

## Projet long

---

Reconstruction de la variabilité du phytoplancton en  
profondeur à partir des données satellites et Transfer  
Learning sur une carte auto-organisatrice

---

HADRIEN BOULANGER

*Encadrants :*  
ROY EL HOURANY  
SYLVIE THIRIA

# Introduction

Les écosystèmes marins sont des puits à carbone. On appelle pompe biologique l'ensemble des processus biologiques (respiration, photosynthèse) qui prennent le carbone de la surface et l'emprisonnent dans les fonds marins.

Le maillon essentiel dans le processus de pompe biologique est le phytoplancton ; ce sont des algues microscopiques qui par photosynthèse transforment le CO<sub>2</sub> et produisent plus de la moitié de l'oxygène sur Terre que nous respirons. Ce phytoplancton assure la photosynthèse grâce à son contenu en chlorophylle-a. Ses caractéristiques changent spatialement et temporellement et présentent une saisonnalité marquée dans des régions du globe. L'étude de la Chlorophylle-a (Chla) couplée à celles de certains autres pigments (Divinyl-Chlorophylle-A (DVChla), 19'hexanoyloxyfucoxanthine (19hex), fucoxanthine (fucox), Péridinine (perid) et Zéaxanthine (zeax) ) permet de comprendre la variabilité des 5 principaux types de phytoplanctons, déterminés à partir de la littérature (Figure 1) [1]

PFTs/PSCs	Pigment diagnostic	Formule d'estimation
<b>Microplancton</b>	fucox, perid	$\frac{1.41 \cdot (fucox + perid)}{Chla}$
<b>Diatomées</b>	fucox	$\frac{1.41 \cdot fucox}{Chla}$
<b>Dinoflagellés</b>	perid	$\frac{1.41 \cdot perid}{Chla}$
<b>Haptophytes</b>	19hex	$\frac{1.27 \cdot Xn \cdot 19hex}{Chla}$
<b>Procaryotes</b>	zeax	$\frac{0.86 \cdot zeax}{Chla}$
<b>Prochlorococcus</b>	DVChla	$\frac{DVChla}{Chla}$

FIGURE 1 – Calcul des concentrations des types de phytoplanctons en fonction de celles des pigments (avec Xn une fonction lineaire dépendant de la Chla. Xn est egale a 0 quand Chla < 0.001 et egale a 1 quand Chla > 0.08, et lineaire entre.)

Plusieurs procédés permettent d'étudier la concentration des différentes types de phytoplancton.

La chromatographie liquide haute frequence (HPLC) permet de mesurer la concentration des pigments en surface et en profondeurs, mais elle nécessite de faire des expéditions en mer pour effectuer des prélèvements.

La télédétection est l'utilisation des capteurs multi-spectraux de satellites permettant d'obtenir des mesures sur ces types de phytoplancton et leur pigments, mais seulement en surface (jusqu'à 30m en moyenne). Or il serait intéressant de connaitre la variabilité de la concentration des différents pigments dans la colonne d'eau pour mesurer l'évolution de l'efficacité de la pompe biologique.

On peut faire des heuristiques qui prédisent les profils verticaux des pigments à partir des don-

nées en surface. Cependant cela nécessite des hypothèses à priori sur les profils comme le fait qu'il existe une relation entre Chla en surface, la profondeur de la couche euphotique et la variation en profondeur [2]. Mais ces hypothèses n'expliquent pas des distributions qui seraient "atypiques". Dans ses travaux, A. Puissant a mis en place une technique faisant intervenir l'analyse en composantes principales et les cartes de Kohonen, permettant à partir d'images satellites de prédire ces profils verticaux de pigments phytoplanctoniques avec des performances robustes. Mais ce modèle issu d'une approche globale, présente une limitation pour les études régionales, comme celles sur la Méditerranée. En effet le modèle de A. Puissant utilisait des données réparties sur toute la surface du globe.

La mer Méditerranée fait l'objet d'une multitude d'études dans le domaine océanographique vu ses caractéristiques ressemblants à l'océan global, comme une version miniature de celui-ci.

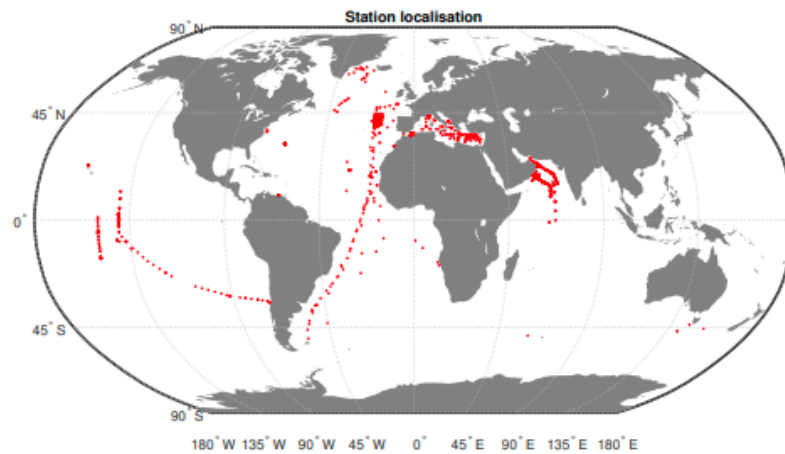


FIGURE 1: Position géographique des stations

FIGURE 2 – Positions des données globales recueillies par A. Puissant pour l'apprentissage de sa carte

En effet, nous disposons d'un ensemble de données provenant de la Méditerranée, distribué d'une façon très hétérogène sur l'espace géographique. Ainsi, afin de faire une étude régionale sur la Méditerranée, deux possibilités sont envisagées :

- Développer un modèle basé sur les travaux d'A. Puissant en utilisant la base de données régionale sur la Méditerranée
- Affiner par transfer learning la carte obtenue sur les données globales pour caractériser la mer méditerranée.

Il s'agira ici de faire un "Transfer Learning" et évaluer la pertinence de réaliser un traitement de ce type sur une carte de Kohonen.

Le Transfer Learning consiste à transférer des connaissances d'un modèle source dont on sait qu'il est de qualité vers une tâche cible qui souvent dispose de trop peu de données pour créer un modèle à partir de celles-ci seulement.

Dans ce rapport, nous présentons dans le Chapitre 1 la base de données utilisée lors de stage. Ensuite, la methodologie employée est decrite dans le chapitre 2, suivis des resultats et discussions dans le chapitre 3. Une conclusion issue de ce travail est presentée dans le chapitre 4.

# Chapitre 1

## Données

La base de données contient des mesures in-situ de concentrations en pigments phytoplanctoniques par HPLC dans la Méditerranée et de mesures satellites aux mêmes endroits et dates. Après regroupement de toutes les données on obtient une base de 818 observations avec de nombreuses données manquantes. Une cinquantaine de ces observations se trouve également dans la base de données globales des données du monde entier.

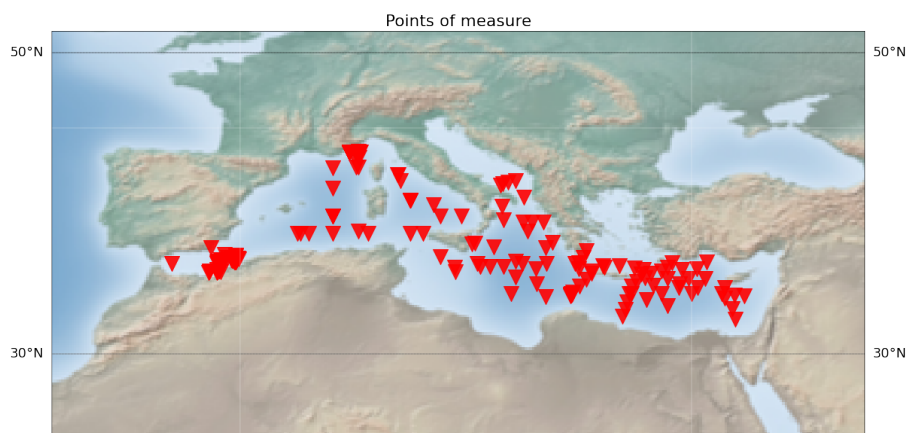


FIGURE 1.1 – Carte des données recueillies

### 1.1 Mesures HPLC

Concernant les données HPLC on a des mesures sur 6 pigments : La Chlorophylle-A, la Divinyl-Chlorophylle-A (DVchl<sub>a</sub>), la 19'hexanoxyloxyfucoxanthine (19hex), la fucoxanthine (fucox), la Périidine (perid) et la Zéaxanthine (zeax). Grâce à un échelonnage logarithmique des profondeurs de mesures qui permet de mieux observer la variabilité importante des concentrations pigmentaires

en surface (mesures de plus en plus espacées à mesure qu'on s'éloigne de la surface), on obtient les données de concentrations de chaque pigment pour 10 profondeurs sous le niveau de la mer : 3.0m, 5.0m, 8.35m, 13.92m, 23.23m, 38.75m, 64.63, 107.81m, 179.85m et 300.0m.

Ce qui donne donc 60 ( $6 \times 10$ ) variables pour les mesures HPLC uniquement.

## 1.2 données satellites

Les variables satellites sont au nombre de 11 : la Chla estimée par satellites (chla sat), la température de la surface (sst), 4 réflectances à 412 nm, 443 nm, 490 nm et 555 nm respectivement (RRS412, RRS443, RRS490, RRS555), le coefficient d'atténuation de la longueur d'onde 490nm (KD490), le coefficient d'atténuation de la radiation disponible pour la photosynthèse (KDPAR), la radiation disponible pour la photosynthèse (PAR), la profondeur de la couche euphotique (ZEU) et la profondeur de la couche réchauffée (ZHL). On ne travaillera en fait que sur les 6 variables satellites RRS555, RRS443, RRS412, KD490, ZEU, ZHL, combinaison donnant en cross-validation les meilleurs résultats selon A. Puissant.

## 1.3 traitement des données

On a donc 818 observations et 66 variables (60 variables HPLC et 6 variables satellites). Parmi les variables HPLC, on s'aperçoit que les mesures à la profondeur 300 m sont le plus souvent nulles ou extrêmement faibles. De plus, lorsque l'on effectue une ACP sur chaque pigment on s'aperçoit que seule une infime portion des mesures à 300m sont retenues comme information principale. On décide donc d'éliminer les mesures à 300 m. Egalement, on observe des valeurs très proches et corrélées (voir annexe) sur les mesures aux profondeurs 3.0, 5.0 et 8.35 m. Pour augmenter la densité de nos mesures on décide de moyenner en ignorant les données manquantes les mesures pour ces trois profondeurs et de conserver ces moyennes comme des mesures à 5 m de profondeurs. Après avoir fusionné en moyennant les mesures doublons (mesures à une même latitude, même longitude et même date), on obtient donc un ensemble de données de 798 observations pour 48 variables (42 HPLC et 6 variables satellitaires). Enfin, on décide de ne garder que les observations qui contiennent moins de 50% de données manquantes concernant les données pigmentaires HPLC, car ce sont les données que l'on voudra compléter avant d'y appliquer notre modèle. Cela donne finalement 48 variables et 727 observations.

	Total-chla à profondeur 5 m ...	Total-chla à profondeur 179.85 m	DVchla à profondeur 5 m ...	DVchla à profondeur 179.85 m	...	...	Données Satellites
Observation 1							
...							
Observation 727							

FIGURE 1.2 – schéma des données méditerranéennes avant ACP

## Chapitre 2

# Méthodologie

Le problème traité dans ce stage requiert une méthodologie adaptée pour extraire de l'information d'une base de données à grande dimensions et présentant des données manquantes. On choisit d'employer les Cartes de Kohonen ainsi qu'une réduction de dimension avec l'emploi de la méthode d'ACP. Dans cette section, on décrit les différentes méthodes statistiques employées.

### 2.1 SOM (Self Organizing Maps) : les cartes auto-organisatrices, ou cartes de Kohonen

Les cartes auto-organisatrices sont un type de réseau de neurones et relèvent de l'apprentissage non supervisé. Elles sont souvent utilisées pour la réduction de dimension, et c'est grâce à des SOM que nous compléterons les données (plus précisément la méthode ITCOMPSOM dont on parlera plus loin), et une autre SOM nous permettra de prédire les profils verticaux des pigments. En effet, on peut affecter des données de grandes dimensions aux neurones de la SOM qui forment en général une carte en 2 dimensions, qui respectera les notions de voisinage entre les données. Les neurones sont des référents des données : ils sont des vecteurs similaires aux données qui leur ont été affectées. Lors de l'apprentissage on affecte chaque donnée au référent avec qui la distance euclidienne est la plus faible, et le vecteur référent est mis à jour. Les vecteurs référents sont aussi mis à jour selon leur classe voisine via une fonction de voisinage : ainsi, des données qui sont proches dans l'espace de grande dimension appartiennent à des référents proches sur la carte. Lorsque des données manquent on calcule les distances euclidiennes uniquement sur les variables disponibles [3].

Ainsi, les profils verticaux des pigments pourront être prédis en affectant les variables satellites d'une localisation à une date précise à un neurone sur la carte qui contient des observations similaires.

### 2.2 Analyse en composantes principales (ACP)

Pour "lisser" les profils verticaux de pigments, et réduire la dimensions de la base de données ainsi que le temps de calculs, A. Puissant a procédé à des analyses en composantes principales.

Le lissage des profils des 6 pigments a été appliqué en conservant au delà de 70 pourcent de la variance, et cela suivant deux axes principaux. Ce choix de deux axes a été aussi soutenu par la minimisation des erreurs en diminuant le nombre d'axes conservés lors d'une validation.

Nous n'avons pas remis en cause ce paramètre qui demanderait pour l'optimiser une cross validation très longue. Pour chacun des 6 pigment (chl-a-total, DVChla, 19hex, fucox, perid, zeax) donc on a effectué une ACP gardant les 2 axes portant le plan présentant le maximum d'information sur le pigment en tenant compte des relations linéaires entre les axes de départ (concentrations du pigments aux différentes profondeurs). Ainsi au lieu de 7 dimensions (7 profondeurs) par pigment on travaille sur 2 dimensions par pigment. Voici la projection des données sur les plans retenus :

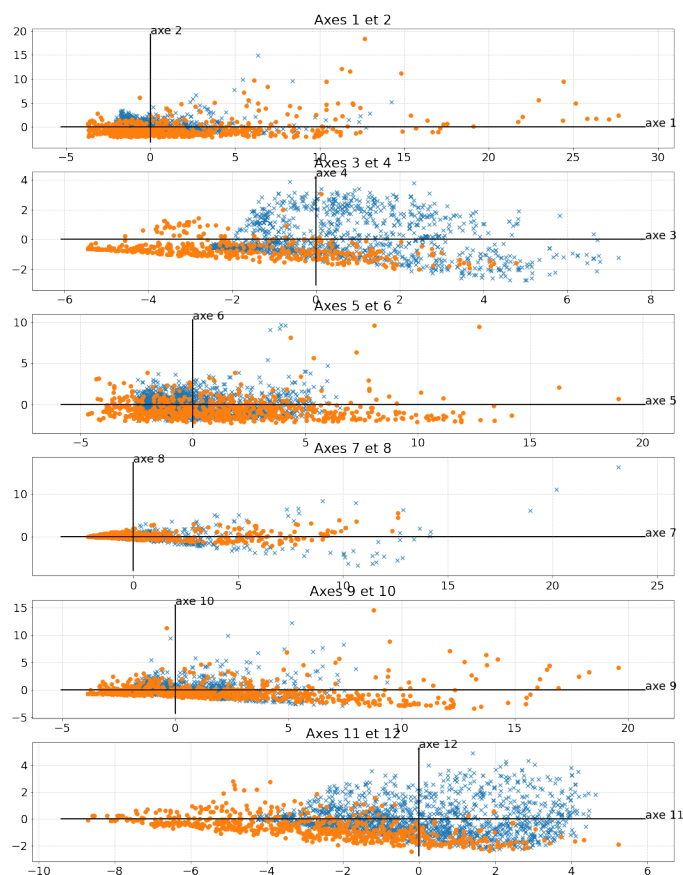


FIGURE 2.1 – représentation (en bleu) des données globales (monde entier) récoltées par A.Puissant sur les plans principaux des ACP pour chacun des pigments (de haut en bas : chl-a-totale, DVChla, X19Hex, fucox, perid, zeax), et projection (en orange) des individus supplémentaires, les données de la méditerranée.



## 2.3 ITCOMPSOM : complétion des données manquantes

La méthode ITCOMPSOM qui utilise les corrélations entre les variables va nous permettre de compléter les données HPLC pour pouvoir plus tard procéder à l'apprentissage de notre modèle qui nécessite des données complètes. La méthode ITCOMPSOM consiste en une SOM sur des ensembles de variables du plus petit et complet au plus grand : cela permet d'affecter les individus présentant des données manquantes au neurone le plus cohérent. L'avantage par rapport à une SOM classique, est que les distances sont pondérées en tenant compte des corrélations entre les variables. On complètera ainsi les variables liées au pigments puisque celles-ci représente des relations non-lineaires entre elles, et donc très adaptées à cette méthode [4] [5].

## 2.4 plan d'action

Dans cette section, on décrit la méthodologie employé ; On va ici étudier 3 modèles et comparer leur performances en prédiction des profils verticaux des pigments d'une part sur les données globales du monde entier, puis d'autre part sur les données de la méditerranée :

1. Le modèle d'A.Puissant appris sur les données globales collectées sur le monde entier (Figure 2)
2. Un modèle similaire appris sur les données de la Méditerranée (Figure 1.1)
3. Un modèle "transfer learning" qui reprend la carte entraînée par A.Puissant et tente de l'affiner sur les données de la Méditerranée.

### 2.4.1 modèles 1 et 2

Les 2 premiers modèles ont été réalisés de la manière suivante :

1. Complétion des données (pour le modèle 1 données globales, pour le modèle 2 données méditerranée) sur les pigments par une ITCOMPSOM à 400 neurones
2. validation de la complétion en trouant artificiellement les données et en calculant la corrélation entre les données complétées et les données initiales.
3. réalisation d'une ACP sur chaque pigment (6 ACP donc) des données et selection des 2 principaux axes correspondants à chaque pigment
4. réalisation d'une SOM à 405 neurones sur les données obtenues
5. validation du modèle et évaluation des prédiction des profils verticaux par une 10-fold cross validation.

### 2.4.2 modèle 3

Le 3e modèle (transfer learning) a été réalisé de la manière suivante

1. On reprend les données sur la Méditerranée complétées obtenues pour le modèle 2, et on reprend la SOM réalisée par A.Puissant sur les données globales
2. On projette (après normalisation) les données complétées de la Méditerranée sur les axes de l'ACP obtenue par A.Puissant pour les données globales (Figure 2.1)

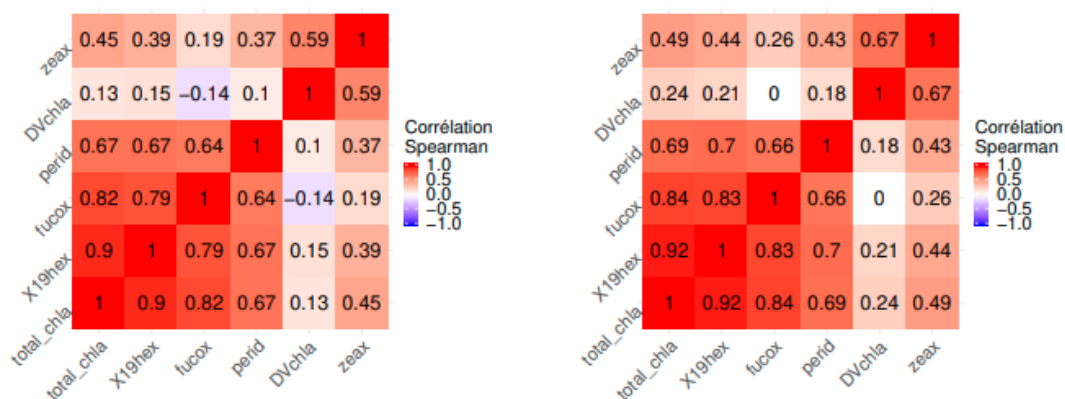
3. On reprend la carte de Kohonen à 405 neurones obtenue par A.Puissant sur les données globales et on affine les paramètres de cette carte lentement et à basse température (entre 0.5 et 0.001, 300 itérations)
4. validation du modèle et évaluation des prédiction des profils verticaux par une 10-fold cross validation.

## Chapitre 3

# Résultats

### 3.1 Résultats de la complétion par ITCOMPSOM

On remarque les bonnes corrélations entre certains pigments. Elles sont plutôt en accord avec les corrélations trouvées par A. Puissant pour les données dispersées sur toute la planète. Même si on note des différences entre les corrélations obtenues en Méditerranée et celles pour le globe, cela est signe que la variabilité du phytoplancton dépend de la région du monde. On peut observer la conservation des corrélations entre les pigments avant et après la complétion par ITCOMPSOM.



(a) Matrice de corrélation de Spearman sur les données de pigments avant complétion

(b) Matrice de corrélation de Spearman sur les données de pigments après complétion par ITCOMPSOM

FIGURE 2: Matrices de corrélations entre les pigments avant e après complétion par ITCOMPSOM

FIGURE 3.1 – corrélations de Pearson entre les données HPLC de A. Puissant (données de tout le globe) sur les pigments : à gauche, avant complétion, à droite, après complétion par ITCOMPSOM

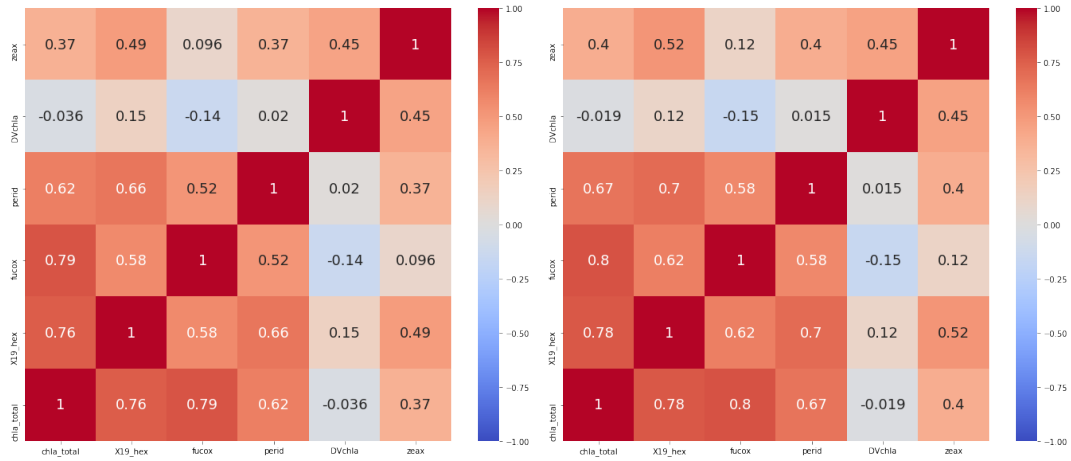


FIGURE 3.2 – corrélations de Pearson entre les données HPLC sur les pigments : à gauche, avant complétion, à droite, après complétion par ITCOMPSOM (données méditerranéenne)

On voit que notre ensemble de données complétées respecte à peu près les corrélations de la base de données initiales de la méditerranéenne. Il faut tester les performances de cette complétion. On fait (à 3 reprises) une quarantaine de "trous" sur nos données pigmentaires dans des endroits aléatoires où il ne manque pas de données. On veut savoir comment le modèle ITCOMPSOM complète ces trous. On observe alors les coefficients de regression entre les valeurs observées après complétion des trous et les valeurs initiales qu'on avait avant de faire des trous, et que l'on souhaite retrouver après complétion. En testant avec différentes architectures pour la carte de ITCOMPSOM, il semble que les meilleures performances soient observées pour 400 neurones environ. Avec 400 neurones, au cours des 3 tests on obtient plus de 93% de corrélation (test 1 :  $R^2 = 97\%$ , test 2 :  $R^2 = 94\%$ , test 3 :  $R^2 = 93\%$ ) entre les données complétées et les données initiales.

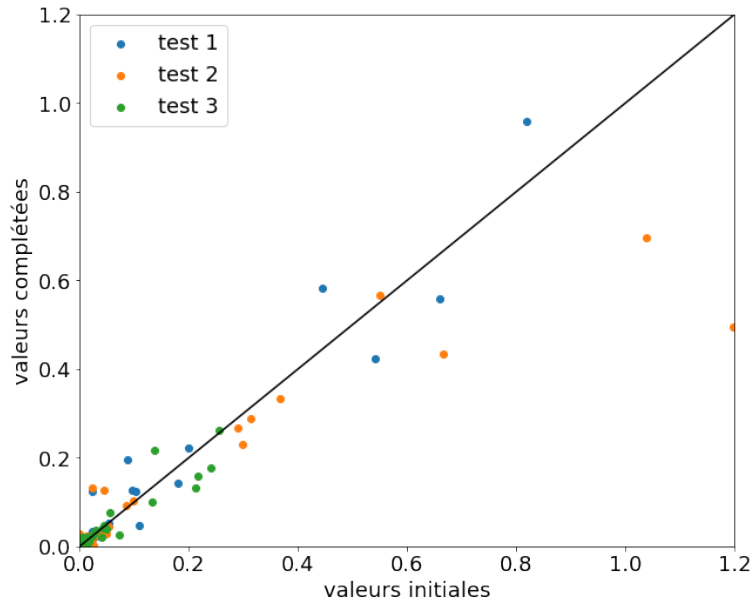


FIGURE 3.3 – nuage de points des données complétées en fonction des données attendues

Le  $R^2$  global sur les 3 tests est de plus de 92%.

On peut donc valider cette complétion, on complète nos données avec ITCOMPSOM qui utilise une carte de Kohonen de 400 neurones.

## 3.2 Transfer Learning de la SOM globale sur la Méditerranée

Comme décrit dans le plan d'action (section 2.4), deux modèles ont été conçus afin de permettre une étude régionale, le premier appris avec les données de la Méditerranée et le second appris via transfert learning. Les deux modèles ont été analysés et les figures sont représentées en l'annexe. Dans cette section, on a choisi de présenter le résultat de l'apprentissage par Transfert Learning ;

On se base donc sur la carte de 405 neurones apprise par A. Puissant en utilisant une base de données globale. On affine l'apprentissage des paramètres de la carte sur les données de la Méditerranée.

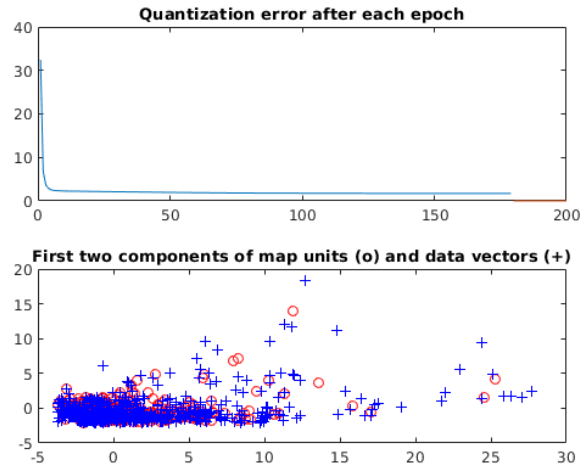


FIGURE 3.4 – carte qui se déplie sur les données méditerranée (plan des 2 premiers axes qui sont les axes de l'acp du pigment total-chla)

On obtient une carte où les données sont assez bien réparties parmi les neurones. On peut voir en annexe les projections des neurones de la carte sur les différents pigments et variables satellitaires. On constate qu'elles sont bien en accord avec les corrélations mises en évidence précédemment.



FIGURE 3.5 – HITMAP (carte des cardinalités des données au sein des neurones) de la carte

### 3.3 Comparaison des cartes

Les informations sur les cartes réalisées (Modele 2- Méditerranée, Annexe 4.0.2 et Modele 3 -transfer learning, Annexe 4.0.3) sont en annexe. On comparera les performances des 3 Modeles : données globales, transfer learning, et Méditerranée, en testant (Crossvalidation) sur la base de donnée globale et sur celle de la Méditerranée.

données	<b>GLOBALES</b>	<b>transfer Learning</b>	<b>méditerranée</b>
Mondiales	$R^2=0.77$	$R^2=0.60$	$R^2=0.72$
Méditerranée	$R^2=0.61$	$R^2=0.74$	$R^2=0.77$

TABLE 3.1 – corrélations :  $R^2$  de Pearson pour la chla totale par les 3 cartes et sur les 2 jeux de données

données	<b>GLOBALES</b>	<b>transfer Learning</b>	<b>méditerranée</b>
Mondiales	$R^2=0.66$	$R^2=0.43$	$R^2=0.53$
Méditerranée	$R^2=0.52$	$R^2=0.82$	$R^2=0.61$

TABLE 3.2 – corrélations :  $R^2$  de Pearson pour la DVchla par les 3 cartes et sur les 2 jeux de données

données	<b>GLOBALES</b>	<b>transfer Learning</b>	<b>méditerranée</b>
Mondiales	$R^2=0.78$	$R^2=0.64$	$R^2=0.75$
Méditerranée	$R^2=0.58$	$R^2=0.84$	$R^2=0.75$

TABLE 3.3 – corrélations  $R^2$  de Pearson pour la 19hex par les 3 cartes et sur les 2 jeux de données

données	<b>GLOBALES</b>	<b>transfer Learning</b>	<b>méditerranée</b>
Mondiales	$R^2=0.79$	$R^2=0.29$	$R^2=0.82$
Méditerranée	$R^2=0.43$	$R^2=0.67$	$R^2=0.79$

TABLE 3.4 – corrélations  $R^2$  de Pearson pour la fucox par les 3 cartes et sur les 2 jeux de données

données	<b>GLOBALES</b>	<b>transfer Learning</b>	<b>méditerranée</b>
Mondiales	$R^2=0.72$	$R^2=0.47$	$R^2=0.76$
Méditerranée	$R^2=0.53$	$R^2=0.89$	$R^2=0.73$

TABLE 3.5 – corrélations  $R^2$  de Pearson pour la perid par les 3 cartes et sur les 2 jeux de données

données	<b>GLOBALES</b>	<b>transfer Learning</b>	<b>méditerranée</b>
Mondiales	$R^2=0.78$	$R^2=0.50$	$R^2=0.71$
Méditerranée	$R^2=0.58$	$R^2=0.44$	$R^2=0.82$

TABLE 3.6 – corrélations  $R^2$  de Pearson pour la zeax par les 3 cartes et sur les 2 jeux de données

## Chapitre 4

# Conclusion

On voit que globalement, les performances du Transfert Learning ne sont pas meilleures que celles de la carte des données globales sur les données globales, ni que celles des données méditerranéennes sur la méditerranée, comme on s’y attendait. On remarque cependant que la carte construite à partir des données de la méditerranée donne de meilleures performances que la carte du transfert learning sur les données globales : cela peut s’expliquer par 2 choses

- la topologie de la carte issue du transfert learning est un compromis entre celle des données méditerranée et les données globales, elle est donc moyennement bien dépliée sur chacun des 2 ensembles de données.
- la méditerranée peut bel et bien servir de modèle miniature du monde en ce qui concerne la variabilité 3D du phytoplancton

On remarque également les assez bons résultats de la carte du transfert learning sur la méditerranée. Ils sont globalement meilleurs que ceux de la carte globale sur la méditerranée. Il semble donc que le transfert learning sur les cartes de Kohonen fonctionne : si on disposait de trop peu de données sur la méditerranée pour créer un modèle spécifique à cette mer, il serait judicieux d’affiner le modèle global des données du globe sur le peu de données de la méditerranée dont on dispose. Cependant ici, on disposait d’environ 800 observations sur la méditerranée ce qui visiblement est suffisant pour créer un modèle de prédiction performant pour la région.



## Annexe

### 4.0.1 Corrélations entre les données Satellitaires

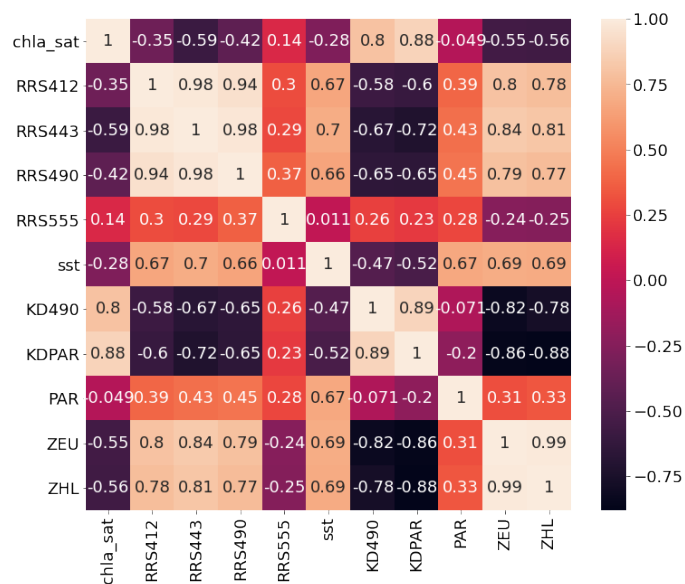


FIGURE 4.1 – corrélations de Pearson entre les variables des données satellites

## 4.0.2 corrélations entre les profondeurs pour chaque pigment



FIGURE 4.2 – corrélations des mesures entre les différentes profondeurs pour la Chlorophylle-A



FIGURE 4.3 – corrélations des mesures entre les différentes profondeurs pour la Divinyl-Chlorophylle-A

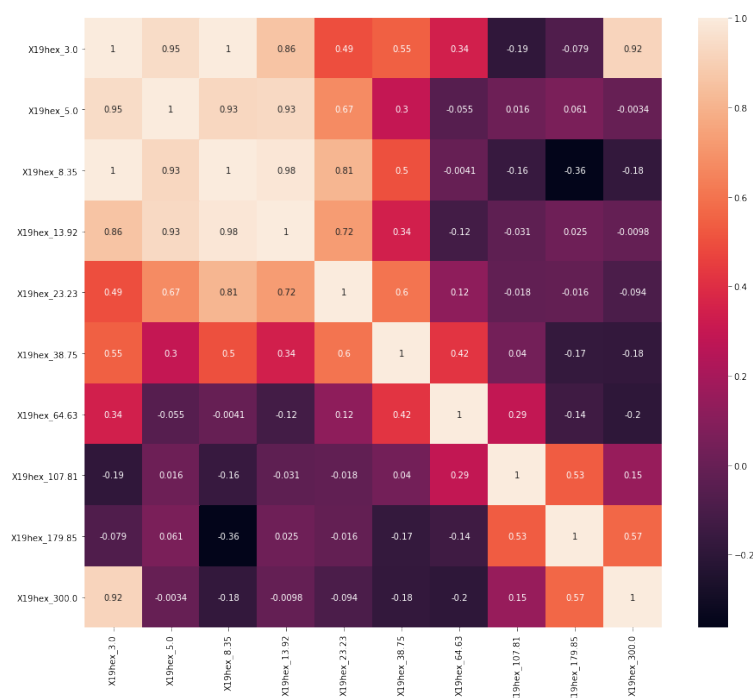


FIGURE 4.4 – corrélations des mesures entre les différentes profondeurs pour la 19'hexanoyloxyfucoxanthine

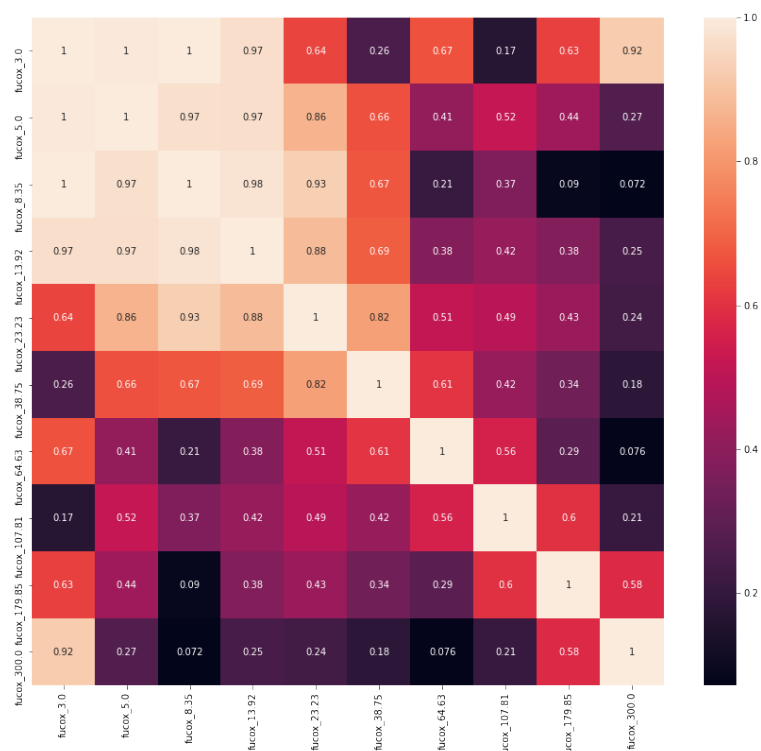


FIGURE 4.5 – corrélations des mesures entre les différentes profondeurs pour la fucoxanthine

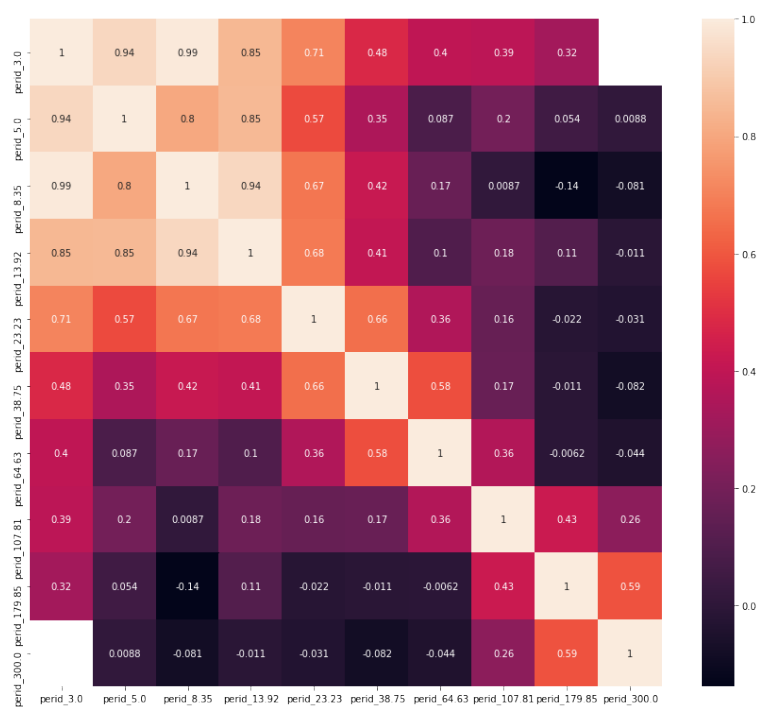


FIGURE 4.6 – corrélations des mesures entre les différentes profondeurs pour la Peridine

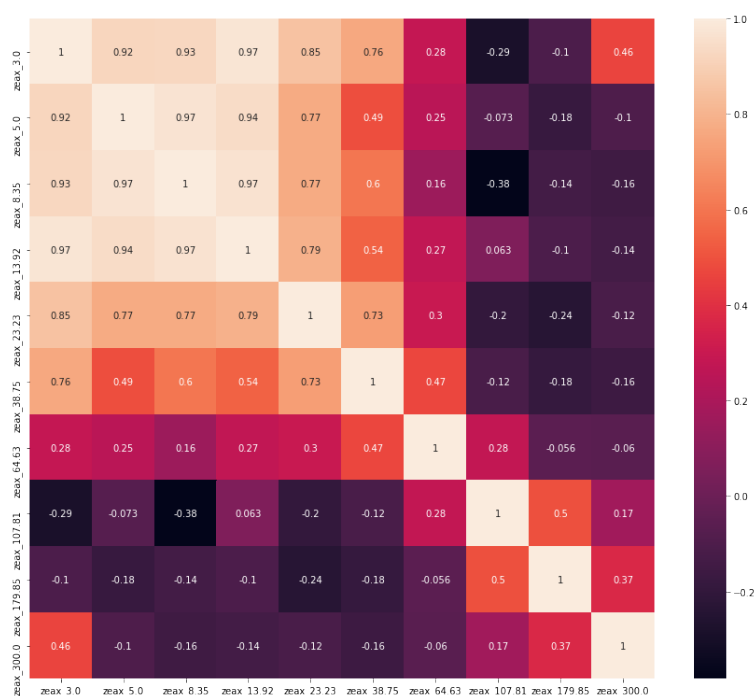


FIGURE 4.7 – corrélations des mesures entre les différentes profondeurs pour la Zéaxanthine

### 4.0.3 Carte obtenue sur les données méditerranéenne

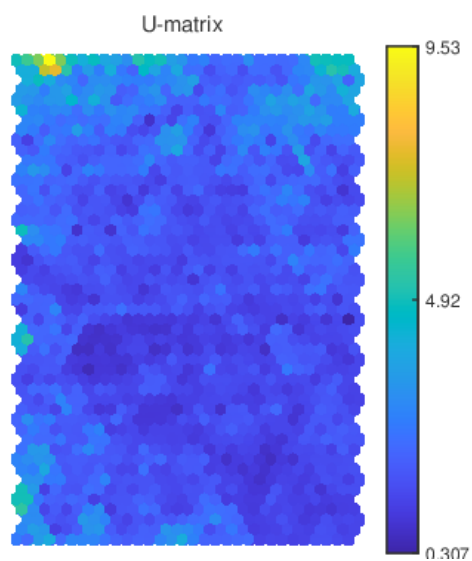


FIGURE 4.8 – matrice U de la carte de Kohonen sur la méditerranée

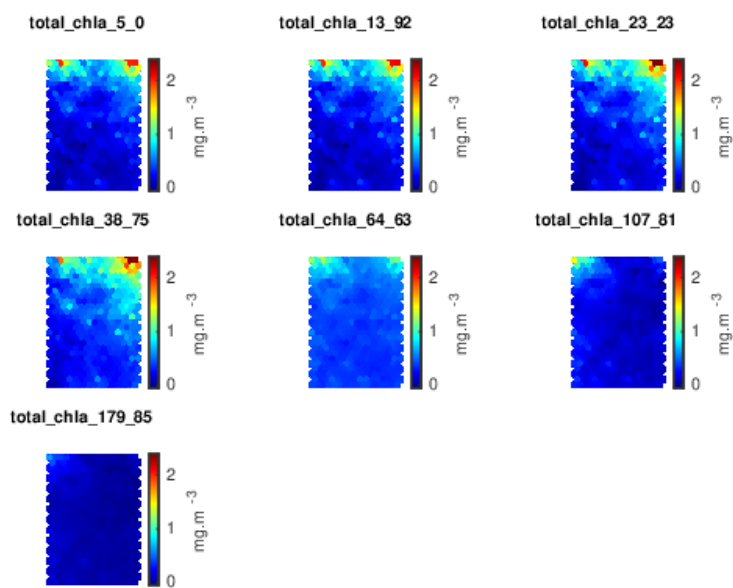


FIGURE 4.9 – projections de la Chla totale sur la carte de Kohonen sur la méditerranée



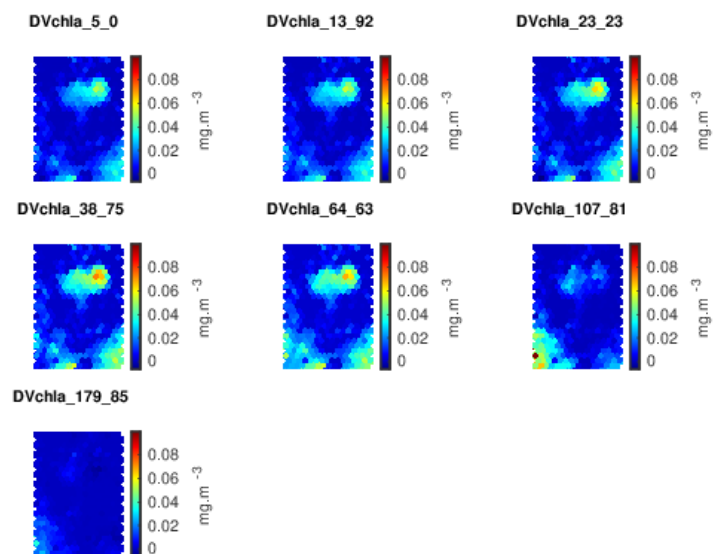


FIGURE 4.10 – projections de la DVChla sur la carte de Kohonen sur la méditerranée

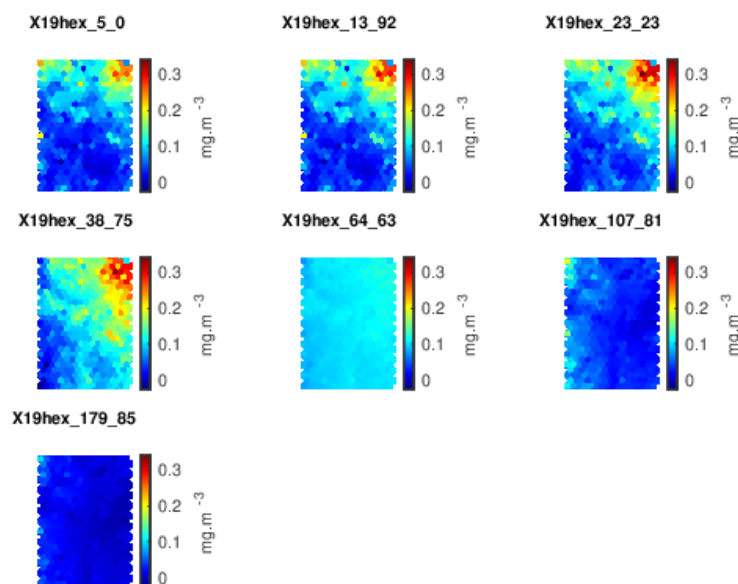


FIGURE 4.11 – projections de X19hex sur la carte de Kohonen sur la méditerranée

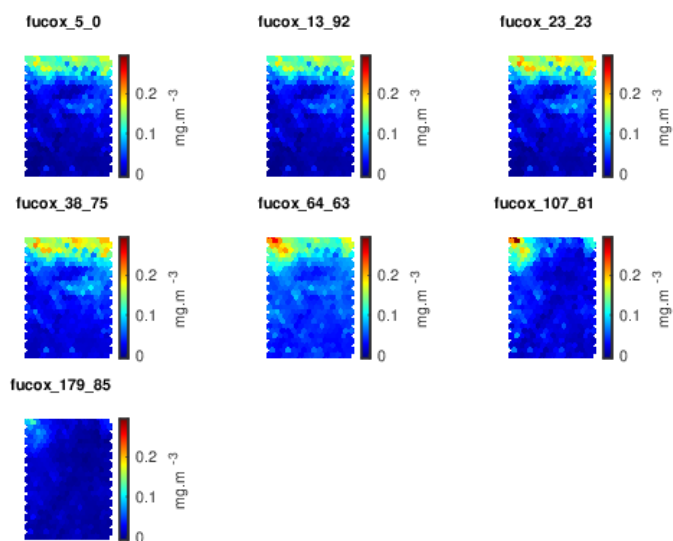


FIGURE 4.12 – projections de fucox sur la carte de Kohonen sur la méditerranée

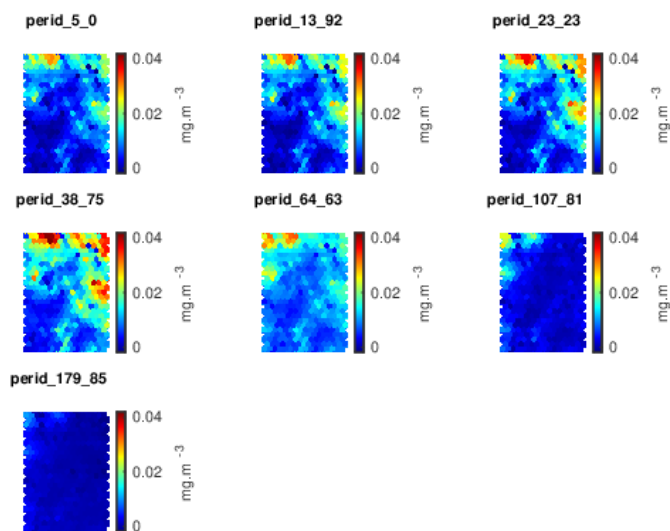


FIGURE 4.13 – projections de perid sur la carte de Kohonen sur la méditerranée

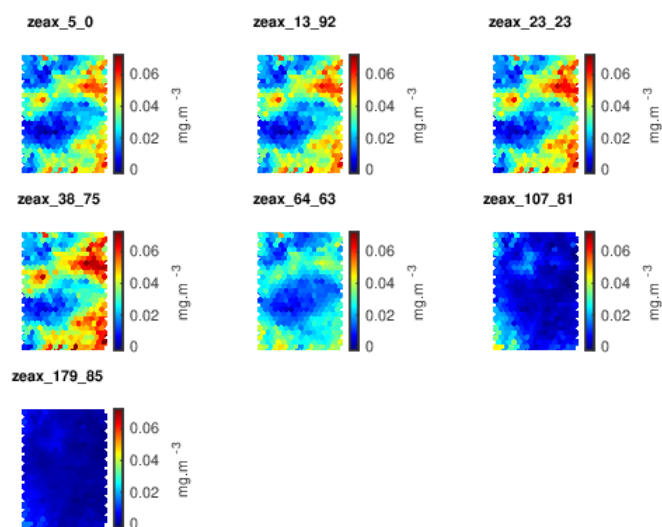


FIGURE 4.14 – projections de zeax sur la carte de Kohonen sur la méditerranée

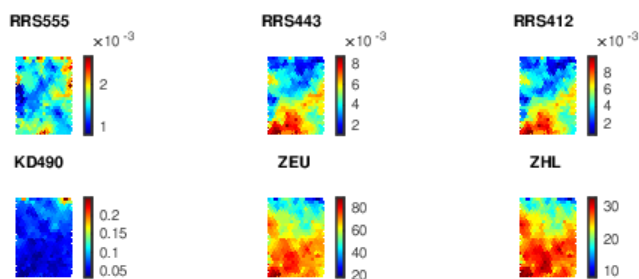


FIGURE 4.15 – projections des 6 variables satellitaires sur la carte sur la méditerranée

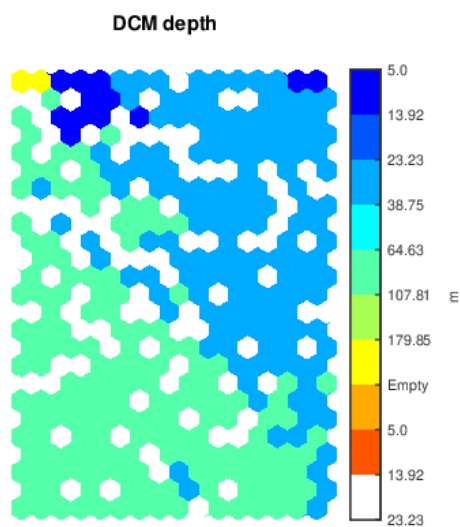


FIGURE 4.16 – profondeur du maximum de chl<sub>a</sub> pour chaque neurone de la carte de Kohonen sur la méditerranée

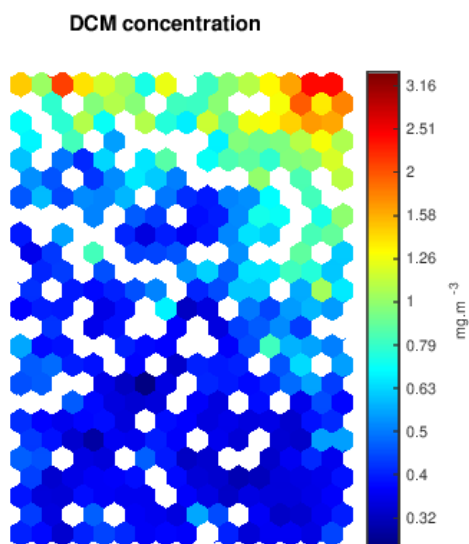


FIGURE 4.17 – concentration du maximum de chl<sub>a</sub> pour chaque neurone de la carte de Kohonen sur la méditerranée

#### 4.0.4 Carte obtenue par Transfer Learning

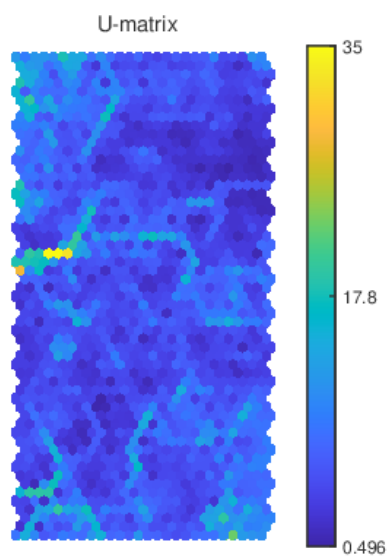


FIGURE 4.18 – matrice U de la carte de Kohonen du transfer learning

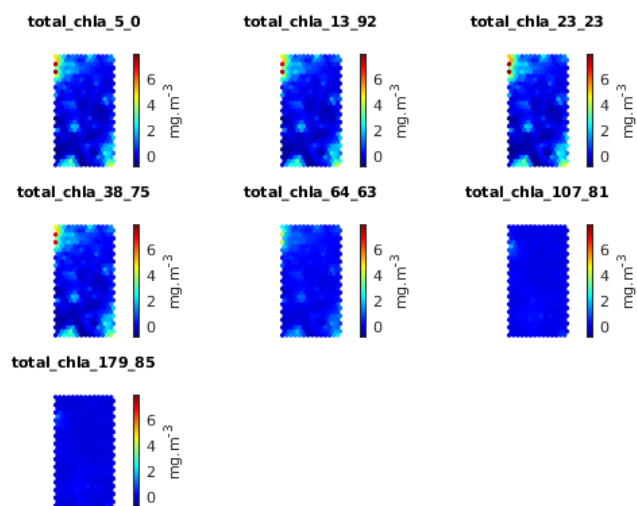


FIGURE 4.19 – projections de la Chla totale sur la carte de Kohonen du transfer learning

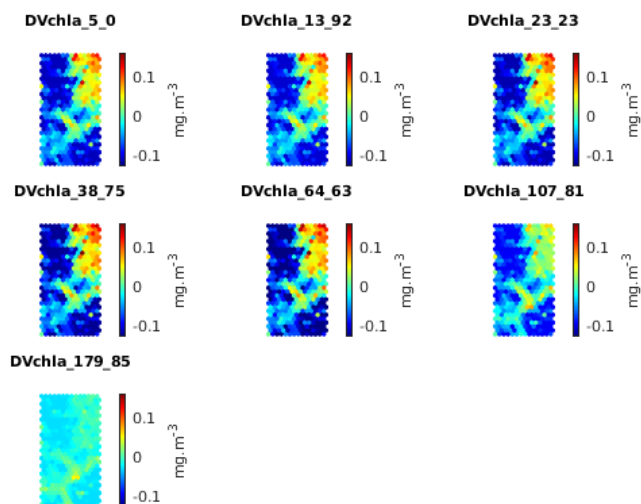


FIGURE 4.20 – projections de la DVChla sur la carte de Kohonen du transfer learning

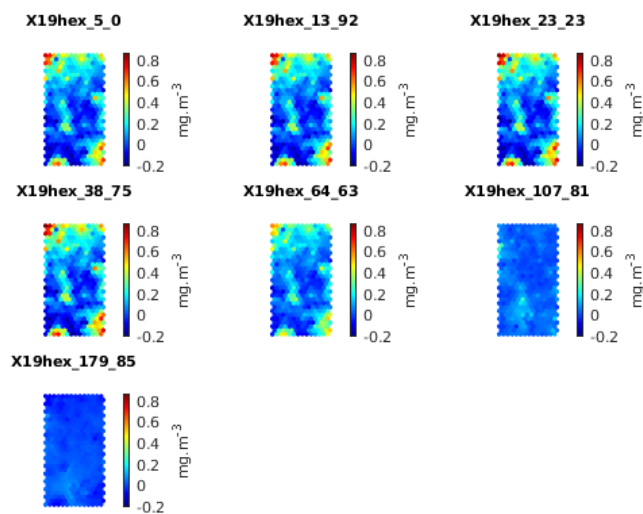


FIGURE 4.21 – projections de X19hex sur la carte de Kohonen du transfer learning

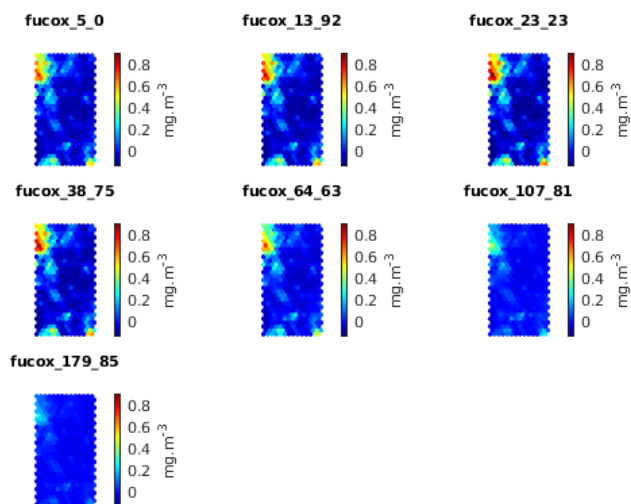


FIGURE 4.22 – projections de fucox sur la carte de Kohonen du transfer learning

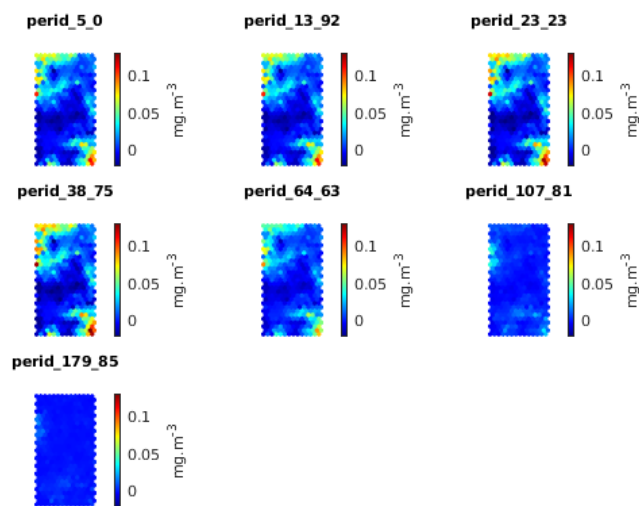


FIGURE 4.23 – projections de perid sur la carte de Kohonen du transfer learning

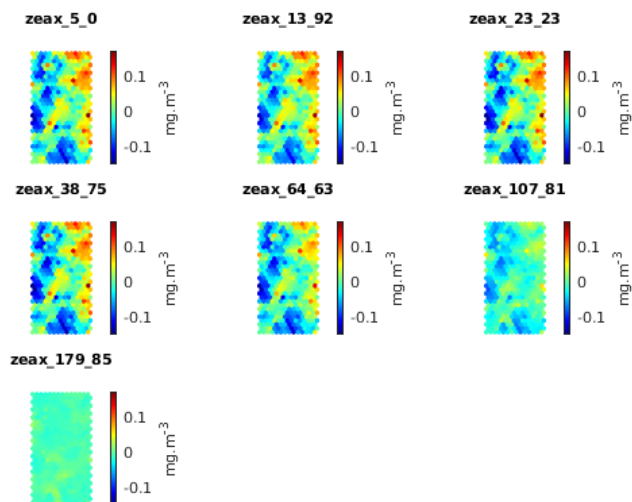


FIGURE 4.24 – projections de zeax sur la carte de Kohonen du transfer learning

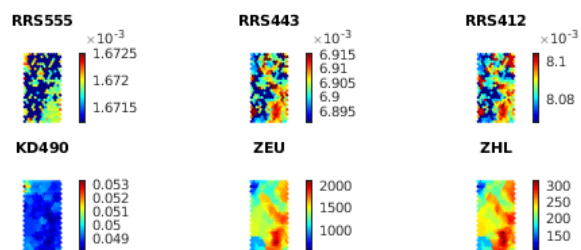


FIGURE 4.25 – projections des 6 variables satellitaires sur la carte de Kohonen du transfer learning



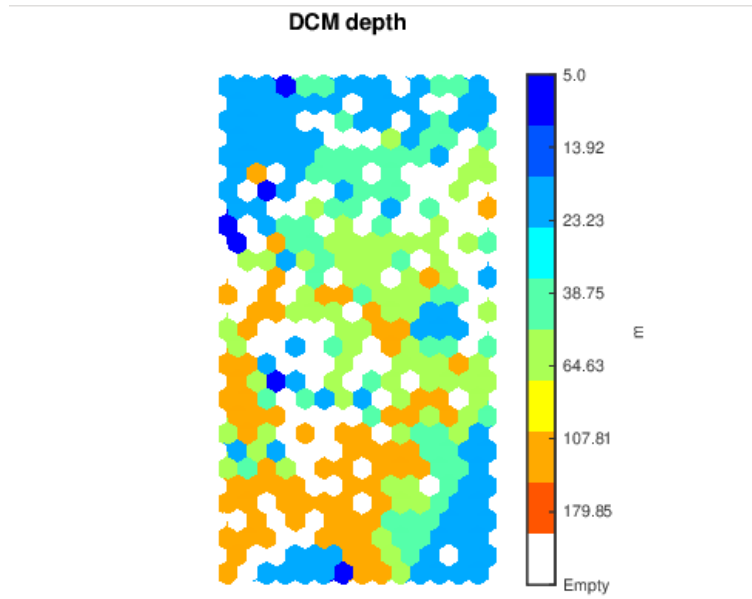


FIGURE 4.26 – profondeur du maximum de chla pour chaque neurone de la carte de Kohonen du transfer learning

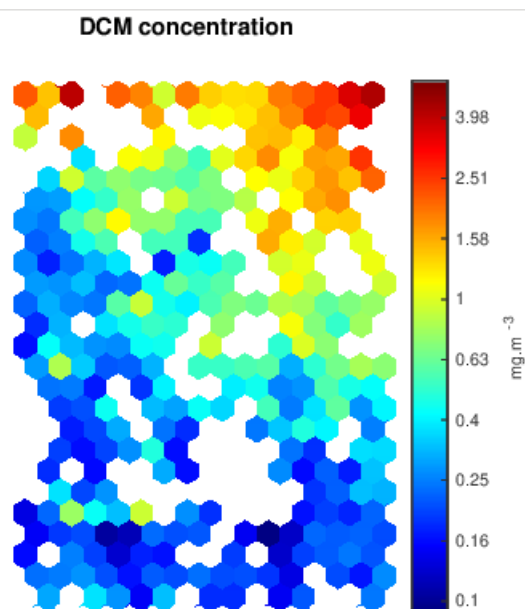


FIGURE 4.27 – concentration du maximum de chla pour chaque neurone de la carte de Kohonen du transfer learning

# Bibliographie

- [1] Hirata, T., Hardman-Mountford, N., Brewin, R., Aiken, J., Barlow, R., Suzuki, K., Isada, T., Howell, E., Hashioka, T., Noguchi-Aita, M., et al. (2011). *Synoptic relationships between surface chlorophyll-a and diagnostic pigments specific to phytoplankton functional types*. *Biogeosciences*.
- [2] Julia Uitz, Hervé Claustre, André Morel, Stanford B. Hooker (2006). *Vertical distribution of phytoplankton communities in open ocean : An assessment based on surface chlorophyll*.
- [3] Folguera, L., Zupan, J., Cicerone, D., and Magallanes, J. F. (2015) *Self-organizing maps for imputation of missing data in incomplete data matrices*.
- [4] Chapman, C. and Charantonis, A. A. (2017) *Reconstruction of subsurface velocities from satellite observations using iterative self-organizing maps*
- [5] Charantonis, A. A., Testor, P., Mortier, L., D'ortenzio, F., and Thiria, S. (2015) *Completion of a sparse glider database using multi-iterative self-organizing maps (itcomp som)*.