fait de donner en input les indices HRI du  $\text{C}_2\text{H}_4$  et du  $\text{CH}_3\text{COOH}$ , qui présentent des distributions moins bruitées, plutôt que les valeurs de colonnes totales. L'étape de conversion du HRI en colonnes totales peut en effet rajouter des incertitudes.

### Régions d'entraînement

Vu qu'il n'existe pas de jeu de données incluant uniquement les observations IASI affectées par les feux, il a fallu construire un jeu de données d'apprentissage pour notre réseau de neurones. Pour ce faire, différentes sources de données ont été utilisées pour s'assurer que les colonnes totales mesurées sont bien dues à des feux de biomasse. Tout d'abord, le produit MCDL14ML, qui a déjà été décrit (voir Section 2.2.2), a permis une première

vérification. Ensuite, des images dans le visible de l’imageur MODIS du satellite Terra ont été utilisées pour identifier la présence de panaches fumées venant des feux, ainsi que celle de nuages. Finalement, les distributions de CO et de NH<sub>3</sub> ont également été utilisées.

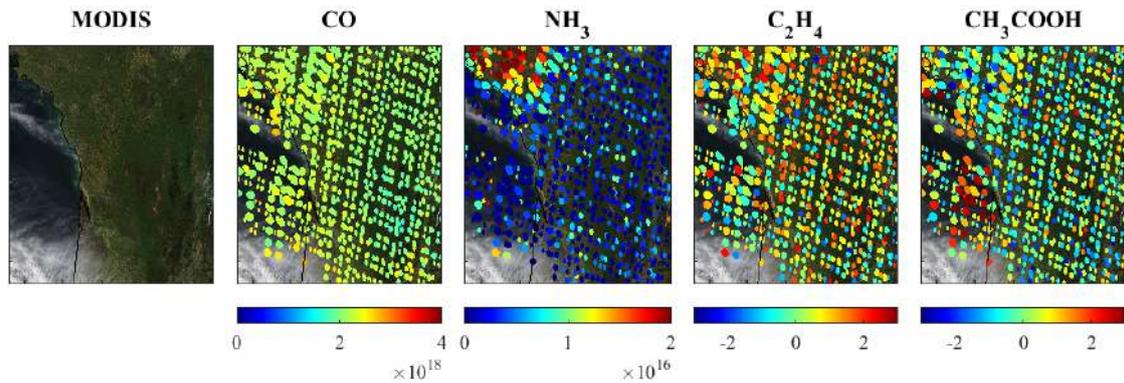


FIGURE 23 – Exemple de données d’entraînement données au réseau de neurones comme feu (en France), avec à gauche une image de Terra MODIS dans le visible où les points rouges correspondent aux feux actifs détectés par MODIS. Ensuite les observations en colonnes totales pour CO et NH<sub>3</sub> (molécules/cm<sup>2</sup>) et HRI pour C<sub>2</sub>H<sub>4</sub> et CH<sub>3</sub>COOH de l’orbite matinale de IASI.

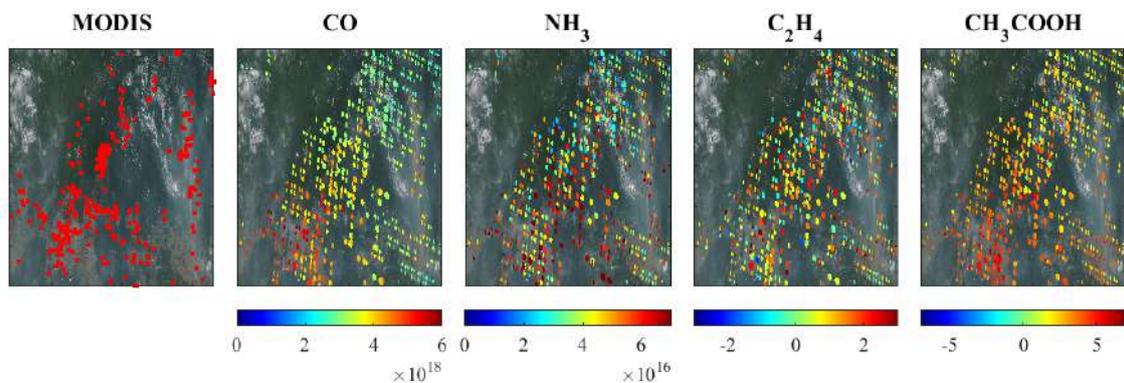


FIGURE 24 – Même légende qu’à la figure 23 mais pour une région impactée par les feux de biomasse au Brésil.

La sélection des régions d’entraînement a été effectuée à la main. Le principe est que si certaines observations de IASI présentent des colonnes totales de CO et de NH<sub>3</sub> et que celles-ci se situent relativement proche d’une région où un grand nombre de feux ont été récemment détectés par MODIS, ces valeurs élevées sont vraisemblablement dues à des émissions des feux de biomasse. En guise d’illustration, la figure 23 montre la sélection d’une région non-feu alors que la figure 24 montre la sélection d’une région feu. Le C<sub>2</sub>H<sub>4</sub> et le CH<sub>3</sub>COOH, sont des composés plus rares dont les distributions en HRI sont utilisées ici en tant qu’outil supplémentaire pour déterminer s’il s’agit d’émissions pyrogéniques.

Pour que le réseau de neurones soit capable de reconnaître les feux un peu partout, il a fallu construire un jeu de données d'apprentissage le plus exhaustif possible. Et ce autant dans la répartition spatiale qu'au niveau temporel. De nombreux cas de figures tels que des feux avec des émissions très intenses (par exemple dans les régions boréales) ou bien des émissions plus modestes (comme c'est parfois le cas en Australie et en Amérique Centrale) ont été pris en compte dans la construction du jeu de données. Des régions sans feu avec de hautes concentrations de  $\text{NH}_3$  ou de  $\text{CO}$  ont également été rajoutées dans le jeu de données d'entraînement.

Pour répondre au besoin de variabilité spatiale et temporelle dans le choix des régions d'entraînement, ces dernières ont été réparties comme ceci : les dates ont été choisies au hasard sur une période donnée par saison (4 périodes donc). Ensuite 20 dates ont été prises au hasard (2 par année), les 10 premières sont des dates où ce sont des régions avec feux et les 10 dernières sont des dates avec des régions sans feu. Pour finir, 20 régions (15 de non-feu et 5 feu) ont été ajoutées dans les régions équatoriales ou spécifiques (par exemple en Chine avec de fortes émissions de  $\text{CO}$  et  $\text{NH}_3$  mais sans feu). Cette méthode permet d'obtenir un nombre équilibré d'observations par période de l'année et par année. Les zones ont été choisies en fonction des régions présentant des feux et celles qui n'en présentent pas. De plus les régions ont été choisies un peu partout à la surface du globe (restant dans le continent) même si les régions feu sont majoritairement au niveau de l'équateur. Au total, 100 régions ont été sélectionnées, dont 55 ont été labellisées comme "non feu" et 45 comme "feu". Celles-ci sont présentées respectivement en bleu et en rouge à la figure 25.

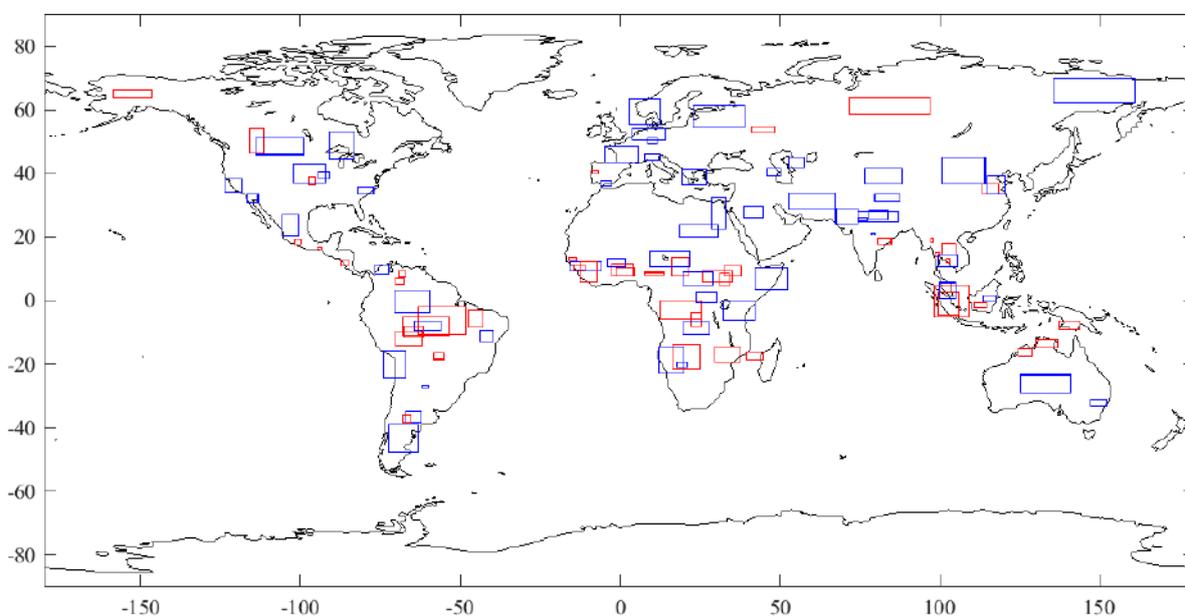


FIGURE 25 – Distribution des régions sélectionnées pour l'entraînement du réseau de neurones. Les régions en bleu sont celles dont les données sont considérées comme "non feu" et les régions en rouge, celles dont les données sont considérées comme "feu" (les coordonnées spécifiques à chaque région sont présentées en annexe).

Avant de passer à l'étape d'entraînement du réseau de neurones, un dernier filtre a

été appliqué aux données afin d'enlever les observations où la colonne totale de CO n'est pas fournie. Cela a été réalisé car le CO est une donnée primordiale pour le réseau de neurones et l'absence de cette information en entrée induit des erreurs importantes dans la classification. Les données ne comportant pas de mesures de CO ne seront dès lors pas classées par le réseau de neurones.

### Exemple de classification

La classification des observations IASI par le réseau de neurones est illustrée pour deux cas de feux identifiés dans la littérature entre 2014 à 2018. Ces exemples permettent de mieux évaluer la réelle efficacité de l'algorithme mis en place ainsi que les potentielles limitations.

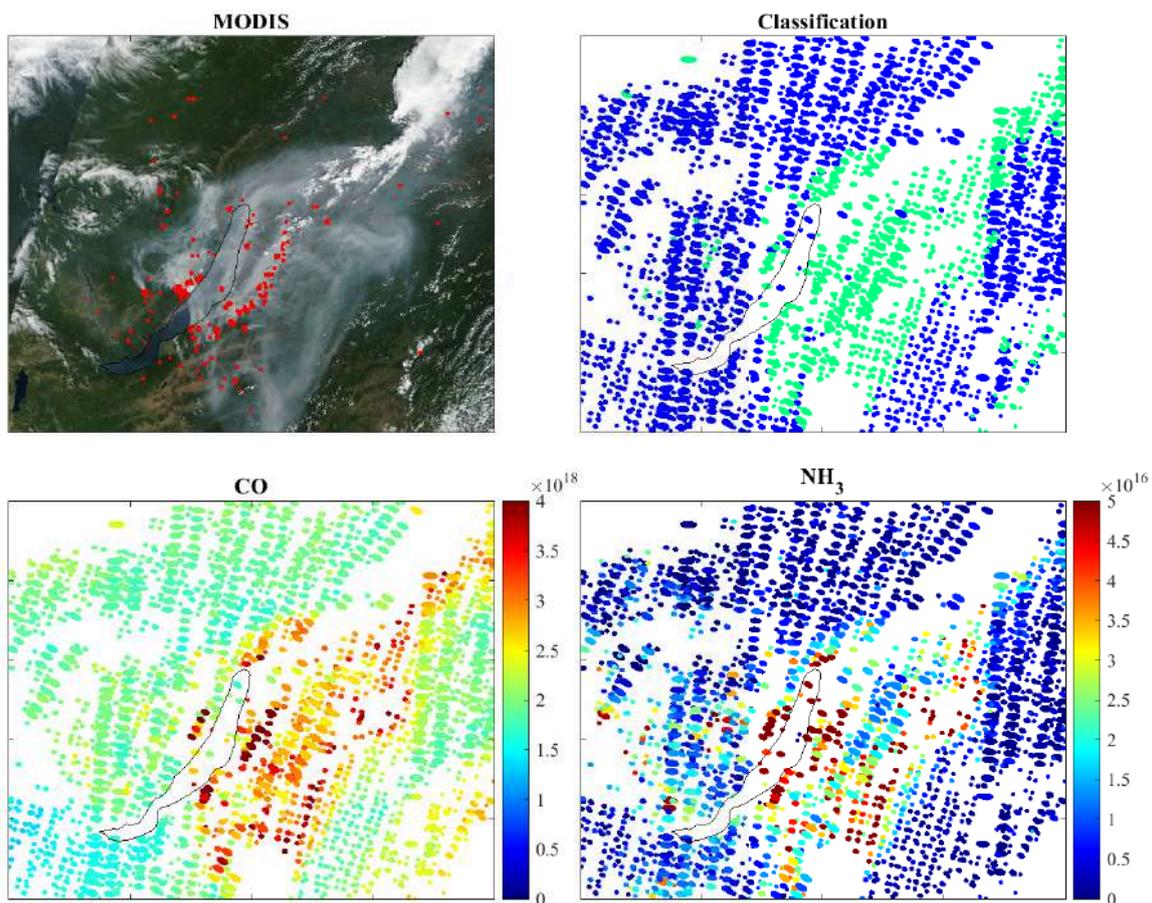


FIGURE 26 – Illustration de la classification du jeu de données IASI pour le cas des feux à proximité du Lac Baïkal en Russie le 8 août 2015. (Haut à gauche) Image Terra MODIS dans le visible avec le produit des feux actifs (points rouges). (Haut à droite) Classification des observations IASI par le réseau de neurones : "feux" en vert et "non-feux" en bleu. (Bas à gauche) Distribution des colonnes totales de CO et (bas à droite) de  $\text{NH}_3$  en molécules/cm<sup>2</sup> mesurées par IASI.

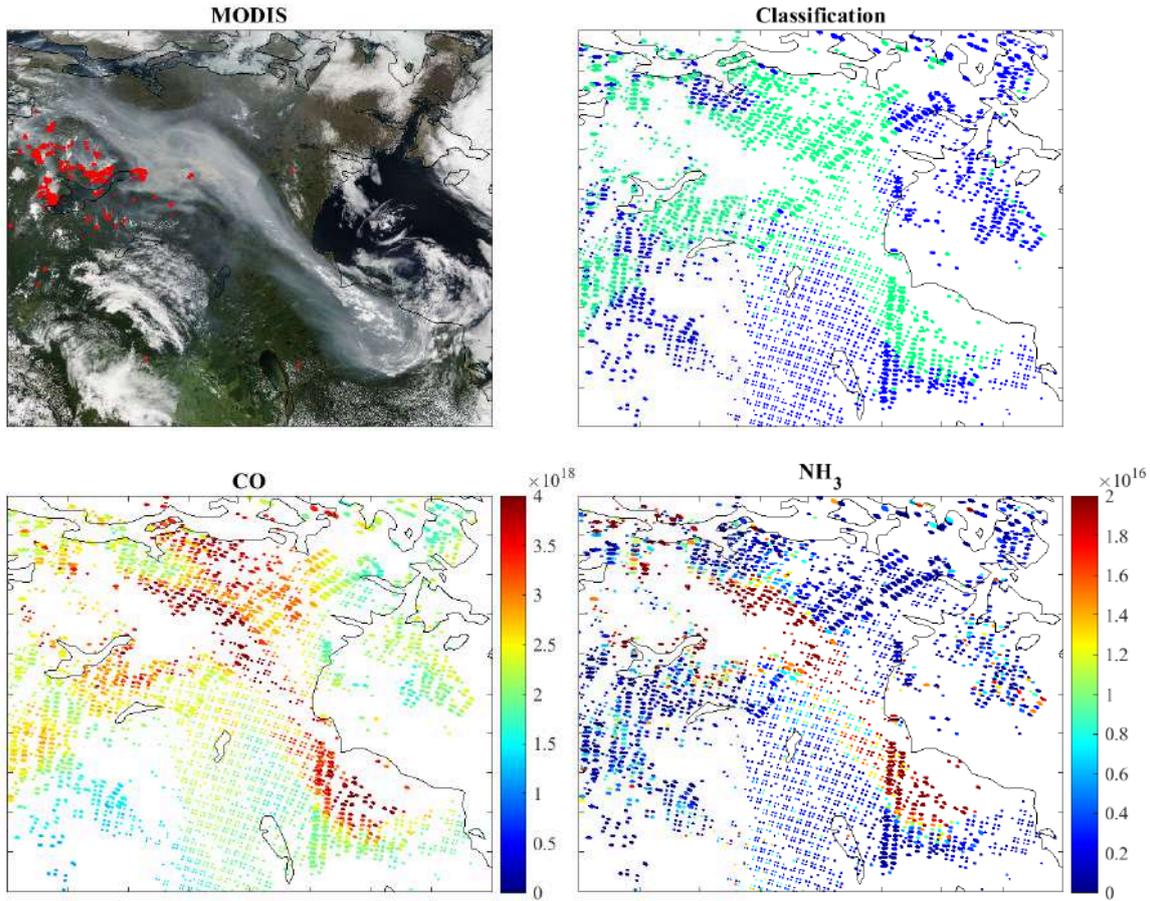


FIGURE 27 – Idem que figure 26 mais à proximité des feux canadiens le 23 juillet 2014.

La première illustration de l'identification des observations IASI affectées par les feux est fait en Russie, aux alentours du lac Baikal. Des feux dans la forêt boréale sont à l'origine d'émissions importantes de gaz en trace en août 2015 (NASA Earth Observatory, 2015). La figure 26 montre une image MODIS (en haut à gauche) où l'on distingue clairement le panache émis depuis les différents feux détectés (points rouges). La classification effectuée par le réseau de neurones est très cohérente par rapport à ce qu'on observe dans le visible (en haut à droite : en bleu les observations IASI classées comme "non-feux" et en vert celles classées comme "feux"). Les colonnes totales de CO (en bas à gauche) et de NH<sub>3</sub> (en bas à droite) confirment les bons résultats obtenus. Cependant, il faut remarquer que certains pixels au centre du panache mais avec une colonne totale de CO et de NH<sub>3</sub> plus faible n'ont pas été identifiés comme "feux", alors que cela aurait dû être le cas. Ce phénomène est possible de part le fait que le réseau de neurones n'a aucune information sur la localisation et le contexte des autres pixels. Ce serait une amélioration possible du réseau de neurones en donnant des informations sur les pixels IASI voisins.

Le deuxième exemple est celui des feux canadiens de l'été 2014. Ceux-ci ont été une source de transport sur longue distance de NH<sub>3</sub> ; leur panaches ayant atteint l'Arctique (Lutsch et al., 2016). La figure 27 illustre bien que le réseau de neurones identifie remar-

quablement les observations affectées par les feux. Cependant si le réseau de neurones identifie comme observations "feux" quelques pixels IASI avec des hautes colonnes de CO mais sans NH<sub>3</sub>, on remarque également que certains pixels vraisemblablement contaminés en ammoniac d'origine pyrogénique mais avec des colonnes totales de CO plus basse n'ont pas été identifiés comme tels.

Dans l'ensemble, le réseau de neurones effectue la séparation entre les observations IASI affectées par les feux de celles qui ne le sont pas avec une bonne précision, même si des limitations ont été soulignées lors de l'étude des lors de l'étude de ces exemples.

### 3.3.2 Résultats

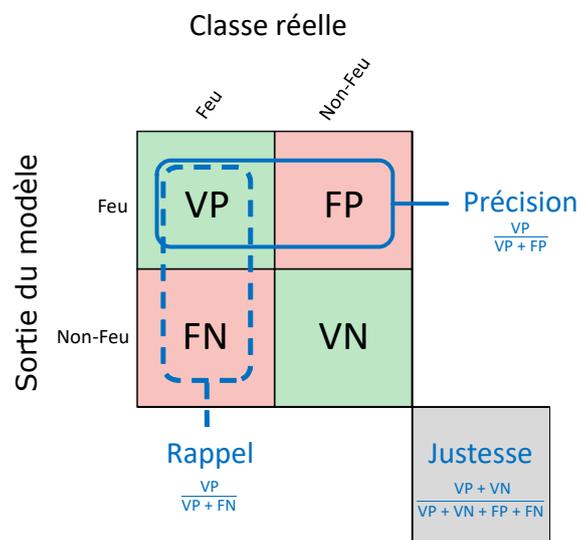


FIGURE 28 – Matrice de confusion avec les termes utilisés dans cette partie VP= Vrai Positif, VN= Vrai Négatif, FP= Faux Positif, FN= Faux Négatif. Adapté de Sharma (2019).

La méthode d'analyse d'un problème de classification se fait à partir d'une matrice de confusion. Elle permet de juger la qualité d'une classification (par exemple la justesse) de façon bien meilleure que sur base d'un seul chiffre. Cette analyse est aussi effectuée sur les différents jeux de données pour montrer la capacité du réseau de neurones à pouvoir généraliser ce qu'il a appris à partir du jeu d'entraînement. Lors d'une classification binaire, comme dans notre cas, il y a seulement quatre cas possibles (voir figure 28). L'observation est un vrai feu et est classé comme feu (Vrai Positif – VP). L'observation est un vrai feu mais est classée comme non-feu par le modèle (Faux Négatif – FN). L'observation est un non-feu et est classée comme non-feu (Vrai Négatif – VN). Le dernier cas de figure est le cas d'une observation non-feu qui a été classée comme feu (Faux Positif – FP).

- Les éléments VP et VN placés sur la diagonale de la matrice de confusion (figure 28) sont les observations correctement classées et est nommé justesse qui est égale à  $\frac{VP+VN}{VP+VN+FN+FP}$ .

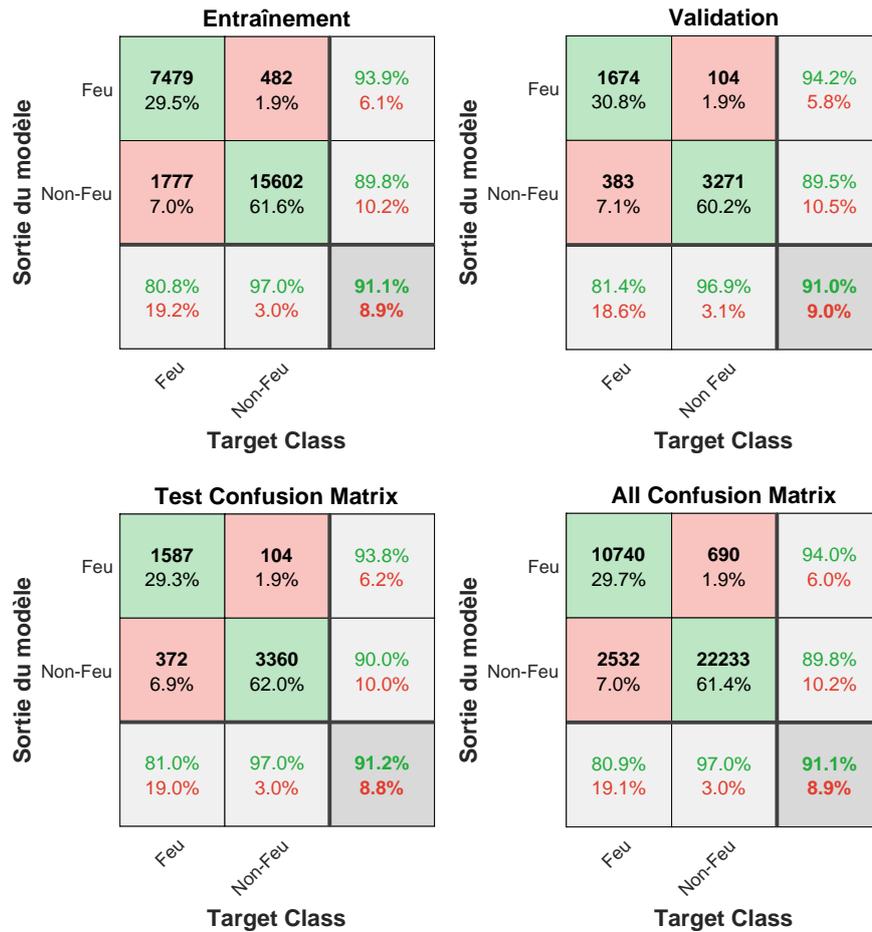


FIGURE 29 – Matrices de confusion du réseau de neurones sur les différents jeu de données : l’entraînement en haut à gauche, la validation en haut à droite, le test en bas à gauche et le total en bas à droite.

- Une autre valeur importante est le rappel (encadré bleu tireté continu à la figure 28) qui est égal à  $\frac{VP}{VP+FN}$ . Cette valeur représente la proportion de résultats positifs qui ont été correctement identifiés et permet donc de déterminer la probabilité de détection de l’algorithme.
- Une dernière valeur qui nous intéresse est la précision (encadré bleu continu à la figure 28) qui est égale à  $\frac{VP}{VP+FP}$ . Cette valeur permet de connaître la probabilité qu’une observation considérée comme feu l’est réellement.

Comme l’illustre la matrice de confusion en bas à droite de la figure 29, le modèle prédit correctement 91.1 % des observations mais cette valeur dépend de la taille des classes. Dans le cadre du mémoire, 36.6 % des observations sont feu et 64.4 % sont non-feu. L’algorithme montre un peu plus de difficultés au niveau du rappel avec 80.9 % des observations réellement feu correctement identifiées, ce qui reste cependant raisonnable vu qu’il existe des régions assez difficiles (par exemple peu d’émissions de CO et NH<sub>3</sub>). Par contre, les meilleurs résultats se trouvent dans les valeurs de précision avec près de 94.0 %.

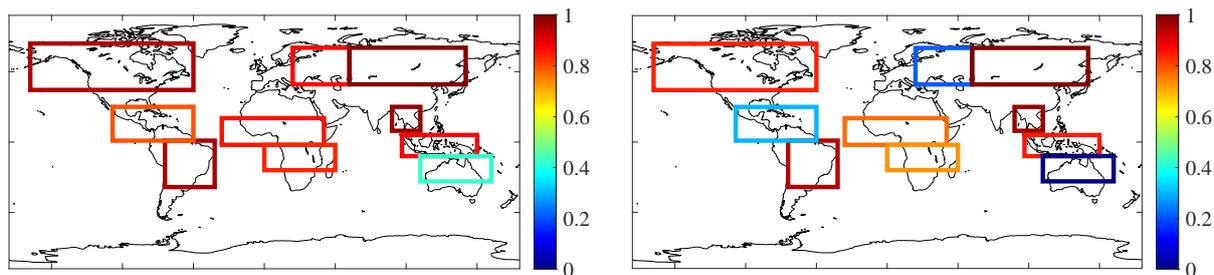


FIGURE 30 – (Gauche) Justesse du réseau de neurones obtenue pour chaque région déterminée à la section 3.1. (Droite) Rappel du réseau de neurones.

Ces analyses sont effectuées à l'échelle globale mais certains biais peuvent être présents car des régions spécifiques peuvent avoir une classification parfaite (et parfois même la majorité des classifications) alors que pour d'autres, des données peuvent être plus complexes à classifier. Pour cela, une analyse par régions permet de mieux identifier les forces et les faiblesses du réseau de neurones. Les régions sélectionnées à la Section 3.1 (voir figure 13) ont été utilisées pour effectuer cette évaluation à l'échelle régionale. Le réseau de neurones fonctionne globalement bien sur ces différentes régions, avec une justesse (voir figure 30) partout au dessus de 70 %, avec pour exception l'Australie (justesse de 48 %) et de façon relative pour l'Amérique Centrale (tout juste au dessus de 70 %). Les régions où les résultats sont les meilleurs se situent dans les régions à hautes et moyennes latitudes. Au niveau du rappel, on remarque une situation similaire que la justesse avec des valeurs plus faibles et un peu plus contrastée entre les régions, avec l'Europe de l'Est, l'Amérique Centrale et l'Australie qui ont de plus grosses difficultés (voir figure 30 à droite). Des régions intermédiaires comme le sud de l'Afrique présentent elles aussi quelques difficultés alors que l'Amérique du Sud, l'Asie du Sud-Est et les régions boréales présentent de bien meilleurs résultats. Par contre au niveau de la précision, le réseau de neurones se montre très performant peu importe la région. Ceci illustre bien qu'un feu détecté à une haute probabilité qu'il soit effectivement un feu, à l'exception de l'Europe de l'Est.

La figure 31 présente les résultats obtenus suite à la classification par le réseau de neurones. Le panneau du milieu présente la distribution moyenne des observations IASI sans la contribution des feux. Cette dernière paraît avoir été particulièrement bien affranchie des observations impactées par les feux. Les régions dans les moyennes à hautes latitudes ne semblent pas avoir été particulièrement impactées au niveau des sources non-feux alors que les pixels IASI correspondant aux panaches de feux ont été correctement détectés (panneau du bas). Comme attendu, les régions où la différence est la plus marquante entre les distributions moyennées avec ou sans la contribution des feux de biomasse se trouvent en Afrique au nord de l'équateur ainsi qu'en Amérique du Sud, particulièrement au Brésil. Les régions telles qu'en Asie du Sud-Est et Asie équatoriale sont aussi fortement affectées par les émissions pyrogéniques. Le nombre d'observations séparés est un facteur important pour la détection de sources ponctuelles par suréchantillonnage (voir Section 4).

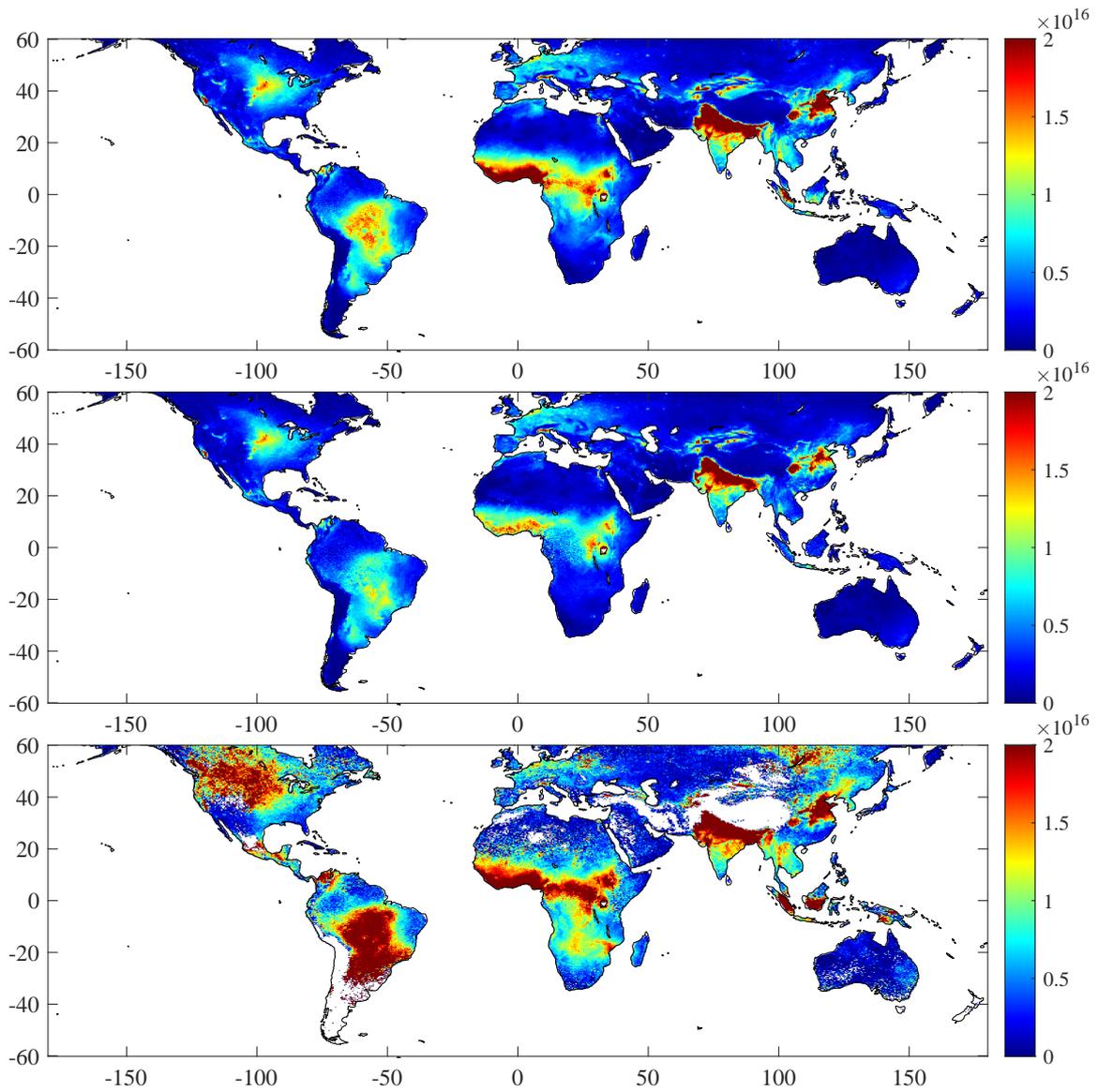


FIGURE 31 – Distribution des colonnes totales de  $\text{NH}_3$  en molécules/cm<sup>2</sup> (grille de  $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ ) sur la période 2014–2018, sans exclusion (haut), en excluant la contribution des feux à l’aide de la méthode avec les réseaux de neurones (milieu), observations IASI affectées par les feux (bas).

### 3.4 Comparaison et discussion

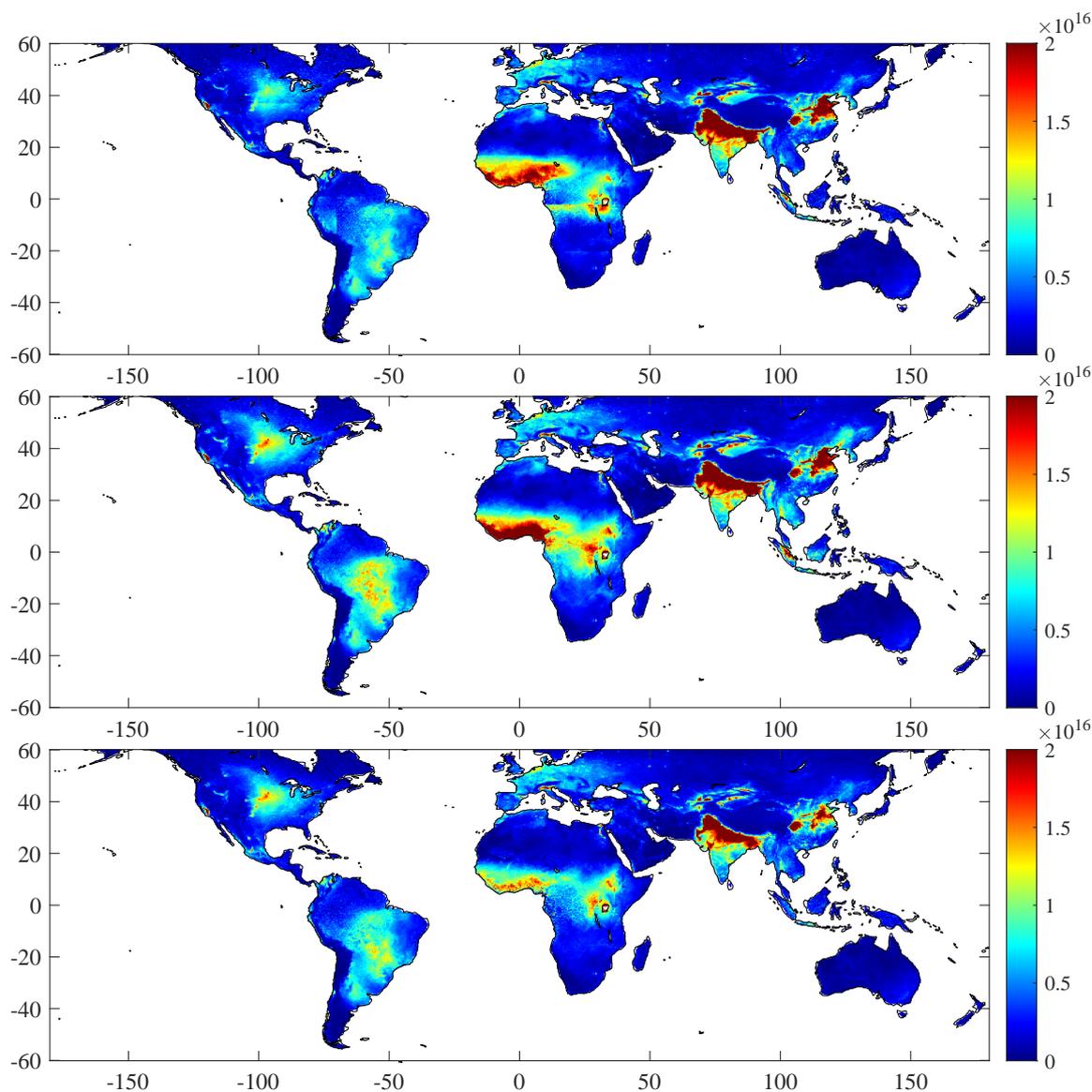


FIGURE 32 – Distribution des colonnes totales de  $\text{NH}_3$  en molécules/ $\text{cm}^2$  (grille de  $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ ) sur la période 2014–2018 en excluant la contribution des feux à l’aide de (haut) méthode par séries temporelles, (milieu) méthode des observations à proximité d’un feu, (bas) méthode basée sur un réseau de neurones.

La figure 32 reprend les distributions moyennes d’ammoniac non-pyrogénique pour les trois méthodes : (haut) la méthode par séries temporelles, (milieu) la méthode des observations à proximité d’un feu détecté et (bas) la méthode basée sur un réseau de neurones. La comparaison des méthodes est fait tout d’abord en général puis de manière continentale, en se concentrant sur les régions présentant les plus grandes différences entre les méthodes.

La première méthode présente les distributions les moins lisses, avec des sauts abruptes dans les valeurs de colonnes totales aux bornes des régions sélectionnées. Cette méthode

montre également les distributions les plus faibles aux hautes et moyennes latitudes, comme en Amérique du Nord et du Sud. La seconde méthode produit la distribution d'ammoniac non-pyrogénique la plus élevée par rapport aux autres méthodes. De l'ammoniac d'origine pyrogénique y est plus que probablement encore présent. Cela pourrait être dû au périmètre instauré de 50 km qui semble trop petit pour prendre en compte tout le transport d'ammoniac émis par les feux de biomasse. Une solution à ce problème serait d'augmenter la taille du périmètre d'exclusion ou bien de prendre en compte la puissance du feu car elle influence l'altitude d'injection de l'ammoniac (Martin et al., 2010), et donc sa capacité à être transporté sur de longue distance. L'algorithme des feux actifs est aussi moins sensible pour des feux dans la phase de combustion lente durant laquelle le  $\text{NH}_3$  est émis. De plus, un grand nombre de feux ne peuvent être observés dû à la présence de fumée ou de nuages par exemple. Dernièrement, il a été montré que le FRP moyen et le nombre de feux détectés par MODIS n'est pas un indicateur parfait des émissions pyrogéniques d'ammoniac. Un décalage de 1 à 2 mois entre le pic de FRP (et de feux) et les émissions de CO et d'ammoniac a été observé en Afrique (Whitburn et al., 2015). Ce décalage est dû à la transition entre la combustion rapide en début de saison et lente en fin de saison, particulièrement en Afrique au sud de l'équateur (Zheng et al., 2018). La dernière méthode basée sur le réseau de neurones présente les résultats les plus cohérents. Elle combine une capacité à isoler les panaches de feux peu nombreux mais intenses dans les régions à hautes et moyennes latitudes avec celle d'identifier les nombreuses observations liées à d'importantes saisons des feux dans les régions équatoriales.

En Amérique du Nord, la méthode par séries temporelles présente une distribution de colonnes totales nettement plus faible que les deux autres méthodes. Cette méthode montre clairement une sur-estimation du nombre d'observations labellisées comme d'origine pyrogénique. Les deux autres méthodes montrent le même type de distributions, cependant légèrement plus faible pour le réseau de neurones au centre des États-Unis. Ceci est cohérent avec l'idée que les feux de biomasse ont un effet limité sur les colonnes totales de  $\text{NH}_3$  dans cette région du monde. La même observation peut-être faite pour l'Europe de l'Est et la Russie.

En Amérique du Sud, les distributions des colonnes totales obtenues par chaque méthode sont assez différentes entre elles. La méthode par séries temporelle montre encore une fois les colonnes totales les plus faibles. La discontinuité à l'ouest est due au fonctionnement même de l'algorithme (qui applique des filtres différents). La seconde méthode montre les distributions des colonnes totales les plus élevées, en particulier en Amazonie, ce qui indique très vraisemblablement que l'algorithme mis en place n'a pas pu identifier toutes les observations d'ammoniac dues aux feux de biomasse. La dernière méthode montre des distributions cohérentes avec la première méthode et des colonnes totales plus élevées au sud-est du Brésil. Ceci est en adéquation avec la présence de sources agricoles connues dans cette région (Potter et al., 2010).

L'Afrique est la région présentant les plus grosses différences entre les méthodes. Contrairement aux deux régions décrites précédemment, c'est l'algorithme basé sur le

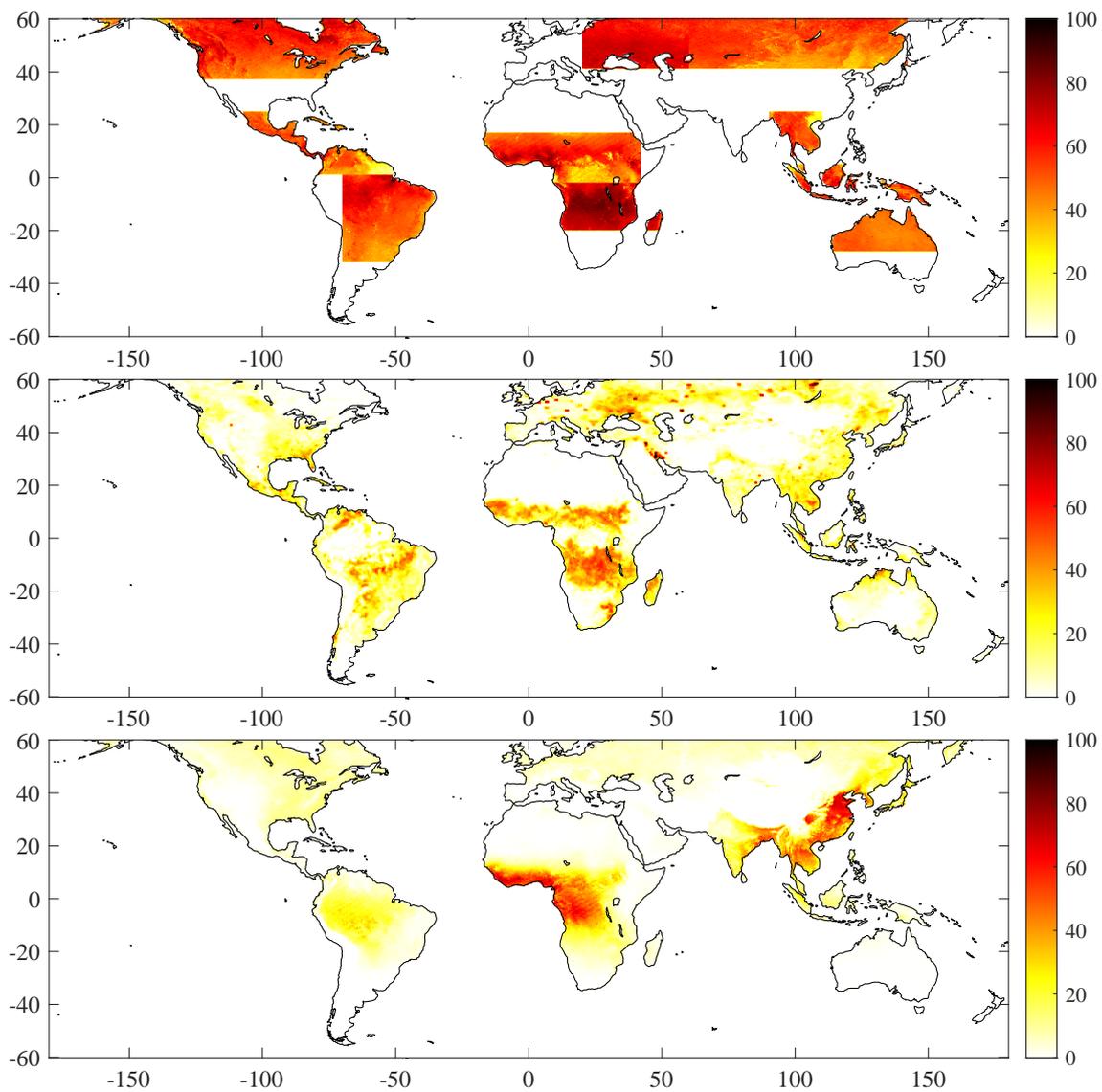


FIGURE 33 – Distribution du taux d’observations impactées (%) par les feux (grille de  $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ ) sur la période 2014–2018 en excluant la contribution des feux à l’aide de (haut) méthode par séries temporelles, (milieu) méthode des observations à proximité d’un feu, (bas) méthode basée sur un réseau de neurones.

réseau de neurones qui montre les distributions de colonnes totales les plus faibles et paraît le plus cohérent. En particulier au Nigeria, la distribution non-pyrogénique observée correspond à la distribution de la production d'azote par fumier présentée par Potter et al. (2010) et la présence non négligeables d'émissions anthropiques (Whitburn et al., 2015). De plus, en Afrique de l'Ouest, le deuxième algorithme montre encore une fois les colonnes totales les plus élevés et présente encore les distributions typiques des feux de biomasse dans la région. La distribution obtenue par l'algorithme basé sur les séries temporelles quant à lui montre des discontinuités en particulier entre l'Afrique au nord de l'équateur et celle au sud de celui-ci. Ceci peut être expliqué par du transport exceptionnel d'ammoniac vers le sud comme par exemple montré dans la figure 15.

La figure 33 montre la proportion des observations identifiées comme affectées par les feux selon les algorithmes. Celle-ci sera également analysée principalement pour expliquer les cartes reprenant que les observations affectés par les feux (comme en Russie et États-Unis dans la figure 31) et de mieux interpréter les distributions non-pyrogéniques des algorithmes de la figure 32. La méthode en séries temporelles est l'algorithme qui sélectionne de loin le plus d'observations pour les régions choisies. La différence de nombre d'observations dans la même région est due au fait qu'un nombre plus important d'observations est disponible hors de la saison des feux. La disponibilité d'observations IASI est influencée par la couverture nuageuse et un post-filtre appliqué sur les observations d'ammoniac. Cette méthode présente des pourcentages d'observations contaminées par les feux généralement autour voir supérieurs à 50 % pour chaque région, surtout dans les moyennes et hautes latitudes, ce qui paraît bien trop élevé.

Des distributions plus réalistes sont obtenues en terme de pourcentage d'observations labellisées comme impactées par les feux avec la seconde et la troisième méthode. La distribution obtenue par la méthode des observation à proximité d'un feu met en exergue le problème d'identifications erronées (et récurrentes) de feux par MODIS (Giglio et al., 2018) car aucun filtre n'a été appliqué sur la confiance ni la source du feu (pour être le plus exhaustif possible). Ceci rend les distributions des observations contaminées par les feux hétérogènes dans certaines régions dont en particulier au Moyen-Orient, en Europe et en Russie. L'Irak est un bon exemple de détection erronée où le produit feux détecte les torchères qui brûlent les rejets de gaz produits durant les étapes d'exploitation du pétrole (NASA Earth Observatory, 2003). L'approche basée sur le réseau de neurones quant à elle présente des distributions très cohérentes et également plus lisses. En Afrique par exemple, les deux zones d'émissions que sont l'Afrique de l'Ouest et l'Afrique Centrale, relativement bien distinctes dans la distribution de la deuxième méthode (milieu), se rejoignent dans la distribution obtenue (bas). Ceci peut être expliqué par le transport des émissions par les alizées qui poussent les émissions vers l'ouest. En Amérique du Sud, la même explication peut être utilisée pour la différence mais le nombre d'observations contaminées est plus faible pour le réseau de neurones. La région la plus impactée est également sensiblement différente. Il est également important de remarquer le taux d'observations considérées comme feu est par contre sous-estimé dans l'hémisphère sud comme en Australie car le réseau de neurones n'apparaît pas assez sensible.

En Chine, la méthode par réseau de neurones paraît clairement surestimer le pourcentage d’observations contaminées par les feux dans la Grande Plaine de Chine du Nord et dans le sud-est de la Chine de manière générale. Cette difficulté à classer les données IASI peut être expliquée par des émissions importantes de  $\text{NH}_3$  et de CO anthropiques qui rend la région plus difficile à traiter pour le réseau de neurones. Le nombre plus limité d’observations retirées dans l’algorithme basé sur les données MODIS peut quant à lui venir de la nature des feux agricoles qui sont des feux de relativement petites tailles et de faibles puissances rendant leur détection difficile par satellites (Korontzi et al., 2006).

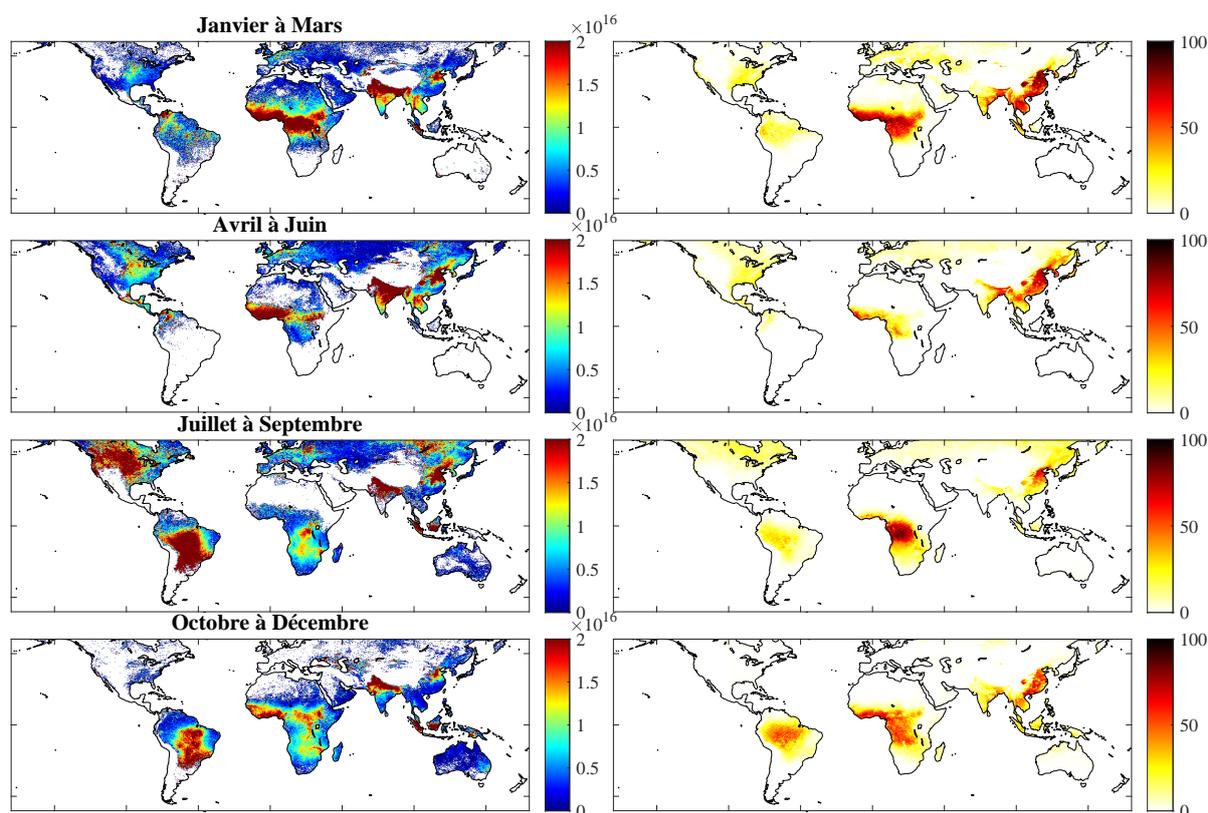


FIGURE 34 – (Gauche) Distribution des colonnes totales de  $\text{NH}_3$  (molécules/cm<sup>2</sup>) impactées par les feux par saison (janvier à mars, avril à juin, juillet à septembre et octobre à décembre) pour la période 2014–2018 et basée sur le réseau de neurones. (Droite) Distribution du pourcentage d’observations impactées par les feux par saison.

Une dernière analyse est effectuée pour l’approche basée sur le réseau de neurones afin d’étudier la variation saisonnière des émissions d’ammoniac d’origine pyrogénique. La figure 34 présente dans la colonne de gauche les distributions moyennées des observations affectés par les feux de biomasse et dans la colonne de droite le pourcentage que représente ces observations par rapport jeu de données complet. Ceci a été réalisé pour quatre périodes de l’année, de haut en bas : janvier à mars, avril à juin, juillet à septembre et octobre à décembre. Le nombre absolu d’observations pendant cette période est montrée en annexe.

En Amérique du Nord, la plus grande proportion d'observations contaminées par les feux correspond à la période de juillet à septembre. Pour cette période, on peut observer que le réseau de neurones identifie correctement quelques feux au Canada, Europe de l'Est et Russie. Par contre, la proportion d'observations labellisées comme feux de janvier à mars est assez élevée et surprenante pour l'ouest de l'Europe et l'est des États-Unis. Ceci peut être expliqué par la présence de colonnes totales plus élevées de CO pendant cette période de l'année (en particulier en mars) (Té et al., 2016). D'autres part, le taux d'observations feux est très faible dans ces régions d'octobre à décembre.

Pour l'Afrique, les plus grandes proportions d'observations feux sont rapportées pour le nord de l'Afrique de janvier à mars, qui correspondent en effet à la saison des feux dans cette région du monde. Ceci s'observe également pour la période de juillet à septembre pour la partie sud de l'Afrique. Il est important de remarquer que les colonnes totales d'ammoniac isolées sont moins élevées par rapport au nord. Par contre, il existe des périodes de transitions avec des proportions moindres d'observations contaminées par les feux d'avril à juin et d'octobre à novembre. Cette transition du nord au sud du continent africain est cohérent avec le cycle saisonnier des feux de biomasse (voir figure 7 de la Section 1.3.3 ).

Pour la Chine, la plus grande proportion d'observations contaminées est durant la période de janvier à mars. Ceci n'est pas en adéquation avec la période caractérisée par le plus grand nombre de feux actifs qui est observée en juin et juillet (Korontzi et al., 2006). Par contre, la proportion d'observations contaminées par les feux est relativement élevée pendant toute l'année, à l'exception de juillet à septembre. Ceci tend à indiquer de nouveau que des observations considérées comme contaminées par les feux sont en fait des émissions anthropiques que le réseau de neurones ne parvient pas à distinguer.

En Amérique du Sud, la proportion la plus élevée d'observations contaminées est cohérente avec la saison des feux dans cette région. Cette saison commence en juillet avec un pic en septembre, et le réseau de neurones capte très bien cette saisonnalité. Par contre, la proportion relativement importante d'observations contaminées par les feux pendant la période de janvier à mars est surprenante. Une hypothèse est le transport intercontinental par les alizées du CO émis par les feux intenses d'Afrique de l'Ouest. Les colonnes totales de CO élevées expliqueraient pourquoi le réseau de neurones classe ces observations comme feu, malgré le peu d'ammoniac présent.

## 4 Application : identification de sources ponctuelles

Comme discuté dans le premier chapitre de ce mémoire, l'identification de sources ponctuelles est limitée dans certaines régions du monde par les colonnes totales très élevées de  $\text{NH}_3$  d'origine pyrogénique. Afin de pouvoir identifier de nouvelles sources, nous avons analysé le jeu de données d'ammoniac de IASI ayant été classifiées comme n'étant

pas d'origine pyrogénique suite à l'application de l'algorithme basé sur le réseau de neurones (voir Section 3.3). La méthodologie est inspirée de Van Damme et al. (2018) et se base sur une identification manuelle de maximum locaux de colonnes totales. La détection a aussi été basée sur la différence entre la carte de départ reprenant toutes les observations et celle obtenue uniquement sur base des observations IASI non affectées par les feux. Si la source était visible avant la séparation du jeu de données et hors des régions affectées par les feux de biomasse, elle n'a pas été considérée comme une nouvelle source ponctuelle. Dans le cadre de ce mémoire, étant donné qu'il s'agit d'une mise à jour de l'inventaire des sources ponctuelles de  $\text{NH}_3$ , le catalogue le plus complet contenant toutes les sources détectées avant ce travail a été pris en compte et correspond à la base de données tirée de l'article de Clarisse et al. (2019).

En pratique, les distributions de  $\text{NH}_3$  suréchantillonnées sur une grille de  $0.02^\circ \times 0.02^\circ$  en se basant sur toutes les observations IASI de MetOp-A et MetOp-B entre 2014 et 2018 sont importées dans l'environnement "Google Earth". Ce dernier permet de comparer directement les distributions IASI avec l'imagerie dans le visible à haute résolution spatiale. Une fois qu'une source ponctuelle potentielle a été identifiée, la première étape consiste à déterminer la source des émissions. Si une émission apparaît anthropique, une recherche par internet permet de déterminer de quel type d'industrie ou d'agriculture il s'agit. S'il n'y a pas de confirmation ou pas d'information sur ces sources, la source ponctuelle n'est pas répertoriée. Cette approche permet de ne comptabiliser que les sources ponctuelles avérées.

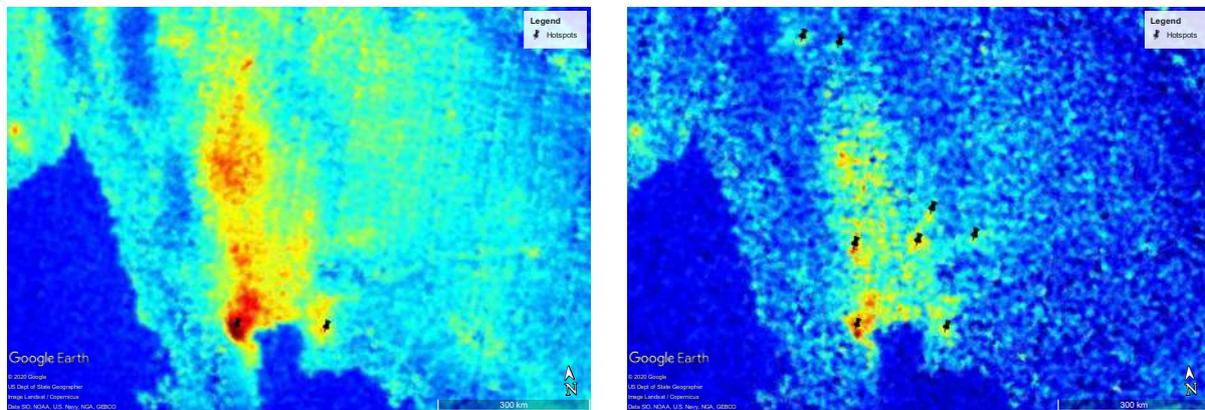


FIGURE 35 – Distribution des colonnes totales de  $\text{NH}_3$  (molécules /  $\text{cm}^2$ ) moyennées avec toutes les observations IASI (MetOp-A et MetOp-B) (gauche) et (droite) seulement avec les observations labellisées comme non-feu de 2014 à 2018 en Asie du Sud-Est. Les sources ponctuelles sont indiquées avec une icône noire.

L'Asie du Sud-Est est la région où le réseau de neurones donne les meilleurs résultats. La figure 35 montre la distribution de  $\text{NH}_3$  en Thaïlande prenant en compte toutes les observations IASI à gauche alors que la figure de droite se base uniquement sur les données non-feux. Il est clair que les larges colonnes totales d'origines pyrogénique dominent la distribution régionale. Une fois la contribution des feux enlevée, on observe une distri-

bution qui reste hétérogène. Cela vient du fait que le nombre de données est plus faible et empêche l'obtention de distribution plus lisse. Dans cette région, près de la moitié des données IASI (environ 40 %) ont été identifiées comme affectées par les feux. Cependant, cette carte d'ammoniac non-pyrogénique montre d'une part que les sources identifiées précédemment sont d'autant plus marquées et d'autre part, permet l'identification de sept nouvelles sources situées en Thaïlande et en Malaisie (voir Table 3).

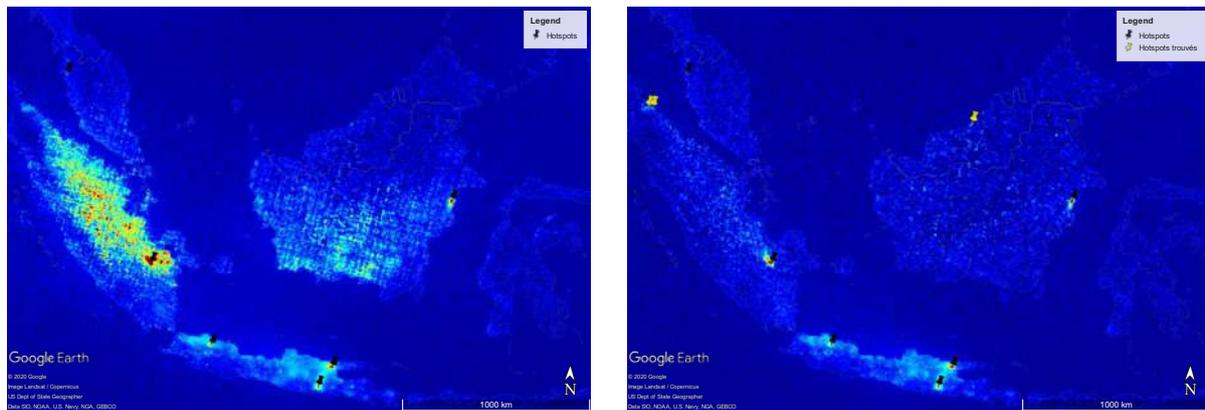


FIGURE 36 – Distribution des colonnes totales de  $\text{NH}_3$  (molécules/ $\text{cm}^2$ ) moyennées avec toutes les observations IASI (MetOp-A et MetOp-B) (gauche) et (droite) seulement avec les observations labellisées comme non-feux de 2014 à 2018 en Indonésie. Les sources ponctuelles sont indiquées avec une icône (noire pour celles déjà connues et jaune pour les nouvelles).



FIGURE 37 – Ferme d'élevage porcin identifiée comme nouvelle source ponctuelle de  $\text{NH}_3$  en Thaïlande.

La figure 37 illustre un grand complexe d'élevage de cochons au nord de la Thaïlande. La compagnie se trouvant à cet endroit est le groupe VPF qui est un éleveur et vendeur de viande porcine (VPF, 2020). Un second exemple est donnée à la figure 38 est un complexe industriel de bio énergie produisant de l'éthanol en tant que bio-carburant par la compagnie "Thai Agro Energy". L'ammoniac y serait un élément essentiel pour la production d'éthanol (soit sous forme d'urée ou ammoniac anhydre) notamment en tant que nourriture pour la levure (Ebert, 2008). Cette source demande vérification car ce type de



FIGURE 38 – Complexe d'éthanol identifié comme nouvelle source ponctuelle de  $\text{NH}_3$  en Thaïlande.



FIGURE 39 – Mine de lignite (à gauche) liée à une centrale elle aussi de lignite (en bas à droite) identifiée comme nouvelle source ponctuelle de  $\text{NH}_3$  en Thaïlande.

processus industriel n'avait pas encore été identifié comme source d'ammoniac et il peut paraître étonnant que d'autres sites industriels présentant des activités similaires n'aient pas été identifiés. Un dernier exemple est une grande mine à ciel ouvert qui se trouve dans le district de Mae Mo (figure 40). Il s'agit d'une mine de lignite située à côté d'une centrale électrique à la lignite de 2400 MW qui est utilisée par l'Electricity Generating Authority of Thailand (EGAT). C'était la plus grande mine de lignite de Thaïlande mais son démantèlement a débuté en 2019 suite à la plainte des riverains suite aux sérieux problèmes environnementaux étant liés à ce type d'activités (Praiwan, 2019).

D'autres sources ponctuelles ont également été isolées en Asie Équatoriale. Cette région a été marquée par des émissions très importantes de  $\text{NH}_3$  dans l'atmosphère lors des feux de tourbes en Indonésie en 2015 (voir figure 36) (Whitburn et al., 2016b). Des valeurs très élevées de colonnes totales sont mesurées par IASI sur l'île de Sumatra. Après l'application de l'algorithme de classification, la distribution de  $\text{NH}_3$  non-pyrogénique est beaucoup plus faible et fait par exemple ressortir de façon beaucoup plus nette la source industrielle déjà identifiée précédemment. Deux nouvelles autres sources ponctuelles ont pu y être identifiées, une agricole et une industrielle.

Dans d'autres régions comme en Amérique du Sud, les distributions restent très hétérogènes et ne font pas ressortir de sources ponctuelles bien marquées. Une seule source liée à de l'élevage a pu être identifiée au Brésil, où les émissions d'ammoniac restent assez diffuses. L'Afrique en général compte, comme l'Asie du Sud-Est, un grand nombre d'observations labellisées comme affectées par les feux. Ces régions proches de l'équateur sont caractérisées par une densité d'observations plus faible qui rend l'exploitation des distributions suréchantillonnées particulièrement compliquée. L'identification de sources ponctuelles y est donc très limitée, particulièrement en Afrique de l'Ouest. Certaines sources ponctuelles ont cependant pu être identifiées même si la confiance de détection est faible du au nombre peu élevé d'informations trouvées à leur sujet.

Pays	Latitude	Longitude	Nom	Type
Brésil	-20,46	-49,07	Altair	Agriculture (A)
Cameroun	3,86	11,52	Yaoundé	Urbain (U)
Ghana	6,68	-1,59	Kumasi	Urbain (U)
Indonésie	3,67	98,21	Denai Kuala	Agriculture (A)
Indonésie	3,67	98,69	Medan City	Industrie indéterminée (NDI)
Malaisie	3,27	113,07	Bintulu	Industrie de fertilisants (FI)
Nigeria	6,55	3,31	Lagos	Urbain (U)
Nigeria	5,93	5,64	Sapele	Urbain (U)
Nigeria	5,46	7,08	Owerri	Urbain (U)
Thaïlande	15,33	101,17	Lamnurai	Agriculture (A)
Thaïlande	14,83	99,77	Chaeng Ngam	Industrie indéterminée (NDI)
Thaïlande	18,29	99,75	Mae Moh	Industrie indéterminée (NDI)
Thaïlande	14,81	100,87	Chong Sarika	Agriculture (A)
Thaïlande	14,82	101,87	Sung Noen	Agriculture (A)
Thaïlande	18,46	99,09	Tha Sop Sao	Agriculture (A)

TABLE 3 – Liste des nouvelles sources ponctuelles d'ammoniac atmosphérique identifiées grâce à la classification des observations IASI non-pyrogéniques.

D'autres sources ponctuelles ont été identifiées et sont répertoriées dans la table 3 reprenant leur nom, latitude, longitude ainsi que le type présumé de la source ponctuelle. La nomenclature utilisée suit celle de Clarisse et al. (2019). Il faut toutefois noter que les sources ponctuelles ont été identifiées avec précaution mais que des erreurs sont bien entendu possibles.

## 5 Conclusion

Dans ce travail nous avons développé trois algorithmes afin de séparer les observations IASI en deux parties et obtenir deux jeux de données : l'un reprenant les observations affectées par les feux de biomasse et l'autre, celles qui ne le sont pas.

La première approche implémentée se base sur les séries temporelles de l'activité des feux par régions, fournies par l'instrument MODIS, pour identifier les observations de IASI affectées par les feux. La seconde méthode a pour principe de classer comme d'origine pyrogénique les observations IASI à proximité d'un feu détecté, également par MODIS. Le troisième algorithme se repose quant à lui sur le développement d'un réseau de neurones qui a été entraîné à classer les observations feux à partir de mesures de CO, de NH<sub>3</sub>, de CH<sub>3</sub>COOH et de C<sub>2</sub>H<sub>4</sub>. Ces algorithmes ont été ensuite appliqués aux données IASI-NH<sub>3</sub> dont on veut isoler la contribution des feux de biomasse. Ils ont permis l'obtention, pour la première fois, de distributions globales d'ammoniac non-pyrogénique d'une part et d'ammoniac d'origine pyrogénique d'autre part.

L'algorithme basé sur les séries temporelles surestime le taux d'observations IASI d'origine pyrogénique au niveau des hautes et moyennes latitudes et montre des discontinuités dans les distributions obtenues. L'approche basée sur les feux actifs à proximité d'une observation ne permet pas quant à elle d'identifier toutes les observations IASI impactées par les feux car elle ne prend pas en compte le transport et parce que certains feux n'ont pas pu être détectés par Terra MODIS. De plus, le décalage temporelle qui existe entre l'intensité du feu et les émissions de NH<sub>3</sub> est un frein majeur au succès de cette méthode. La troisième approche, qui utilise un réseau de neurones à propagation avant pour la classification, présente les meilleurs résultats. Le réseau de neurones se caractérise par une capacité à identifier correctement les événements sporadiques de feux dans les régions boréales ainsi que les nombreuses observations contaminées lors de la saison des feux dans les régions équatoriales. Cependant, des difficultés persistent en Australie par exemple, où il montre peu de justesse lorsqu'on est en présence de colonnes totales de CO et de NH<sub>3</sub> modérées. En Chine également, l'algorithme ne parvient pas à classer correctement les observations caractérisées par des colonnes élevées de CO et de NH<sub>3</sub> d'origine anthropiques.

Les distributions d'ammoniac obtenues mettent en avant l'importance des émissions pyrogéniques en Amérique du Sud, en Asie du Sud-Est, en Afrique de l'Ouest et au sud de l'équateur. L'analyse des distributions non-pyrogéniques révèle aussi l'existence de sources agricoles diffuses au Nigeria et au Brésil. Finalement, une méthode de suréchantillonnage a été appliquée au jeu de données IASI-NH<sub>3</sub> non-pyrogéniques afin d'identifier de nouvelles sources ponctuelles dans les régions dont les distributions étaient précédemment fortement affectées par les feux de biomasse. Au total une quinzaine de sources ponctuelles a pu être identifiée, particulièrement en Asie du Sud-Est.

## Bibliographie

- Andreae, M. (1991). Biomass burning- its history, use, and distribution and its impact on environmental quality and global climate. *Global Biomass Burning : Atmospheric, Climatic and Biospheric Implications*, 3-21 (1991).
- Andreae, M. O. (2019). Emission of trace gases and aerosols from biomass burning – an updated assessment. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 19(13) :8523–8546.
- Asman, W. A. H., Sutton, M. A., and Schjorring, J. K. (1998). Ammonia : emission, atmospheric transport and deposition. *New Phytologist*, 139(1) :27–48.
- Behera, S. N., Sharma, M., Aneja, V. P., and Balasubramanian, R. (2013). Ammonia in the atmosphere : a review on emission sources, atmospheric chemistry and deposition on terrestrial bodies. *Environmental Science and Pollution Research*, 20(11) :8092–8131.
- Blackwell, W. J. and Chen, F. W. (2009). *Neural Networks in Atmospheric Remote Sensing*. Artech House Publishers.
- Bouwman, A. F., Boumans, L. J. M., and Batjes, N. H. (2002). Estimation of global NH<sub>3</sub> volatilization loss from synthetic fertilizers and animal manure applied to arable lands and grasslands. *Global Biogeochemical Cycles*, 16(2) :8–1–8–14.
- Bouwman, A. F., Lee, D. S., Asman, W. A. H., Dentener, F. J., Hoek, K. W. V. D., and Olivier, J. G. J. (1997). A global high-resolution emission inventory for ammonia. *Global Biogeochemical Cycles*, 11(4) :561–587.
- Clarisse, L., Clerbaux, C., Dentener, F., Hurtmans, D., and Coheur, P.-F. (2009). Global ammonia distribution derived from infrared satellite observations. *Nature Geoscience*, 2(7) :479–483.
- Clarisse, L., Honi, Y., Coheur, P.-F., Hurtmans, D., and Clerbaux, C. (2011). Thermal infrared nadir observations of 24 atmospheric gases. *Geophysical Research Letters*, 38(10).
- Clarisse, L., Shephard, M. W., Dentener, F., Hurtmans, D., Cady-Pereira, K., Karagulian, F., Van Damme, M., Clerbaux, C., and Coheur, P.-F. (2010). Satellite monitoring of ammonia : A case study of the san joaquin valley. *Journal of Geophysical Research*, 115(D13).
- Clarisse, L., Van Damme, M., Clerbaux, C., and Coheur, P.-F. (2019). Tracking down global NH<sub>3</sub> point sources with wind-adjusted superresolution. *Atmospheric Measurement Techniques*, 12(10) :5457–5473.
- Clerbaux, C., Boynard, A., Clarisse, L., George, M., Hadji-Lazaro, J., Herbin, H., Hurtmans, D., Pommier, M., Razavi, A., Turquety, S., Wespes, C., and Coheur, P.-F. (2009). Monitoring of atmospheric composition using the thermal infrared IASI/MetOp sounder. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 9.

- Coheur, P.-F., Clarisse, L., Turquety, S., Hurtmans, D., and Clerbaux, C. (2009). IASI measurements of reactive trace species in biomass burning plumes. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 9(15) :5655–5667.
- Crippa, M., Guizzardi, D., Muntean, M., Schaaf, E., Dentener, F., van Aardenne, J. A., Monni, S., Doering, U., Olivier, J. G. J., Pagliari, V., and Janssens-Maenhout, G. (2018). Gridded emissions of air pollutants for the period 1970–2012 within EDGAR v4.3.2. *Earth System Science Data*, 10(4) :1987–2013.
- Crutzen, P. J. and Andreae, M. O. (1990). Biomass burning in the tropics : Impact on atmospheric chemistry and biogeochemical cycles. *Science*, 250(4988) :1669–1678.
- Dammers, E., McLinden, C. A., Griffin, D., Shephard, M. W., Graaf, S. V. D., Lutsch, E., Schaap, M., Gainairu-Matz, Y., Fioletov, V., Van Damme, M., Whitburn, S., Clarisse, L., Cady-Pereira, K., Clerbaux, C., Coheur, P. F., and Erisman, J. W. (2019). NH<sub>3</sub> emissions from large point sources derived from CrIS and IASI satellite observations. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 19(19) :12261–12293.
- Dammers, E., Palm, M., Damme, M. V., Vigouroux, C., Smale, D., Conway, S., Toon, G. C., Jones, N., Nussbaumer, E., Warneke, T., Petri, C., Clarisse, L., Clerbaux, C., Hermans, C., Lutsch, E., Strong, K., Hannigan, J. W., Nakajima, H., Morino, I., Herrera, B., Stremme, W., Grutter, M., Schaap, M., Kruit, R. J. W., Notholt, J., Coheur, P.-F., and Erisman, J. W. (2016). An evaluation of IASI-NH<sub>3</sub> with ground-based fourier transform infrared spectroscopy measurements. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 16(16) :10351–10368.
- Dammers, E., Vigouroux, C., Palm, M., Mahieu, E., Warneke, T., Smale, D., Langerock, B., Franco, B., Van Damme, M., Schaap, M., Notholt, J., and Erisman, J. W. (2015). Retrieval of ammonia from ground-based FTIR solar spectra. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 15(22) :12789–12803.
- Dingenen, R. V., Dentener, F. J., Raes, F., Krol, M. C., Emberson, L., and Cofala, J. (2009). The global impact of ozone on agricultural crop yields under current and future air quality legislation. *Atmospheric Environment*, 43(3) :604–618.
- Ebert, J. (2008). Costly chemicals. <http://www.ethanolproducer.com/articles/3627/costly-chemicals>. Consulté le 25-05-2020.
- Erisman, J. W., Galloway, J., Seitzinger, S., Bleeker, A., and Butterbach-Bahl, K. (2011). Reactive nitrogen in the environment and its effect on climate change. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 3(5) :281–290.
- Erisman, J. W., Galloway, J. N., Seitzinger, S., Bleeker, A., Dise, N. B., Petrescu, A. M. R., Leach, A. M., and de Vries, W. (2013). Consequences of human modification of the global nitrogen cycle. *Philosophical Transactions of the Royal Society B : Biological Sciences*, 368(1621) :20130116.

- Erisman, J. W., Sutton, M. A., Galloway, J., Klimont, Z., and Winiwarter, W. (2008). How a century of ammonia synthesis changed the world. *Nature Geoscience*, 1(10) :636–639.
- ESA (2020). Metop instrument overview. [www.esa.int/Applications/Observingthe\\_Earth/Meteorological\\_missions/MetOp/Overview15](http://www.esa.int/Applications/Observingthe_Earth/Meteorological_missions/MetOp/Overview15). Consulté le 01-06-2020.
- Fearnside, P. M. (2005). Deforestation in brazilian amazonia : History, rates, and consequences. *Conservation Biology*, 19(3) :680–688.
- Fowler, D., Coyle, M., Skiba, U., Sutton, M. A., Cape, J. N., Reis, S., Sheppard, L. J., Jenkins, A., Grizzetti, B., Galloway, J. N., Vitousek, P., Leach, A., Bouwman, A. F., Butterbach-Bahl, K., Dentener, F., Stevenson, D., Amann, M., and Voss, M. (2013). The global nitrogen cycle in the twenty-first century. *Philosophical Transactions of the Royal Society B : Biological Sciences*, 368(1621) :20130164.
- Fowler, D., Pilegaard, K., Sutton, M., Ambus, P., Raivonen, M., Duyzer, J., Simpson, D., Fagerli, H., Fuzzi, S., Schjoerring, J., Granier, C., Neftel, A., Isaksen, I., Laj, P., Maione, M., Monks, P., Burkhardt, J., Daemmgen, U., Neiryneck, J., Personne, E., Wichink-Kruit, R., Butterbach-Bahl, K., Flechard, C., Tuovinen, J., Coyle, M., Gerosa, G., Loubet, B., Altimir, N., Gruenhage, L., Ammann, C., Cieslik, S., Paoletti, E., Mikkelsen, T., Ro-Poulsen, H., Cellier, P., Cape, J., Horváth, L., Loreto, F., Niinemets, ., Palmer, P., Rinne, J., Misztal, P., Nemitz, E., Nilsson, D., Pryor, S., Gallagher, M., Vesala, T., Skiba, U., Brüggemann, N., Zechmeister-Boltenstern, S., Williams, J., O'Dowd, C., Facchini, M., de Leeuw, G., Flossman, A., Chaumerliac, N., and Erisman, J. (2009). Atmospheric composition change : Ecosystems–atmosphere interactions. *Atmospheric Environment*, 43(33) :5193–5267.
- Franco, B., Clarisse, L., Stavrou, T., Müller, J.-F., Taraborrelli, D., Hadji-Lazaro, J., Hannigan, J. W., Hase, F., Hurtmans, D., Jones, N., Lutsch, E., Mahieu, E., Ortega, I., Schneider, M., Strong, K., Vigouroux, C., Clerbaux, C., and Coheur, P.-F. (2020). Spaceborne measurements of formic and acetic acids : A global view of the regional sources. *Geophysical Research Letters*, 47(4).
- Franco, B., Clarisse, L., Stavrou, T., Müller, J.-F., Van Damme, M., Whitburn, S., Hadji-Lazaro, J., Hurtmans, D., Taraborrelli, D., Clerbaux, C., and Coheur, P.-F. (2018). A general framework for global retrievals of trace gases from IASI : Application to methanol, formic acid, and PAN. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 123(24).
- Galloway, J. N., Aber, J. D., Erisman, J. W., Seitzinger, S. P., Howarth, R. W., Cowling, E. B., and Cosby, B. J. (2003). The nitrogen cascade. *BioScience*, 53(4) :341.
- Galloway, J. N., Dentener, F. J., Capone, D. G., Boyer, E. W., Howarth, R. W., Seitzinger, S. P., Asner, G. P., Cleveland, C. C., Green, P. A., Holland, E. A., Karl, D. M., Michaels, A. F., Porter, J. H., Townsend, A. R., and Vosmart, C. J. (2004). Nitrogen cycles : Past, present, and future. *Biogeochemistry*, 70(2) :153–226.

- Galloway, J. N., Townsend, A. R., Erisman, J. W., Bekunda, M., Cai, Z., Freney, J. R., Martinelli, L. A., Seitzinger, S. P., and Sutton, M. A. (2008). Transformation of the nitrogen cycle : Recent trends, questions, and potential solutions. *Science*, 320(5878) :889–892.
- George, M. (2014). *Restitution du monoxyde de carbone observé par satellite dans l'infrarouge : validation et variabilité à l'échelle globale*. PhD thesis, Université Pierre et Marie Curie - Paris VI.
- Giglio, L., Csiszar, I., and Justice, C. O. (2006). Global distribution and seasonality of active fires as observed with the terra and aqua moderate resolution imaging spectroradiometer (MODIS) sensors. *Journal of Geophysical Research : Biogeosciences*, 111(G2).
- Giglio, L., Descloitres, J., Justice, C. O., and Kaufman, Y. J. (2003). An enhanced contextual fire detection algorithm for MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 87(2-3) :273–282.
- Giglio, L., Schroeder, W., Hall, J. V., and Justice, C. O. (2018). Modis collection 6 active fire product user's guiderevision b. [http://modis-fire.umd.edu/files/MODIS\\_C6\\_Fire\\_User\\_Guide\\_B.pdf](http://modis-fire.umd.edu/files/MODIS_C6_Fire_User_Guide_B.pdf). Consulté le 07-06-2020.
- Giglio, L., Schroeder, W., and Justice, C. O. (2016). The collection 6 MODIS active fire detection algorithm and fire products. *Remote Sensing of Environment*, 178 :31–41.
- Hurtmans, D., Coheur, P.-F., Wespes, C., Clarisse, L., Scharf, O., Clerbaux, C., Hadji-Lazaro, J., George, M., and Turquety, S. (2012). FORLI radiative transfer and retrieval code for IASI. *Journal of Quantitative Spectroscopy and Radiative Transfer*, 113(11) :1391–1408.
- Jacob, D. J. (1999). *Introduction to Atmospheric Chemistry*. Princeton University Press.
- Justice, C., Townshend, J., Vermote, E., Masuoka, E., Wolfe, R., Saleous, N., Roy, D., and Morisette, J. (2002). An overview of MODIS land data processing and product status. *Remote Sensing of Environment*, 83(1-2) :3–15.
- Kaiser, J. W., Heil, A., Andreae, M. O., Benedetti, A., Chubarova, N., Jones, L., Morcrette, J.-J., Razinger, M., Schultz, M. G., Suttie, M., and van der Werf, G. R. (2012). Biomass burning emissions estimated with a global fire assimilation system based on observed fire radiative power. *Biogeosciences*, 9(1) :527–554.
- Kasischke, E. S., Hyer, E. J., Novelli, P. C., Bruhwiler, L. P., French, N. H. F., Sukhinin, A. I., Hewson, J. H., and Stocks, B. J. (2005). Influences of boreal fire emissions on northern hemisphere atmospheric carbon and carbon monoxide. *Global Biogeochemical Cycles*, 19(1).
- Kaufman, Y., Herring, D., Ranson, K., and Collatz, G. (1998). Earth observing system AM1 mission to earth. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 36(4) :1045–1055.

- Khan, M. A. H., Lyons, K., Chhantyal-Pun, R., McGillen, M. R., Caravan, R. L., Taatjes, C. A., Orr-Ewing, A. J., Percival, C. J., and Shallcross, D. E. (2018). Investigating the tropospheric chemistry of acetic acid using the global 3-d chemistry transport model, STOCHEM-CRI. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 123(11) :6267–6281.
- Khare, P., Kumar, N., Kumari, K. M., and Srivastava, S. S. (1999). Atmospheric formic and acetic acids : An overview. *Reviews of Geophysics*, 37.
- Koppmann, R., von Czapiewski, K., and Reid, J. S. (2005). A review of biomass burning emissions, part i : gaseous emissions of carbon monoxide, methane, volatile organic compounds, and nitrogen containing compounds. *Atmospheric Chemistry and Physics Discussions*, 5(5) :10455–10516.
- Korontzi, S., McCarty, J., Loboda, T., Kumar, S., and Justice, C. (2006). Global distribution of agricultural fires in croplands from 3 years of Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) data. *Global Biogeochemical Cycles*, 20(2).
- Krawchuk, M. A., Moritz, M. A., Parisien, M.-A., Dorn, J. V., and Hayhoe, K. (2009). Global pyrogeography : the current and future distribution of wildfire. *PLoS ONE*, 4(4) :e5102.
- Langmann, B., Duncan, B., Textor, C., Trentmann, J., and van der Werf, G. R. (2009). Vegetation fire emissions and their impact on air pollution and climate. *Atmospheric Environment*, 43(1) :107–116.
- Leen, J. B., Yu, X.-Y., Gupta, M., Baer, D. S., Hubbe, J. M., Kluzek, C. D., Tomlinson, J. M., and Hubbell, M. R. (2013). Fast in situ airborne measurement of ammonia using a mid-infrared off-axis ICOS spectrometer. *Environmental Science & Technology*, page 130823150605002.
- Lobert, J. and Warnatz, J. (1993). *Fire in the Environment : The Ecological, Atmospheric, and Climatic Importance of Vegetations Fires*, chapter 2, pages 15–37. Wiley, 1 edition.
- Lutsch, E., Dammers, E., Conway, S., and Strong, K. (2016). Long-range transport of NH<sub>3</sub>, CO, HCN, and c2 h6 from the 2014 canadian wildfires. *Geophysical Research Letters*, 43(15) :8286–8297.
- Martin, M. V., Logan, J. A., Kahn, R. A., Leung, F.-Y., Nelson, D. L., and Diner, D. J. (2010). Smoke injection heights from fires in north america : analysis of 5 years of satellite observations. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 10(4) :1491–1510.
- NASA Earth Observatory (2003). Oil fires in iraq. <https://earthobservatory.nasa.gov/images/11172/oil-fires-in-iraq>. Consulté le 09-06-2020.
- NASA Earth Observatory (2015). Fires in siberia. <https://earthobservatory.nasa.gov/images/86414/fires-in-siberia>. Consulté le 06-06-2020.

- Nowak, J. B., Neuman, J. A., Bahreini, R., Brock, C. A., Middlebrook, A. M., Wollny, A. G., Holloway, J. S., Peischl, J., Ryerson, T. B., and Fehsenfeld, F. C. (2010). Airborne observations of ammonia and ammonium nitrate formation over Houston, Texas. *Journal of Geophysical Research*, 115(D22).
- Nowak, J. B., Neuman, J. A., Bahreini, R., Middlebrook, A. M., Holloway, J. S., McKeen, S. A., Parrish, D. D., Ryerson, T. B., and Trainer, M. (2012). Ammonia sources in the California south coast air basin and their impact on ammonium nitrate formation. *Geophysical Research Letters*, 39(7).
- Nowak, J. B., Neuman, J. A., Kozai, K., Huey, L. G., Tanner, D. J., Holloway, J. S., Ryerson, T. B., Frost, G. J., McKeen, S. A., and Fehsenfeld, F. C. (2007). A chemical ionization mass spectrometry technique for airborne measurements of ammonia. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 112(D10).
- Omaye, S. T. (2002). Metabolic modulation of carbon monoxide toxicity. *Toxicology*, 180(2) :139–150.
- Potter, P., Ramankutty, N., Bennett, E. M., and Donner, S. D. (2010). Characterizing the spatial patterns of global fertilizer application and manure production. *Earth Interactions*, 14(2) :1–22.
- Praiwan, Y. (2019). Egat prepares to shut down mae moh mine. <https://www.bangkokpost.com/business/1780344/egat-prepares-to-shut-down-mae-moh-mine>. Consulté le 07-06-2020.
- Sawada, S. and Totsuka, T. (1986). Natural and anthropogenic sources and fate of atmospheric ethylene. *Atmospheric Environment (1967)*, 20(5) :821–832.
- Seinfeld, J. H. and Pandis, S. N. (2016). *Atmospheric Chemistry and Physics : From Air Pollution to Climate Change*. John Wiley & Sons.
- Sharma, P. (2019). Decoding the confusion matrix. <https://towardsdatascience.com/decoding-the-confusion-matrix-bb4801decbb>. Consulté le 06-06-2020.
- Shephard, M. W. and Cady-Pereira, K. E. (2015). Cross-track infrared sounder (CrIS) satellite observations of tropospheric ammonia. *Atmospheric Measurement Techniques*, 8(3) :1323–1336.
- Someya, Y., Imasu, R., Shiomi, K., and Saitoh, N. (2020). Atmospheric ammonia retrieval from the TANSO-FTS/GOSAT thermal infrared sounder. *Atmospheric Measurement Techniques*, 13(1) :309–321.
- Stockwell, C. E., Jayarathne, T., Cochrane, M. A., Ryan, K. C., Putra, E. I., Saharjo, B. H., Nurhayati, A. D., Albar, I., Blake, D. R., Simpson, I. J., Stone, E. A., and Yokelson, R. J. (2016). Field measurements of trace gases and aerosols emitted by peat fires in central Kalimantan, Indonesia, during the 2015 El Niño. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 16(18) :11711–11732.

- Sutton, M. A., Reis, S., Riddick, S. N., Dragosits, U., Nemitz, E., Theobald, M. R., Tang, Y. S., Braban, C. F., Vieno, M., Dore, A. J., Mitchell, R. F., Wanless, S., Daunt, F., Fowler, D., Blackall, T. D., Milford, C., Flechard, C. R., Loubet, B., Massad, R., Cellier, P., Personne, E., Coheur, P. F., Clarisse, L., Van Damme, M., Ngadi, Y., Clerbaux, C., Skjøth, C. A., Geels, C., Hertel, O., Kruit, R. J. W., Pinder, R. W., Bash, J. O., Walker, J. T., Simpson, D., Horváth, L., Misselbrook, T. H., Bleeker, A., Dentener, F., and de Vries, W. (2013). Towards a climate-dependent paradigm of ammonia emission and deposition. *Philosophical Transactions of the Royal Society B : Biological Sciences*, 368(1621) :20130166.
- Té, Y., Jeseck, P., Franco, B., Mahieu, E., Jones, N., Paton-Walsh, C., Griffith, D. W. T., Buchholz, R. R., Hadji-Lazaro, J., Hurtmans, D., and Janssen, C. (2016). Seasonal variability of surface and column carbon monoxide over the megacity paris, high-altitude jungfrauoch and southern hemispheric wollongong stations. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 16(17) :10911–10925.
- UCL (2020). Introduction d'une fonction d'activation (sigmoïde). <https://inginius.org/course/reseaux-neurones/exSigmoide?lang=fr>. Consulté le 06-06-2020.
- Van Damme, M., Clarisse, L., Dammers, E., Liu, X., Nowak, J. B., Clerbaux, C., Flechard, C. R., Galy-Lacaux, C., Xu, W., Neuman, J. A., Tang, Y. S., Sutton, M. A., Erisman, J. W., and Coheur, P. F. (2015). Towards validation of ammonia (NH<sub>3</sub>) measurements from the IASI satellite. *Atmospheric Measurement Techniques*, 8(3) :1575–1591.
- Van Damme, M., Clarisse, L., Whitburn, S., Hadji-Lazaro, J., Hurtmans, D., Clerbaux, C., and Coheur, P.-F. (2018). Industrial and agricultural ammonia point sources exposed. *Nature*, 564(7734) :99–103.
- Van Damme, M., Whitburn, S., Clarisse, L., Clerbaux, C., Hurtmans, D., and Coheur, P.-F. (2017). Version 2 of the IASI NH<sub>3</sub> neural network retrieval algorithm : near-real-time and reanalysed datasets. *Atmospheric Measurement Techniques*, 10(12) :4905–4914.
- van der Werf, G. R., Dempewolf, J., Trigg, S. N., Randerson, J. T., Kasibhatla, P. S., Giglio, L., Murdiyarso, D., Peters, W., Morton, D. C., Collatz, G. J., Dolman, A. J., and DeFries, R. S. (2008). Climate regulation of fire emissions and deforestation in equatorial asia. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 105(51) :20350–20355.
- van der Werf, G. R., Randerson, J. T., Giglio, L., Collatz, G. J., Mu, M., Kasibhatla, P. S., Morton, D. C., DeFries, R. S., Jin, Y., and van Leeuwen, T. T. (2010). Global fire emissions and the contribution of deforestation, savanna, forest, agricultural, and peat fires (1997–2009). *Atmospheric Chemistry and Physics*, 10(23) :11707–11735.
- van Zanten, M., Kruit, R. W., Hoogerbrugge, R., der Swaluw, E. V., and van Pul, W. (2017). Trends in ammonia measurements in the netherlands over the period 1993–2014. *Atmospheric Environment*, 148 :352–360.

- VPF (2020). Vpf groups – pork production in thailand. <https://www.vpfporkvalley.com/en/>. Consulté le 25-05-2020.
- Walker, J. C., Dudhia, A., and Carboni, E. (2011). An effective method for the detection of trace species demonstrated using the MetOp infrared atmospheric sounding interferometer. *Atmospheric Measurement Techniques*, 4(8) :1567–1580.
- Warner, J. X., Wei, Z., Strow, L. L., Dickerson, R. R., and Nowak, J. B. (2016). The global tropospheric ammonia distribution as seen in the 13-year AIRS measurement record. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 16(8) :5467–5479.
- Whitburn, S., Van Damme, M., Clarisse, L., Bauduin, S., Heald, C. L., Hadji-Lazaro, J., Hurtmans, D., Zondlo, M. A., Clerbaux, C., and Coheur, P.-F. (2016a). A flexible and robust neural network IASI-NH<sub>3</sub>retrieval algorithm. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 121(11) :6581–6599.
- Whitburn, S., Van Damme, M., Clarisse, L., Hurtmans, D., Clerbaux, C., and Coheur, P.-F. (2017). IASI-derived NH<sub>3</sub> enhancement ratios relative to CO for the tropical biomass burning regions. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 17(19) :12239–12252.
- Whitburn, S., Van Damme, M., Clarisse, L., Turquety, S., Clerbaux, C., and Coheur, P.-F. (2016b). Doubling of annual ammonia emissions from the peat fires in Indonesia during the 2015 El Niño. *Geophysical Research Letters*, 43(20) :11,007–11,014.
- Whitburn, S., Van Damme, M., Kaiser, J., van der Werf, G., Turquety, S., Hurtmans, D., Clarisse, L., Clerbaux, C., and Coheur, P.-F. (2015). Ammonia emissions in tropical biomass burning regions : Comparison between satellite-derived emissions and bottom-up fire inventories. *Atmospheric Environment*.
- Wikimedia (2006a). Structure d’un neurone artificiel. le neurone calcule la somme de ses entrées puis cette valeur passe à travers la fonction d’activation pour produire sa sortie. [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:ArtificialNeuronModel\\_francais.png](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:ArtificialNeuronModel_francais.png). Consulté le 06-06-2020.
- Wikimedia (2006b). Vue simplifiée d’un réseau artificiel de neurones. [https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Neural\\_network.svg](https://commons.wikimedia.org/wiki/File:Neural_network.svg). Consulté le 06-06-2020.
- Wooster, M. J. (2002). Small-scale experimental testing of fire radiative energy for quantifying mass combusted in natural vegetation fires. *Geophysical Research Letters*, 29(21).
- Wooster, M. J., Roberts, G., Perry, G. L. W., and Kaufman, Y. J. (2005). Retrieval of biomass combustion rates and totals from fire radiative power observations : FRP derivation and calibration relationships between biomass consumption and fire radiative energy release. *Journal of Geophysical Research*, 110(D24).
- Yokelson, R. J., Griffith, D. W. T., and Ward, D. E. (1996). Open-path fourier transform infrared studies of large-scale laboratory biomass fires. *Journal of Geophysical Research : Atmospheres*, 101(D15) :21067–21080.

- Zheng, B., Chevallier, F., Ciais, P., Yin, Y., and Wang, Y. (2018). On the role of the flaming to smoldering transition in the seasonal cycle of african fire emissions. *Geophysical Research Letters*, 45(21) :11,998–12,007.
- Zhu, L., Henze, D. K., Bash, J. O., Cady-Pereira, K. E., Shephard, M. W., Luo, M., and Capps, S. L. (2015). Sources and impacts of atmospheric  $\text{NH}_3$  : Current understanding and frontiers for modeling, measurements, and remote sensing in north america. *Current Pollution Reports*, 1(2) :95–116.

## Annexe

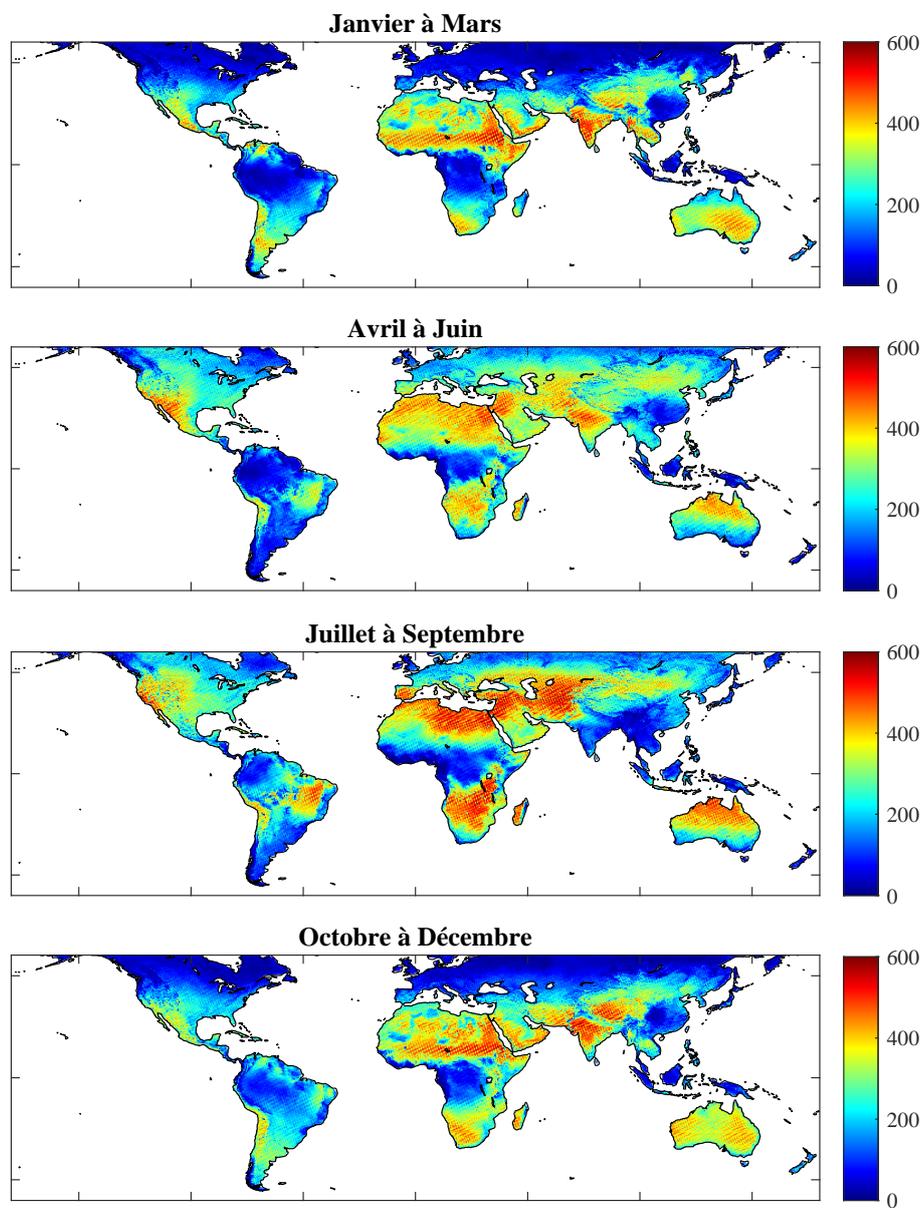


FIGURE 40 – Nombre d’observations IASI données au réseau de neurones en valeur absolue par période de l’année (2014–2018) (grille de  $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ )

date	latmin	latmax	lonmin	lonmax	fire(0,1)	description
2018-01-03	7,75	11,1	32,37	37,98	1	east africa, medium ammonia, fires, medium CO
2018-03-07	18,46	19,63	97,14	97,81	1	west thailand, medium ammonia, fires, medium CO
2017-02-13	7,99	8,86	7,59	13,88	1	cameroun, high ammonia,high co,fires
2017-03-15	13,92	15,25	98,44	99,73	1	myanmar,medium ammonia,fires
2016-01-01	7,68	10,31	-1,38	4,42	1	nigeria-ghana,high ammonia,fires
2016-01-05	5,29	7,01	-70,24	-67,55	1	east-colombia,south venezuala, no ammonia data,fires,no smoke
2015-02-10	12,01	13,06	101,94	103,17	1	east thailand,medium ammonia, smoke,no fires
2015-03-30	36,48	38,98	-97,26	-95,3	1	usa, high to medium,smoke,fires
2014-02-12	12,43	13,42	-16,01	-13,51	1	mauritania,high ammonia, smoke fires
2014-02-17	7,32	9,29	-69,24	-67,04	1	venezuela,low-medium ammonia,smoke,fires
2018-01-28	26,01	29,76	38,65	44,86	0	saudi arabia,low ammonia, no smoke,no fire
2018-02-11	31,06	33,62	-116,5	-113,18	0	north mexico,medium high ammonia,no fire
2017-01-25	-27,25	-26,68	-61,69	-60,01	0	north argentina,medium high,no fire
2017-01-30	-21,05	-19,26	17,71	20,79	0	namibia, low medium ammonia,no fire
2016-02-12	41,97	45,19	52,82	57,65	0	west kazakhstan,low ammonia, no fire
2016-02-28	25,15	26,21	74,82	77,15	0	central india, high ammonia,no fire, close to smoke
2015-01-23	36,17	37,78	-6,15	-2,59	0	south spain, low ammonia,no fire
2015-03-26	20,68	21,36	78,48	79,82	0	central india,high ammonia,no fire, close to smoke
2014-01-06	-38,42	-34,68	-67,04	-62,03	0	median argentina, high medium,no fire, no smoke
2014-03-17	-33,31	-31,35	147,12	152,27	0	south east australia, low medium ammonia, no fire
2018-05-08	10,99	12,8	-87,22	-84,93	1	nicaragua,medium high ammonia, fire, smoke
2018-06-02	-8,12	-3,78	22,22	25,38	1	south RDC,medium low ammonia,smoke,fires
2017-04-23	17,59	19,77	80,38	84,85	1	east india, high ammonia, smoke,fires
2017-05-13	17,83	19,17	-101,85	-99,9	1	south mexico, low medium high ammonia,smoke,fires
2016-04-12	14,53	18,05	100,75	105,05	1	east thailand,high ammonia,dense smoke, fires
2016-04-22	9,71	11,38	-14,55	-11,07	1	guinea,high ammonia, little smoke,fires

date	latmin	latmax	lonmin	lonmax	fire(0,1)	description
2015-05-08	15,86	16,87	-94,82	-93,52	1	south mexico, high medium ammonia,smoke,fires
2015-06-14	33,44	36,84	113,22	118,39	1	east china,high ammonia,few smokes,fires
2014-04-21	52,93	54,82	41,16	48,19	1	west russia,low medium ammonia, light smoke, fires
2014-05-26	-17,29	-15,126	124,71	128,6719	1	north australia, low ammonia, some smoke,fires
2018-05-28	49,19	51,26	8,61	11,6	0	west germany,high ammonia, no fires,no smoke
2018-06-15	38,42	40,55	-94,35	-90,67	0	central usa,medium high ammonia,no fires, no smoke
2017-05-01	19,97	23,94	18,63	30,62	0	sahara,low ammonia with spikes, no fire, no smoke
2017-05-21	34,21	38,44	-123,56	-118,28	0	west america-california,low to high ammonia,no fires, no smoke
2016-04-19	43,52	48,55	-4,82	5,77	0	France,no fire,no smoke, high west low rest ammonia
2016-06-02	10,69	13,31	-4,01	1,58	0	burkina faso, no fire, smoke, high ammonia
2015-04-16	36,37	41,2	19,36	26,95	0	greece, no fire, no smoke, low ammonia
2015-06-14	-24,31	-15,66	-74,21	-67,02	0	chili-perou-bolivia,no fire, no smoke, low ammonia
2014-05-18	-22,78	-14,56	12,13	20,07	0	namibia-angola,no fires,no smoke, low ammonia
2014-06-09	39,36	41,39	45,91	50,31	0	azerbaidjan, medium ammonia, no fire, no smoke
2018-07-18	-5,84	0,07	12,45	25,31	1	Congo,fires,lots of smoke, medium-high ammonia
2018-09-25	-21,63	-13,79	16,38	25,19	1	Namibia-Botswana, few fires, heavy smoke, medium high ammonia
2017-08-30	-11	-5,06	-67,99	-53,51	1	Brazil-Amazonia, lots of fires, lots of smoke, high ammonia
2017-09-08	46,25	53,96	-115,79	-111,38	1	USA-CANADA, few fires, heavy smoke, high ammonia
2016-07-20	58,67	63,71	71,75	96,96	1	East Russia, high ammonia, lots fires, lots smoke
2016-08-21	-19,27	-14,36	29,49	37,7	1	Mozambique,medium-low ammonia, no fires,smoke
2015-07-12	63,75	66,43	-158,28	-146,42	1	Alaska, lots fires, lots smoke, high ammonia
2015-09-06	-4,59	2,69	99,42	105,97	1	Indonesia- sumatra, lots fire, a bit of smoke, high ammonia
2014-09-09	-14,89	-12,33	129,98	136,71	1	Northern Australia, some fires, little to no smoke, low/no ammonia
2014-09-25	-2,37	-0,57	110,73	114,75	1	Borneo, fires smoke, medium high ammonia
2018-08-29	22,54	32,38	28,81	33,12	0	Egypt, no fires, no smoke, medium high ammonia
2018-09-17	36,79	41,5	76,78	88,12	0	West China, no fires, no smoke,low to high ammonia
2017-07-25	-12,94	-9,47	-43,84	-39,74	0	East Brazil, no fires (some close to it), no smoke, low ammonia

date	latmin	latmax	lonmin	lonmax	fire(0,1)	description
2017-09-16	20,42	26,93	-105,68	-100,42	0	Mexico, no fires, no smoke, low-high ammonia
2016-07-03	28,62	33,75	52,87	67,22	0	Iran, no fires, no smoke, low-medium ammonia
2016-07-06	9,19	12,34	-15,82	-5,82	0	Guinea, no fires, no smoke, medium-high ammonia
2015-08-21	10,58	14,5	99,44	105,49	0	Thailand,no fires,no smoke, low-medium ammonia
2015-09-22	36,74	45,03	100,83	114,15	0	Middle China,no fire, no smoke, low ammonia
2014-07-16	44,45	53,24	-90,72	-82,96	0	South Canada,no fire, no smoke, low ammonia
2014-08-13	24,08	28,83	67,46	74,32	0	West-India,few fires, no smoke, high ammonia
2018-10-10	-8,43	-2,81	-47,23	-42,75	1	Brazil, lots fires,little smoke,medium ammonia
2018-10-24	-18,67	-16,01	39,61	44,74	1	West Madagascar,fires,no smoke,high ammonia
2017-11-08	7,84	13,43	16,17	21,65	1	South Tchad, some fires, no smoke, high-medium ammonia
2017-12-24	7,84	11,65	-2,53	4,22	1	Nigeria-Ghana-Togo-Benin, lots fire, smoke, high ammonia
2016-10-14	-10,68	-1,97	-63,25	-48,27	1	Brazil-East amazonia, lots fires,lots smoke,high ammonia
2016-12-13	5,78	9,46	25,84	34,98	1	South Sudan, lots fire, little smoke, medium high ammonia
2015-11-20	-9,05	-6,42	137,34	144	1	Papouasia-Papouasia new guinea, few fires, no smoke, high ammonia
2015-12-18	-18,52	-16,48	-58,36	-55,21	1	South Brazil-Paraguay, some fires, heavy smoke, high ammonia
2014-10-05	-14,06	-9,56	-70,24	-61,87	1	west brazil-bolivia-perou,few fires, no smoke, low ammonia, high CO
2014-10-10	-5,13	4,68	98,16	109,09	1	Indonesia-Malaysia-Singapour,some fires, no smoke, high ammonia, high co
2018-12-23	-28,9	-23,34	125,33	141,05	0	Central Australia, no ammonia, no fires, no smoke, low co
2018-12-29	62,23	69,75	135,49	160,95	0	Eastern Russia,no fires,no smoke, low ammonia
2017-11-25	3,62	10,16	42,15	52,42	0	Somalia, no smoke,no fires, medium co, low ammonia
2017-11-29	55,48	63,46	3,02	12,59	0	North Sea-Norway,no fire, no smoke, low ammonia, medium co
2016-10-07	31,32	33,4	79,7	87,43	0	Tibet,no fires,no smoke, low ammonia, very low co
2016-10-18	33,47	35,7	-82,22	-77,12	0	USA-carolina, no fires,no smoke,medium ammonia, medium co
2015-11-01	45,88	51,15	-113,91	-98,86	0	USA-canada,no fires, no smoke, low ammonia, low Co
2015-12-07	-6,12	-0,39	32,06	42,15	0	Tanzania,no fire, no smoke (but close to fires), medium Co, medium ammonia
2014-10-25	-47,74	-38,95	-72,49	-63,04	0	South Argentina, no fires, no smoke, low to medium ammonia, low co
2014-12-29	8,44	11,13	-76,75	-72,43	0	North Venezuela, no fires, no smoke, medium high ammonia, normal Co

date	latmin	latmax	lonmin	lonmax	fire(0,1)	description
21-03-17	0,77	5,63	99,89	104,91	0	South Malaysia-Singapore,no fires, low ammonia, medium high CO
17-05-16	-0,59	2,71	23,84	30,37	0	East RDC,medium CO,medium high ammonia
26-06-15	-3,79	3,23	-70,67	-59,52	0	North-west brazil,medium co, low ammonia
30-03-14	-0,17	1,69	113,82	117,68	0	Borneo, medium CO, low ammonia
22-01-17	-38,36	-35,95	-68,03	-65,51	1	Argentinean,fires,smoke,medium co,medium ammonia
18-06-17	39,95	40,89	-8,89	-6,8	1	Portugal,fires,some smoke,medium CO, high ammonia
25-07-18	10,55	15,39	9,35	21,97	0	central africa,no fire,some smoke,medium co high ammonia
14-08-18	4,78	9,14	19,75	28,83	0	centrafic-south soudan, no fires few smoke, medium co, high ammonia
25-03-14	-10,51	-6,65	19,55	27,91	0	south RDC,low ammonia, low co, no fires, no smoke
27-03-15	-9,42	-6,33	-64,35	-55,92	0	east brazil no fire
05-05-16	50,47	54,18	3,72	14,13	0	West EU, some fire, no smoke, high CO, medium ammonia
10-05-16	36,95	42,85	-102,09	-92,21	0	central usa,high ammonia,medium CO,no fires, no smoke
25-05-15	54,46	61,59	22,71	38,99	0	west russia,low medium ammonia
09-06-17	25,45	28,37	77,94	83,81	0	North India,really high ammonia,medium high CO, no fires, smoke
11-07-17	33,34	39,15	114,87	120,57	0	Beijing Area China,really high ammonia,medium high CO, no fires
22-06-16	44,05	46,14	7,8	12,45	0	Po region, no fires, no smoke, high ammonia, medium CO
24-06-14	24,93	28,01	74,28	86,92	0	East India, really high ammonia, medium high CO
26-01-14	5,95	12,22	-12,66	-7,14	1	West africa,fires, no smoke, medium high ammonia, medium high co
30-08-15	-11,67	-7,91	-67,75	-61,54	1	West brazil, fires, no smoke/few smoke, medium CO, high ammonia
19-12-18	4,54	8,74	31,25	34,11	1	South-Sudan, lots fires, no smoke, high ammonia, high CO