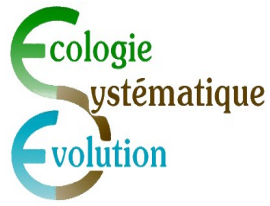




**UNIVERSITÉ
PARIS-SUD 11**



Étude Statistique de la Répartition de Sept Espèces Végétales en France Métropolitaine

Bach Christophe M1 Ecologie, Biodiversité, Evolution
Molines Arthur M1 Sciences du végétal

Table des matières

Étude Statistique de la Répartition de Sept Espèces Végétales en France Métropolitaine.....	1
Introduction.....	3
I] Modèle mathématique.....	4
A] Les hypothèses.....	4
B] Les données.....	4
C] Principe.....	4
D] Détails mathématiques.....	4
II] Résultats.....	5
III] Discussion.....	6
A] Le modèle.....	6
B] Les résultats.....	7
IV] Annexes.....	8
A] Le programme.....	8
1) Les matrices.....	8
2) Les feuilles de commande.....	11
B] Les cartes.....	18

Introduction

Actuellement nous faisons face à un réchauffement climatique à l'échelle mondiale ayant pour conséquence une modification des caractères tels que la température, les précipitations, le rayonnement et encore bien d'autres. Ceci modifie la biodiversité et l'évolution de sa répartition autant pour les espèces animales pouvant se déplacer rapidement, que pour les espèces végétales n'ayant pas la même facilité à se déplacer qui finissent par disparaître de certaines régions.

Grâce à notre modèle, nous allons tenter d'estimer l'évolution potentielle de la répartition de 7 espèces végétales différentes sur tout le pays français. Nous travaillons sur les espèces suivantes : - Hêtre - Chêne vert - Chêne pédonculé - Chêne sessile - Chêne pubescent - Pin sylvestre – Mélèze.

De plus, nous avons référé la répartition de chaque espèce en fonction de données climatiques mesurées sur la période 1971-2000 dit 2000 dans notre projet (timeslice1) afin d'avoir une relation pour modéliser la répartition future grâce à d'autres données modélisant le climat sur les périodes 2046-2065 dit 2050 dans notre projet (timeslice2) et 2079-2098 dit 2100 dans notre projet (timeslice3).

Ce modèle nous permettra d'avoir des tendances sur la dynamique de disparition et d'apparition des espèces précédemment énoncées sur le siècle à venir. Sans parler de l'intérêt en ce qui concerne la préservation du patrimoine végétal français grandement diversifié, ce modèle possède un réel intérêt économique. En effet, la gestion forestière s'effectuant sur des cycles longs pouvant dépasser le siècle, si nous pouvons estimer la dynamique globale des espèces arborescentes françaises nous pourrions adapter la gestion vers une transition pour les espèces dont nous sommes sûrs de leur présence sur le territoire. Grâce cela, l'emploi lié à la forêt sera préservé et l'apport de ce matériau noble continuera pour d'autres secteurs, tels que le chauffage, la construction, l'immobilier.

I] Modèle mathématique

A] Les hypothèses

Le modèle utilisé pour prédire les répartitions futures des espèces étudiées est un modèle totalement statistique, c'est-à-dire qu'il ne prend en compte que les répartitions actuelles pour prédire les répartitions futures. Ce qui impose des hypothèses sous-jacentes :

1) la répartition des espèces étudiées n'est soumise qu'aux variables climatiques étudiées (température, pluviométrie, rayonnement...) c'est-à-dire que le modèle ne prend pas en compte d'autres facteurs tels que les activités humaines, la qualité des sols, les maladies, etc...

2) les organismes considérés sont et seront incapables de s'adapter à un nouvel environnement
Nous discuterons de la validité de ces hypothèses dans la conclusion.

B] Les données

Les données utilisées dans cette étude proviennent de relevés faits par l'ONF et l'IFN. Le territoire métropolitain français (Corse comprise) a été divisé en 8953 zones de 8 kilomètres de côtés. Pour chacune de ces zones, en plus des relevés de positions (latitude, longitude, altitude), deux relevés ont été effectués: un relevé des espèces présentes et un relevé climatique mensuel sur les 30 dernières années.

C] Principe

Les prévisions du modèle sont basées sur la régression logistique, qui est un modèle de régression binomiale capable de réaliser une régression linéaire entre une variable aléatoire (ici les variables climatiques) et une variable binomiale (la présence [1] ou l'absence [0]). Les régressions ont été réalisées sur les données actuelles. Les régressions obtenues ont ensuite été triées en fonction du SCE (Somme des Carrés des Ecart) entre la répartition binomiale et la régression.

Pour chaque espèce, seule la régression ayant la plus petite valeur de SCE a été utilisée, ce qui fait du modèle un modèle univarié, ce qui implique une troisième hypothèse :

la variable climatique la mieux corrélée à la répartition de chaque espèce explique à elle seule la répartition observée (modèle à une variable). Cet aspect sera aussi abordé en discussion. L'utilisation des équations des régressions logistiques d'intérêt (celles ayant survécu au tri) et des valeurs de climat prédites pour chacun des points en 2050 et 2100 a permis de calculer pour chaque espèce les probabilités de présence futures. Les probabilités ainsi calculées associées aux positions des points ont permis de tracer des cartes pour rendre compte des répartitions à trois époques différentes, actuellement/en 2050/en 2100.

D] Détails mathématiques

Le modèle utilisé n'est pas vraiment un « programme » puisque les différentes étapes de la construction des cartes sont réparties sur trois feuilles de commandes différentes. La première de ces feuilles sert à réaliser les régressions logistiques entre les répartitions de chacune des espèces et toutes les variables climatiques, puis à sauvegarder toutes les équations et toutes les valeurs de SCE. Cette étape permet aussi de tracer les cartes des répartitions observées actuellement.

Ensuite les tableaux contenant les valeurs de SCE et les équations des régressions (« bestXall »

dans le programme) sont assemblées dans Excel et les valeurs de SCE sont utilisées pour sélectionner les variables climatiques rendant le mieux compte de la répartition des différentes espèces. Cette étape permet de réaliser une matrice contenant les sept équations des régressions d'intérêt ainsi que les variables et les espèces associées à ces équations. Cette matrice (B) est ensuite utilisée dans les trois feuilles suivantes qui servent à appliquer ces équations aux variables climatiques actuelles et futures. Suite à cela nous disposons pour toutes les espèces de probabilités de répartition pour le climat actuel (G6 à G12) ainsi que pour les estimations du climat futur en 2050 (H6 à H12) et 2100 (I6 à I12). Ces probabilités ont ensuite été placées sur des graphiques en fonction de la latitude et de la longitude associée à chacun des points pour obtenir des cartes.

II] Résultats

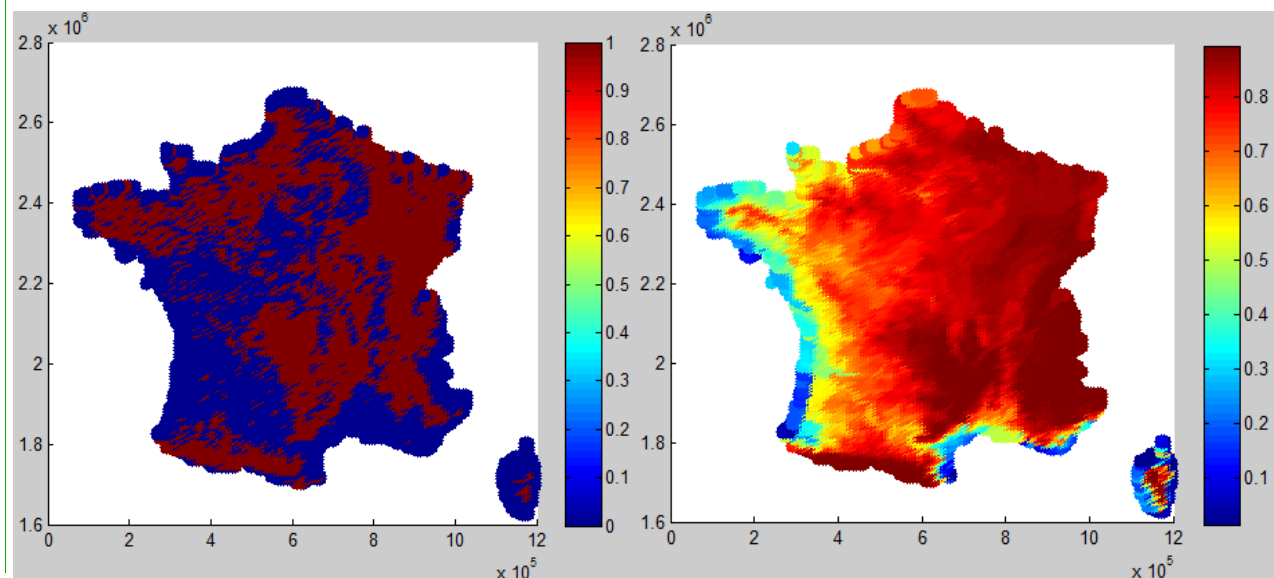
Les résultats de notre étude sont présentés sous forme de carte rendant facilement compte de l'évolution de la répartition de chacune des espèces au cours du temps. Nous présenterons dans ce chapitre un des jeux de cartes les plus explicite « la répartition de hêtre », les autres seront disponibles en annexe.

On remarque tout d'abord sur la carte de la répartition observée que le hêtre est présent sur presque tout le territoire à l'exception des côtes, des Alpes, du bassin méditerranéen, du Sud-Ouest, et d'une partie des côtes de la Loire. La comparaison avec la carte de répartition prévue par le modèle montre que la répartition est sur-estimée : le modèle indique des fortes probabilités de présence dans des zones où l'espèce est absente (Alpes, bassin méditerranéen, Loire). Cependant le modèle rend compte de certains aspects de la répartition comme l'absence du hêtre sur les côtes, notamment atlantique et méditerranéenne. Les cartes de prédiction pour 2050 et 2100 révèlent d'après le modèle un déplacement du hêtre vers l'Est. Les probabilités de présence chutent sur la partie Est de territoire en 2050 et deviennent presque nulles en 2100 sur une grande partie de la France à l'exception des Pyrénées, du Massif central et de tout ce qui est à l'Est du Massif central. En revanche les probabilités de présence du hêtre en Corse restent inchangées jusqu'en 2100.

Pour cette espèce le modèle est bien capable de prévoir une répartition dans le futur et cette répartition semble être modifiée. La répartition du hêtre est soumise à un variable climatique liée à la température (GDD0 : nombre de journée par mois ou la température a été supérieur à 0°C), or tous les modèles climatiques prévoient une évolution des températures pour le prochain siècle., il est donc normal que la répartition du hêtre soit modifiée.

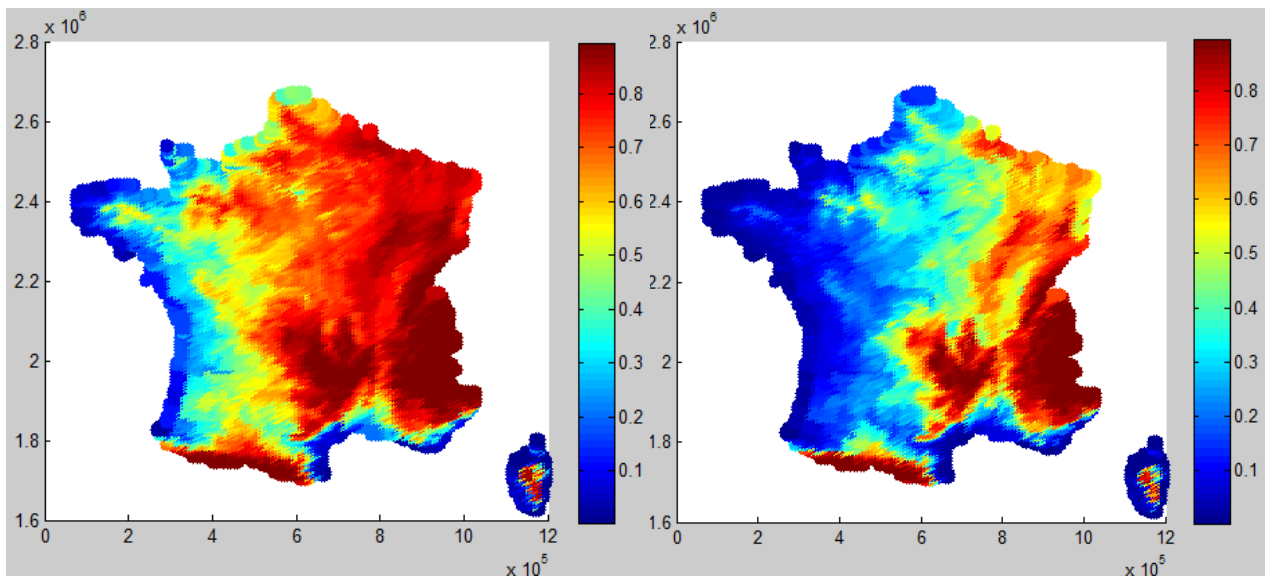
↓ Répartition observée du hêtre

Probabilités de présence du hêtre en 2000 ↓



↓ Probabilités de présence du hêtre en 2050

Probabilités de présence du hêtre en 2100 ↓



III] Discussion

A] Le modèle

Le modèle utilisé ici est un modèle statistique, ce qui implique des hypothèses décrites dans la partie dédiée, seulement il est évident que ces hypothèses ne sont pas « vraies » scientifiquement et qu'elles ont un impact sur les prévisions faites par le modèle. Tout d'abord le modèle implique une absence d'adaptation de la part des espèces considérées, si il est évident que l'évolution telle que décrite par Darwin ne joue pas de rôle important sur des durées aussi « courtes » il est connu depuis longtemps que les plantes sont capables de s'adapter à des conditions défavorables. Même si ces adaptations ne sont pas transmises à la descendance elle peuvent permettre à un petit nombre d'individus de peupler une zone où les conditions sont désavantageuses. De là, ces individus peuvent se multiplier si leur descendance arrive à s'adapter à son tour.

De plus, la répartition des espèces végétales n'est pas uniquement soumise au climat, bien entendu il va jouer un rôle important dans cette répartition mais son influence n'est pas la même sur toutes les espèces. Certaines espèces supportent un type de climat bien particulier quand d'autres tolèrent des climats variés mais exigent un type de sol particulier.

La première de ces deux hypothèses permet de simplifier le modèle et ne doit pas faire varier beaucoup ces prévisions de la réalité, l'adaptation étant un phénomène relativement rare et n'impliquant que peu d'individus sur des espaces réduits.

Par contre, la seconde hypothèse même si elle simplifie grandement le modèle risque de faire différer ces prédictions de la réalité et cela sur de grandes zones géographiques. Si une région de la France ne compte aucun représentant de l'une des espèces étudiées (et cela à cause de la gestion par l'homme des forêts) alors que cette espèce est capable de pousser dans cette région cela va biaiser le modèle car il estimera que l'espèce ne peut pas être « climatiquement » présente. Si cette région est par exemple plus chaude que la moyenne, le modèle associera à ces températures une absence de l'espèce alors qu'en réalité l'espèce supporte de telles températures.

Comme il est indiqué dans le chapitre décrivant le principe du modèle, il ne prend en compte qu'une seule variable climatique par espèce. Ce qui implique que cette variable climatique

explique à elle seule la répartition de l'espèce. De la même façon que les variables climatiques n'expliquent pas la répartition des espèces une seule de ces variables ne peut pas expliquer la répartition des espèces. Une plante peut être sensible à la chaleur lorsque l'air est sec et pouvoir y résister lorsque l'atmosphère est humide. La encore les prévisions du modèle peuvent être biaisées par ce genre d'hypothèse dont les approximations peuvent toucher des régions entières.

Bien qu'il tienne compte du climat actuel comme futur, le modèle ne prend pas en considération le taux de CO₂ dans l'atmosphère, or ce taux influence la capacité des plantes à faire de la photosynthèse et il va varier dans le futur influençant peut être la répartition de certaines plantes.

On peut ajouter un autre facteur d'incertitudes qui est lié à sa prédiction sur les estimations futures. En effet les données climatiques de 2050 et 2100 sont des données qui n'ont pas été mesurées mais qui ont été estimées par d'autres modèles. Par conséquent, il est possible que ces valeurs soient fausses autant dans le sens d'une augmentation que d'une diminution et pourraient complètement inverser les résultats obtenus par notre modèle.

Cependant, malgré ces défauts notre modèle doit être capable de rendre compte de l'évolution des répartitions à défaut de décrire parfaitement les répartitions.

B] Les résultats

L'évaluation de la capacité du modèle à décrire la répartition des espèces est mesurée par la comparaison des deux cartes relatives à l'époque actuelles, la présence observée et la probabilité calculée par le modèle.

On remarque que le modèle prédit relativement bien la répartition actuelle pour 3 espèces sur 7, le hêtre, le chêne sessile et le mélèze.

A l'inverse on constate que le modèle est incapable de décrire la répartition actuelle du chêne vert, du chêne pédonculé, du pin sylvestre et du chêne pubescent. Pour ces quatre espèces les prédictions futures n'ont donc aucunes valeurs...

Pour les trois espèces dont le modèle réussi à décrire la répartition, les cartes du futur permettent de voir une dynamique puisque les répartitions futures ne ressemblent plus à la répartition actuelle. Pour le hêtre on constate une diminution des probabilités de présence sur toute la partie Ouest du territoire. Pour le chêne sessile la diminution des probabilités est générale et a lieu sur tout le territoire. Pour le mélèze, bien que les probabilités soient faibles (maximum 0,45), on constate une diminution des probabilités dans les zones non montagneuses. Donc d'après notre modèle, en 2100 le hêtre se maintient dans l'Est, le chêne sessile se maintient partout mais devient plus rare alors que le mélèze ne se trouve plus que dans les montagnes (Alpes, Pyrénées, Massif central).

Maintenant si on s'intéresse à la façon dont ont été obtenues les probabilités et notamment les équations qui ont servies à les calculer on se rend compte que les répartitions des 4 espèces dont le modèle ne prédit pas correctement les probabilités de présence sont corrélées à la pluviométrie. Sans remettre en cause les données recueillies ni les modèles de prédiction du futur, il est étonnant que seules les espèces soumise à la pluviométrie ne soient pas correctement modélisées.

De plus, dans le tableau général contenant les régressions de toutes les espèces en fonctions de toutes les variables on constate que les équations ainsi que SCE des régressions des 4 espèces mal décrites par le modèle ne sont jamais unique. Autant il n'est pas surprenant qu'une régression présente la même équation et le même SCE pour deux mois de l'année mais que deux régressions sur la même variable mais pour des espèces différentes présentent le même SCE et la même équation pour deux mois de l'année différents est surprenant.

Ici toutes les régressions effectuées sur le chêne vert présentent, pour chaque variable, au moins un SCE et une équation identiques à l'équation et au SCE obtenus lors de régressions effectuées entre le chêne pédonculé et la même variable. Le même phénomène a lieu lors des régressions du chêne pubescent et du pin sylvestre. De plus, le nombre de SCE/équations identiques est toujours de 12. Il est donc évident qu'il y a problème mais ce problème ne vient pas des matrices contenant les variables climatiques sinon le même phénomène aurait lieu pour toutes les espèces. Si le problème venait de la façon dont la tableau a été obtenu, c'est à dire du programme, alors il aurait lieu aussi pour les autres espèces. On a donc constaté un problème mais nous n'avons pas réussi à l'élucider pour le moment.

En conclusion le modèle mis au point et utilisé pour cette étude est loin d'être parfait mais il se base sur des techniques probabilistes éprouvées et qui permettent de mettre en évidence des dynamiques générales de répartition sur notre territoire. En effet, pour le hêtre, le chêne sessile et le mélèze on voit qu'ils resteront présents sur le territoire mais que dans les endroits où ils sont peu présents ils risquent de disparaître. On a donc une diminution de la niche réalisée de ces espèces.

En ce qui concerne la gestion, on a par conséquent quelques inquiétudes à avoir car le chêne sessile et le hêtre font partis de la tradition forestière française notamment en ce qui concerne les forêts domaniales. Les belles futaies monospécifiques sont globalement à proscrire et il faut tenter de trouver une gestion permettant une transition vers d'autres espèces plus adaptées à notre type de climat futur.

IV] Annexes

A] Le programme

1) Les matrices

Tableau récapitulatif des équations utilisées :

VARIABLE	ESPECE	MOIS	B1	B2
P	CHV	Dec	3,22	-0,13
	CHPE	Janv	3,22	-0,13
	CHPU	Dec	2,05	-0,06
	PS	Janv	2,05	-0,06
GDD10	HET	Dec	2,13	-0,33
	MEL	Dec	-0,17	-0,55
ETPh	CHS	Janv	5,83	-0,2

Extrait du tableau récapitulatif général ayant servie à l'obtention du tableau précédent :

ESPECE	MOIS	GDD5			GDD10		
		B1	B2	SCE	B1	B2	SCE
HET	J	2,33	-0,17	1782,06	1,14	-0,69	1773,83
HET	F	2,62	-0,19	1738,42	1,31	-0,63	1695,94
HET	M	3,65	-0,16	1737,53	2,13	-0,33	1594,48
HET	A	3,65	-0,16	1737,53	2,13	-0,33	1594,48
HET	M	3,65	-0,16	1737,53	2,13	-0,33	1594,48
HET	J	3,65	-0,16	1737,53	2,13	-0,33	1594,48
HET	J	3,65	-0,16	1737,53	2,13	-0,33	1594,48
HET	A	3,65	-0,16	1737,53	2,13	-0,33	1594,48
HET	S	3,65	-0,16	1737,53	2,13	-0,33	1594,48
HET	O	3,65	-0,16	1737,53	2,13	-0,33	1594,48
HET	N	3,65	-0,16	1737,53	2,13	-0,33	1594,48
HET	D	3,65	-0,16	1737,53	2,13	-0,33	1594,48
CHV	J	-4,27	0,14	773,37	-2,62	0,24	813,36
CHV	F	-5,13	0,2	745,55	-2,73	0,23	809,12
CHV	M	-7,75	0,23	735,72	-3,75	0,2	747,87
CHV	A	-7,75	0,23	735,72	-5,15	0,2	680,27
CHV	M	-7,75	0,23	735,72	-5,15	0,2	680,27
CHV	J	-7,75	0,23	735,72	-5,15	0,2	680,27
CHV	J	-7,75	0,23	735,72	-5,15	0,2	680,27
CHV	A	-7,75	0,23	735,72	-5,15	0,2	680,27
CHV	S	-7,75	0,23	735,72	-5,15	0,2	680,27
CHV	O	-81,76	2,62	681,53	-9,22	0,3	661,77
CHV	N	-81,76	2,62	681,53	-9,22	0,3	661,77
CHV	D	-81,76	2,62	681,53	-9,22	0,3	661,77
CHPE	J	-81,76	2,62	681,53	-9,22	0,3	661,77
CHPE	F	-81,76	2,62	681,53	-9,22	0,3	661,77
CHPE	M	-81,76	2,62	681,53	-9,22	0,3	661,77
CHPE	A	-81,76	2,62	681,53	-9,22	0,3	661,77
CHPE	M	-81,76	2,62	681,53	-9,22	0,3	661,77
CHPE	J	-81,76	2,62	681,53	-9,22	0,3	661,77
CHPE	J	-81,76	2,62	681,53	-9,22	0,3	661,77
CHPE	A	-81,76	2,62	681,53	-9,22	0,3	661,77
CHPE	S	-81,76	2,62	681,53	-9,22	0,3	661,77
CHPE	O	-8,89	0,29	709,65	-3,51	0,17	759,23
CHPE	N	-4,78	0,16	764,14	-2,7	0,17	813,21
CHPE	D	-20,82	0,7	1722,1	-6,41	0,25	1739,67

En vert, apparaissent les SCE les plus petits obtenus pour toutes es regressions du hêtre.

En rouge apparaissent les SCE et les équations obtenu pour les regressions du chène vert et ayant les même valeurs que celle obtenu avec le chène pédonculé.

Extrait du tableau présentant les présence/absence actuelles :

Numero point	X	Y	latitude	longitude	HET	CHV	CHP	CHS	CHPU	PS	MEL
2,00	587989,81	2672945,75	51,05	2,17	0	0	0	0	0	0	0
3,00	595935,44	2672934,25	51,05	2,28	0	0	0	0	0	0	0
4,00	603951,31	2672934,25	51,05	2,39	0	0	0	0	0	0	0
5,00	611967,25	2672945,75	51,05	2,51	0	0	0	0	0	0	0
6,00	619983,13	2672969	51,05	2,62	0	0	0	0	0	0	0
12,00	563959,69	2664907	50,98	1,83	0	0	0	0	0	0	0
13,00	571987,31	2664860,5	50,98	1,94	0	0	0	0	0	0	0
14,00	579944,94	2664937,5	50,98	2,05	0	0	0	0	0	0	0
15,00	587972,44	2664914,25	50,98	2,17	0	0	0	0	0	0	0
16,00	595929,56	2664902,75	50,98	2,28	0	0	0	0	0	0	0
17,00	603957,13	2664902,75	50,98	2,39	0	0	0	0	0	1	0
18,00	611984,69	2664914,5	50,98	2,51	0	0	0	0	0	0	0
19,00	619941,81	2664937,5	50,98	2,62	0	0	0	0	0	0	0
25,00	555938,81	2656934	50,90	1,71	0	0	0	0	0	0	0
26,00	563978	2656876	50,90	1,83	0	0	0	0	0	0	0
27,00	571947,25	2656941,5	50,91	1,94	0	0	0	0	0	0	0
28,00	579986,38	2656906,75	50,91	2,05	0	0	0	0	0	0	0
29,00	587955,06	2656883,75	50,91	2,17	0	0	0	0	0	0	0
30,00	595923,75	2656872,25	50,91	2,28	0	0	0	0	0	0	0
31,00	603962,94	2656872,25	50,91	2,39	0	0	0	0	0	0	0
32,00	611931,63	2656883,75	50,91	2,51	0	0	0	0	0	0	0
33,00	619970,81	2656907	50,91	2,62	0	0	1	0	0	0	0
37,00	547964,56	2648861,5	50,83	1,60	0	0	1	0	0	0	0
38,00	555945,69	2648904	50,83	1,71	0	0	0	0	0	0	0

Extrait du tableau contenant les valeurs de la variables climatiques température moyenne actuelles:

Numero point	time slice	latitude	longitude	altitude	janvier	fevrier	mars	avril	mai	juin
2		151.050	2.170	5.0	4.678	4.917	6.882	9.089	12.552	14.967
3		151.050	2.280	2.0	4.703	4.943	6.903	9.107	12.570	14.986
4		151.050	2.390	2.0	4.703	4.943	6.903	9.107	12.570	14.986
5		151.050	2.510	2.0	4.703	4.943	6.903	9.107	12.570	14.986
6		151.050	2.620	1.0	4.711	4.951	6.910	9.113	12.577	14.993
12		150.980	1.830	4.0	4.744	4.850	6.691	8.716	12.197	14.552
13		150.980	1.940	4.0	4.744	4.850	6.691	8.716	12.197	14.552
14		150.980	2.050	3.0	4.751	4.858	6.698	8.722	12.202	14.558
15		150.980	2.170	2.0	4.703	4.943	6.903	9.107	12.570	14.986
16		150.980	2.280	1.0	4.711	4.951	6.910	9.113	12.577	14.993
17		150.980	2.390	1.0	4.711	4.951	6.910	9.113	12.577	14.993
18		150.980	2.510	3.0	4.695	4.934	6.896	9.101	12.564	14.980
19		150.980	2.620	9.0	4.646	4.883	6.854	9.064	12.527	14.941
25		150.900	1.710	82.0	4.152	4.235	6.192	8.293	11.747	14.080
26		150.900	1.830	12.0	4.683	4.787	6.640	8.673	12.150	14.504
27		150.910	1.940	3.0	4.751	4.858	6.698	8.722	12.202	14.558
28		150.910	2.050	2.0	4.759	4.866	6.704	8.727	12.208	14.564
29		150.910	2.170	2.0	4.703	4.943	6.903	9.107	12.570	14.986
30		150.910	2.280	4.0	4.687	4.926	6.889	9.095	12.558	14.973
31		150.910	2.390	20.0	4.558	4.790	6.777	8.998	12.458	14.869
32		150.910	2.510	15.0	4.598	4.832	6.812	9.028	12.489	14.902
33		150.910	2.620	10.0	4.638	4.875	6.847	9.059	12.520	14.934
37		150.830	1.600	55.0	4.269	4.398	6.396	8.575	12.315	14.436
38		150.830	1.710	69.0	3.693	3.927	6.150	8.452	12.295	14.473
Numero point	time slice	latitude	longitude	altitude	juillet	août	septembre	octobre	novembre	décembre
2		151.050	2.170	5.0	17.381	18.182	15.707	11.756	8.431	5.569
3		151.050	2.280	2.0	17.401	18.198	15.725	11.778	8.455	5.594
4		151.050	2.390	2.0	17.401	18.198	15.725	11.778	8.455	5.594
5		151.050	2.510	2.0	17.401	18.198	15.725	11.778	8.455	5.594
6		151.050	2.620	1.0	17.408	18.203	15.731	11.785	8.463	5.602
12		150.980	1.830	4.0	17.024	17.678	15.291	11.550	8.376	5.560
13		150.980	1.940	4.0	17.024	17.678	15.291	11.550	8.376	5.560
14		150.980	2.050	3.0	17.030	17.683	15.297	11.556	8.383	5.568
15		150.980	2.170	2.0	17.401	18.198	15.725	11.778	8.455	5.594
16		150.980	2.280	1.0	17.408	18.203	15.731	11.785	8.463	5.602
17		150.980	2.390	1.0	17.408	18.203	15.731	11.785	8.463	5.602
18		150.980	2.510	3.0	17.394	18.193	15.719	11.771	8.447	5.586
19		150.980	2.620	9.0	17.354	18.161	15.684	11.727	8.398	5.537
25		150.900	1.710	82.0	16.540	17.317	14.872	11.030	7.806	4.983
26		150.900	1.830	12.0	16.974	17.641	15.248	11.496	8.317	5.501
27		150.910	1.940	3.0	17.030	17.683	15.297	11.556	8.383	5.568
28		150.910	2.050	2.0	17.036	17.687	15.302	11.563	8.390	5.575
29		150.910	2.170	2.0	17.401	18.198	15.725	11.778	8.455	5.594
30		150.910	2.280	4.0	17.388	18.187	15.713	11.763	8.439	5.578
31		150.910	2.390	20.0	17.281	18.102	15.619	11.648	8.310	5.446
32		150.910	2.510	15.0	17.314	18.129	15.649	11.684	8.350	5.487
33		150.910	2.620	10.0	17.348	18.155	15.678	11.720	8.390	5.528
37		150.830	1.600	55.0	16.723	17.419	14.900	11.196	7.890	5.107
38		150.830	1.710	69.0	16.912	17.489	14.511	10.616	7.278	4.523

2) Les feuilles de commande

Réalisation de regressions logistique et obtention des équations :

```

clc
clear; close all
% Chargement de la matrice de présence/absence et des matrices de climat
PA=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\PA4.txt');
Tm=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslicel\Tmoy1.txt');
Tx=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslicel\TMax1.txt');
Tn=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslicel\TMin1.txt');
R=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslicel\Ray1.txt');
P=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslicel\Precip1.txt');
GDD0=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslicel\GDD01.txt');
GDD5=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslicel\GDD51.txt');
GDD10=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslicel\GDD101.txt');
ETP=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslicel\ETP1.txt');

```

```

ETPh=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslicel\ETPh1.txt');

% première boucle, régression de toutes les espèces en fonction de la
température moyenne mois par mois
besttmall=[]; % création de matrice vide pour la sauvegarde
for b=6:1:12; % 7 colonnes espèces 6=HET 7=CHV 8=CHPD 9=CHS 10=CHPU 11=PS
12=MEL
    besttm=[]; % création de matrice vide pour la sauvegarde
    for a=6:1:17; % 12 colonnes de la variable climatique correspondant au 12
mois de l'année
        B=glmfit (Tm(:,a), [PA(:,b)] , 'binomial', 'link', 'logit'); %
réalisation de la regression logistique
        Z=B(1)+Tm(:,a)*(B(2)); % équation de la courbe de regression
        G=1./(1+exp(-Z)); % probabilité de présence associée a chaque point
        SCEtm(a,1)=nansum((G-PA(:,b)).^2); % calcul du SCE
        Bmemo(a,:)=B'; % sauvegarde des valeurs de B
        minmemo(a,1)=min(Tm(:,a)); % sauvegarde du minimum de la variable
        maxmemo(a,1)=max(Tm(:,a)); % sauvegarde du maximum de la variable
        SCEtm(SCEtm==0)=NaN; % pour ne pas afficher les SCE des 5 premiers
colonnes de la matrice variable
        [SCEsort,indsort]=sort(SCEtm); % tri des SCE et mémorisation de la
position avant triage

        besttm=[besttm; b a Bmemo(indsort(1),:) SCEsort(1)]; % remplissage de
la matrice besttm

    end
    indice=find(besttm(:,end)==min(besttm(:,end))); % repérage des plus
petites valeurs de SCE de la matrice besttm
    besttmall=[besttmall; besttm]; % remplissage de la matrice besttmall avec
la matrice besttm
end

besttxall=[];
for b=6:1:12;
    besttx=[];
    for a=6:1:17;
        B=glmfit (Tx(:,a), [PA(:,b)] , 'binomial', 'link', 'logit');
        Z=B(1)+Tx(:,a)*(B(2));
        G=1./(1+exp(-Z));
        SCEtx(a,1)=nansum((G-PA(:,b)).^2);
        Bmemo(a,:)=B';
        minmemo(a,1)=min(Tx(:,a));
        maxmemo(a,1)=max(Tx(:,a));
        SCEtx(SCEtx==0)=NaN;
        [SCEsort,indsort]=sort(SCEtx);

        besttx=[besttx; b a Bmemo(indsort(1),:) SCEsort(1)];

    end
    indice=find(besttx(:,end)==min(besttx(:,end)));
    besttxall=[besttxall; besttx];
end

besttnall=[];
for b=6:1:12;
    besttn=[];

```

```

for a=6:1:17;
    B=glmfit (Tn(:,a), [PA(:,b)] , 'binomial', 'link', 'logit');
    Z=B(1)+Tn(:,a)*(B(2));
    G=1./(1+exp(-Z));
    SCEtn(a,1)=nansum((G-PA(:,b)).^2);
    Bmemo(a,:)=B';
    minmemo(a,1)=min(Tn(:,a));
    maxmemo(a,1)=max(Tn(:,a));
    SCEtn(SCEtn==0)=NaN;
    [SCEsort,indsort]=sort(SCEtn);

    besttn=[besttn; b a Bmemo(indsort(1),:) SCEsort(1)];

end
indice=find(besttn(:,end)==min(besttn(:,end))) ;
besttnall=[besttnall; besttn];
end

bestRall=[];
for b=6:1:12;
    bestR=[];
    for a=6:1:17;
        B=glmfit (R(:,a), [PA(:,b)] , 'binomial', 'link', 'logit');
        Z=B(1)+R(:,a)*(B(2));
        G=1./(1+exp(-Z));
        SCER(a,1)=nansum((G-PA(:,b)).^2);
        Bmemo(a,:)=B';
        minmemo(a,1)=min(R(:,a));
        maxmemo(a,1)=max(R(:,a));
        SCER(SCER==0)=NaN;
        [SCEsort,indsort]=sort(SCER);

        bestR=[bestR; b a Bmemo(indsort(1),:) SCEsort(1)];

    end
    indice=find(bestR(:,end)==min(bestR(:,end))) ;
    bestRall=[bestRall; bestR];
end

bestPall=[];
for b=6:1:12;
    bestP=[];
    for a=6:1:17;
        B=glmfit (P(:,a), [PA(:,b)] , 'binomial', 'link', 'logit');
        Z=B(1)+P(:,a)*(B(2));
        G=1./(1+exp(-Z));
        SCEP(a,1)=nansum((G-PA(:,b)).^2);
        Bmemo(a,:)=B';
        minmemo(a,1)=min(P(:,a));
        maxmemo(a,1)=max(P(:,a));
        SCEP(SCEP==0)=NaN;
        [SCEsort,indsort]=sort(SCEP);

        bestP=[bestP; b a Bmemo(indsort(1),:) SCEsort(1)];

    end
    indice=find(bestP(:,end)==min(bestP(:,end))) ;
    bestPall=[bestPall; bestP];
end

```

```

bestGDD0all=[];
for b=6:1:12;
    bestGDD0=[];
    for a=6:1:17;
        B=glmfit (GDD0(:,a), [PA(:,b)] , 'binomial', 'link', 'logit');
        Z=B(1)+GDD0(:,a)*(B(2));
        G=1./(1+exp(-Z));
        SCEGDD0(a,1)=nansum((G-PA(:,b)).^2);
        Bmemo(a,:)=B';
        minmemo(a,1)=min(GDD0(:,a));
        maxmemo(a,1)=max(GDD0(:,a));
        SCEGDD0(SCEGDD0==0)=NaN;
        [SCEsort,indsort]=sort(SCEGDD0);

        bestGDD0=[bestGDD0; b a Bmemo(indsort(1),:) SCEsort(1)];

    end
    indice=find(bestGDD0(:,end)==min(bestGDD0(:,end))) ;
    bestGDD0all=[bestGDD0all; bestGDD0];
end

bestGDD5all=[];
for b=6:1:12;
    bestGDD5=[];
    for a=6:1:17;
        B=glmfit (GDD5(:,a), [PA(:,b)] , 'binomial', 'link', 'logit');
        Z=B(1)+GDD5(:,a)*(B(2));
        G=1./(1+exp(-Z));
        SCEGDD5(a,1)=nansum((G-PA(:,b)).^2);
        Bmemo(a,:)=B';
        minmemo(a,1)=min(GDD5(:,a));
        maxmemo(a,1)=max(GDD5(:,a));
        SCEGDD5(SCEGDD5==0)=NaN;
        [SCEsort,indsort]=sort(SCEGDD5);

        bestGDD5=[bestGDD5; b a Bmemo(indsort(1),:) SCEsort(1)];

    end
    indice=find(bestGDD5(:,end)==min(bestGDD5(:,end))) ;
    bestGDD5all=[bestGDD5all; bestGDD5];
end

bestGDD10all=[];
for b=6:1:12;
    bestGDD10=[];
    for a=6:1:17;
        B=glmfit (GDD10(:,a), [PA(:,b)] , 'binomial', 'link', 'logit');
        Z=B(1)+GDD10(:,a)*(B(2));
        G=1./(1+exp(-Z));
        SCEGDD10(a,1)=nansum((G-PA(:,b)).^2);
        Bmemo(a,:)=B';
        minmemo(a,1)=min(GDD10(:,a));
        maxmemo(a,1)=max(GDD10(:,a));
        SCEGDD10(SCEGDD10==0)=NaN;
        [SCEsort,indsort]=sort(SCEGDD10);

        bestGDD10=[bestGDD10; b a Bmemo(indsort(1),:) SCEsort(1)];

    end
    indice=find(bestGDD10(:,end)==min(bestGDD10(:,end))) ;

```

```

    bestGDD10all=[bestGDD10all; bestGDD10];
end

bestETPall=[];
for b=6:1:12;
    bestETP=[];
    for a=6:1:17;
        B=glmfit (ETP(:,a), [PA(:,b)] , 'binomial', 'link', 'logit');
        Z=B(1)+ETP(:,a)*(B(2));
        G=1./(1+exp(-Z));
        SCEETP(a,1)=nansum((G-PA(:,b)).^2);
        Bmemo(a,:)=B';
        minmemo(a,1)=min(ETP(:,a));
        maxmemo(a,1)=max(ETP(:,a));
        SCEETP(SCEETP==0)=NaN;
        [SCEsort,indsort]=sort(SCEETP);

        bestETP=[bestETP; b a Bmemo(indsort(1),:) SCEsort(1)];

    end
    indice=find(bestETP(:,end)==min(bestETP(:,end))) ;
    bestETPall=[bestETPall; bestETP];
end

bestETPhall=[];
for b=6:1:12;
    bestETPh=[];
    for a=6:1:17;
        B=glmfit (ETPh(:,a), [PA(:,b)] , 'binomial', 'link', 'logit');
        Z=B(1)+ETPh(:,a)*(B(2));
        G=1./(1+exp(-Z));
        SCEETPh(a,1)=nansum((G-PA(:,b)).^2);
        Bmemo(a,:)=B';
        minmemo(a,1)=min(ETPh(:,a));
        maxmemo(a,1)=max(ETPh(:,a));
        SCEETPh(SCEETPh==0)=NaN;
        [SCEsort,indsort]=sort(SCEETPh);

        bestETPh=[bestETPh; b a Bmemo(indsort(1),:) SCEsort(1)];

    end
    indice=find(bestETPh(:,end)==min(bestETPh(:,end))) ;
    bestETPhall=[bestETPhall; bestETPh];
end

```

Traçage des cartes de probabilité de présence pour 2000.

```

clc
clear; close all

PA=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\PA4.txt');
lon=PA(:,2);
lat=PA(:,3);
ETPh=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslice1\ETPh1.txt');
GDD10=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslice1\GDD101.txt');
P=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslice1\Precip1.txt');
mB=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\B.txt');

% proba pour 2000
% pour l'espece de la colonne 6

```

```

Z6=mB(5,1)+GDD10(:,17)*(mB(5,2));
G6=1./(1+exp(-Z6));
scatter(lon,lat,2^6,G6,'filled')
colorbar
    % pour l'espece de la colonne 7
Z7=mB(1,1)+P(:,17)*(mB(1,2));
G7=1./(1+exp(-Z7));
scatter(lon,lat,2^6,G7,'filled')
colorbar
    % pour l'espece de la colonne 8
Z8=mB(2,1)+P(:,6)*(mB(2,2));
G8=1./(1+exp(-Z8));
scatter(lon,lat,2^6,G8,'filled')
colorbar
    % pour l'espece de la colonne 9
Z9=mB(7,1)+ETPh(:,6)*(mB(7,2));
G9=1./(1+exp(-Z9));
scatter(lon,lat,2^6,G9,'filled')
colorbar
    % pour l'espece de la colonne 10
Z10=mB(3,1)+P(:,17)*(mB(3,2));
G10=1./(1+exp(-Z10));
scatter(lon,lat,2^6,G10,'filled')
colorbar
    % pour l'espece de la colonne 11
Z11=mB(4,1)+P(:,6)*(mB(4,2));
G11=1./(1+exp(-Z11));
scatter(lon,lat,2^6,G11,'filled')
colorbar
    % pour l'espece de la colonne 12
Z12=mB(6,1)+GDD10(:,17)*(mB(6,2));
G12=1./(1+exp(-Z12));
scatter(lon,lat,2^6,G12,'filled')
colorbar

```

Obtention des cartes de probabilité de présence pour 2050.

```

clc
clear; close all

PA=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\PA4.txt');
lon=PA(:,2);
lat=PA(:,3);
ETPh=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslice2\ETPh2.txt');
GDD10=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslice2\GDD102.txt');
P=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslice2\Precip2.txt');
mB=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\B.txt');

% proba pour 2050
    % pour l'espece de la colonne 6
Y6=mB(5,1)+GDD10(:,17)*(mB(5,2));
H6=1./(1+exp(-Y6));
scatter(lon,lat,2^6,H6,'filled')
colorbar
    % pour l'espece de la colonne 7
Y7=mB(1,1)+P(:,17)*(mB(1,2));
H7=1./(1+exp(-Y7));
scatter(lon,lat,2^6,H7,'filled')
colorbar
    % pour l'espece de la colonne 8

```



```

Y8=mB(2,1)+P(:,6)*(mB(2,2));
H8=1./(1+exp(-Y8));
scatter(lon,lat,2^6,H8,'filled')
colorbar
    % pour l'espece de la colonne 9
Y9=mB(7,1)+ETPh(:,6)*(mB(7,2));
H9=1./(1+exp(-Y9));
scatter(lon,lat,2^6,H9,'filled')
colorbar
    % pour l'espece de la colonne 10
Y10=mB(3,1)+P(:,17)*(mB(3,2));
H10=1./(1+exp(-Y10));
scatter(lon,lat,2^6,H10,'filled')
colorbar
    % pour l'espece de la colonne 11
Y11=mB(4,1)+P(:,6)*(mB(4,2));
H11=1./(1+exp(-Y11));
scatter(lon,lat,2^6,H11,'filled')
colorbar
    % pour l'espece de la colonne 12
Y12=mB(6,1)+GDD10(:,17)*(mB(6,2));
H12=1./(1+exp(-Y12));
scatter(lon,lat,2^6,H12,'filled')
colorbar

```

Obtention des cartes de probabilité de présence pour 2100.

```

clc
clear; close all

PA=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\PA4.txt');
lon=PA(:,2);
lat=PA(:,3);
ETPh=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslice3\ETPh3.txt');
GDD10=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslice3\GDD103.txt');
P=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\timeslice3\Precip3.txt');
mB=load('C:\Users\djulls\Desktop\Niche_model\B.txt');

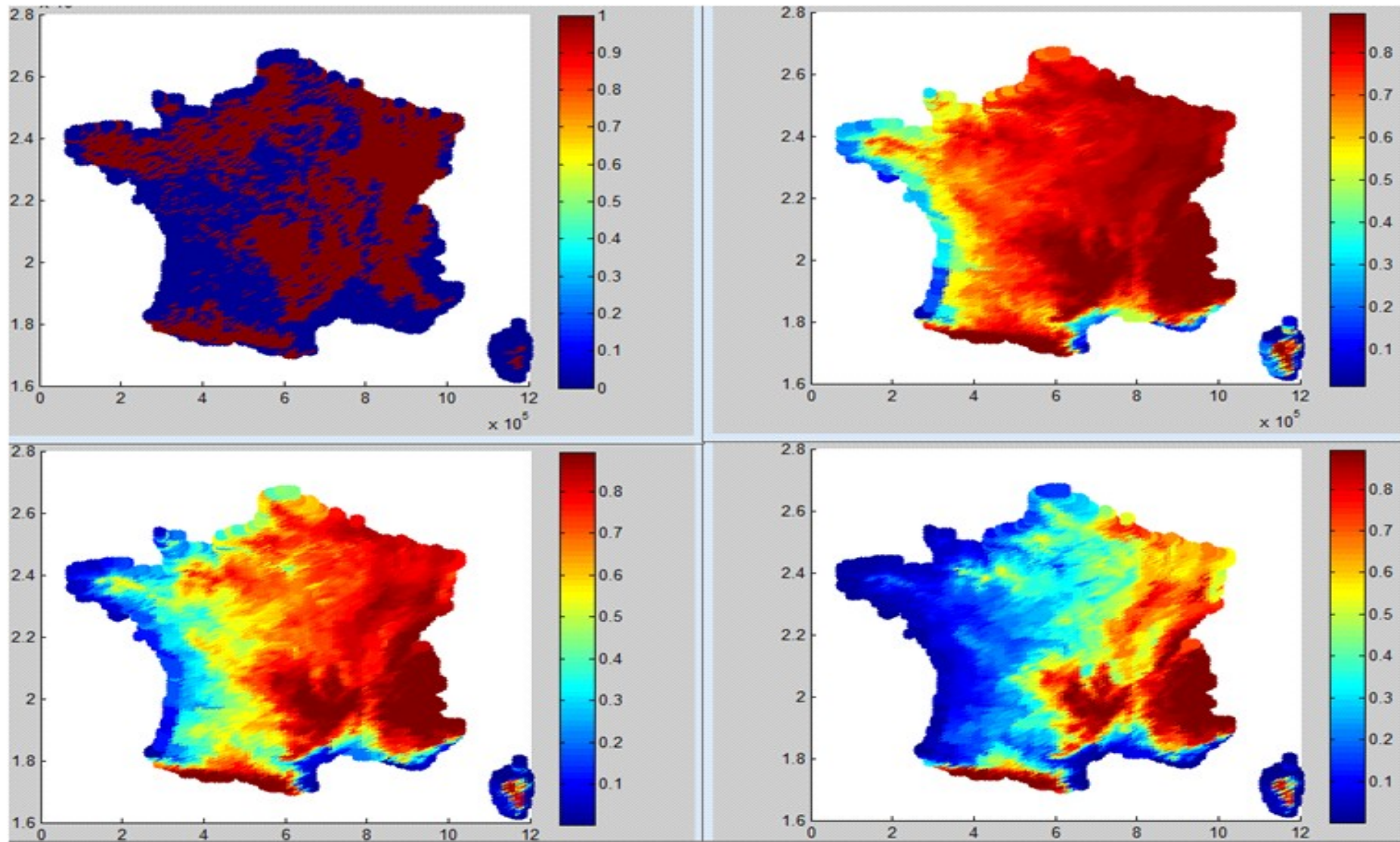
% proba pour 2100
    % pour l'espece de la colonne 6
X6=mB(5,1)+GDD10(:,17)*(mB(5,2));
I6=1./(1+exp(-X6));
scatter(lon,lat,2^6,I6,'filled')
colorbar
    % pour l'espece de la colonne 7
X7=mB(1,1)+P(:,17)*(mB(1,2));
I7=1./(1+exp(-X7));
scatter(lon,lat,2^6,I7,'filled')
colorbar
    % pour l'espece de la colonne 8
X8=mB(2,1)+P(:,6)*(mB(2,2));
I8=1./(1+exp(-X8));
scatter(lon,lat,2^6,I8,'filled')
colorbar
    % pour l'espece de la colonne 9
X9=mB(7,1)+ETPh(:,6)*(mB(7,2));
I9=1./(1+exp(-X9));
scatter(lon,lat,2^6,I9,'filled')
colorbar

```

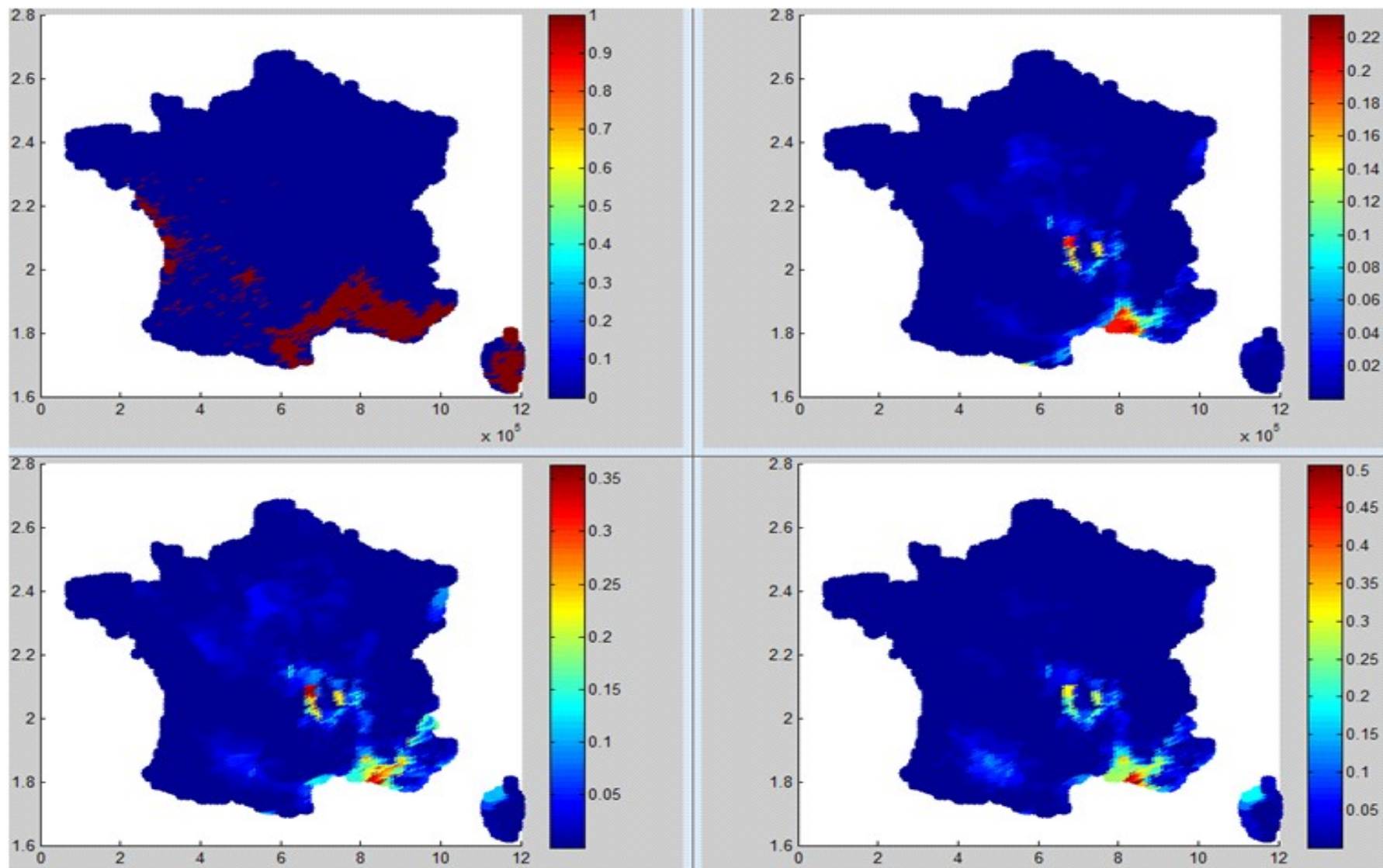
```
% pour l'espece de la colonne 10
X10=mB(3,1)+P(:,17)*(mB(3,2));
I10=1./(1+exp(-X10));
scatter(lon,lat,2^6,I10,'filled')
colorbar
% pour l'espece de la colonne 11
X11=mB(4,1)+P(:,6)*(mB(4,2));
I11=1./(1+exp(-X11));
scatter(lon,lat,2^6,I11,'filled')
colorbar
% pour l'espece de la colonne 12
X12=mB(6,1)+GDD10(:,17)*(mB(6,2));
I12=1./(1+exp(-X12));
scatter(lon,lat,2^6,I12,'filled')
colorbar
```

B] Les cartes

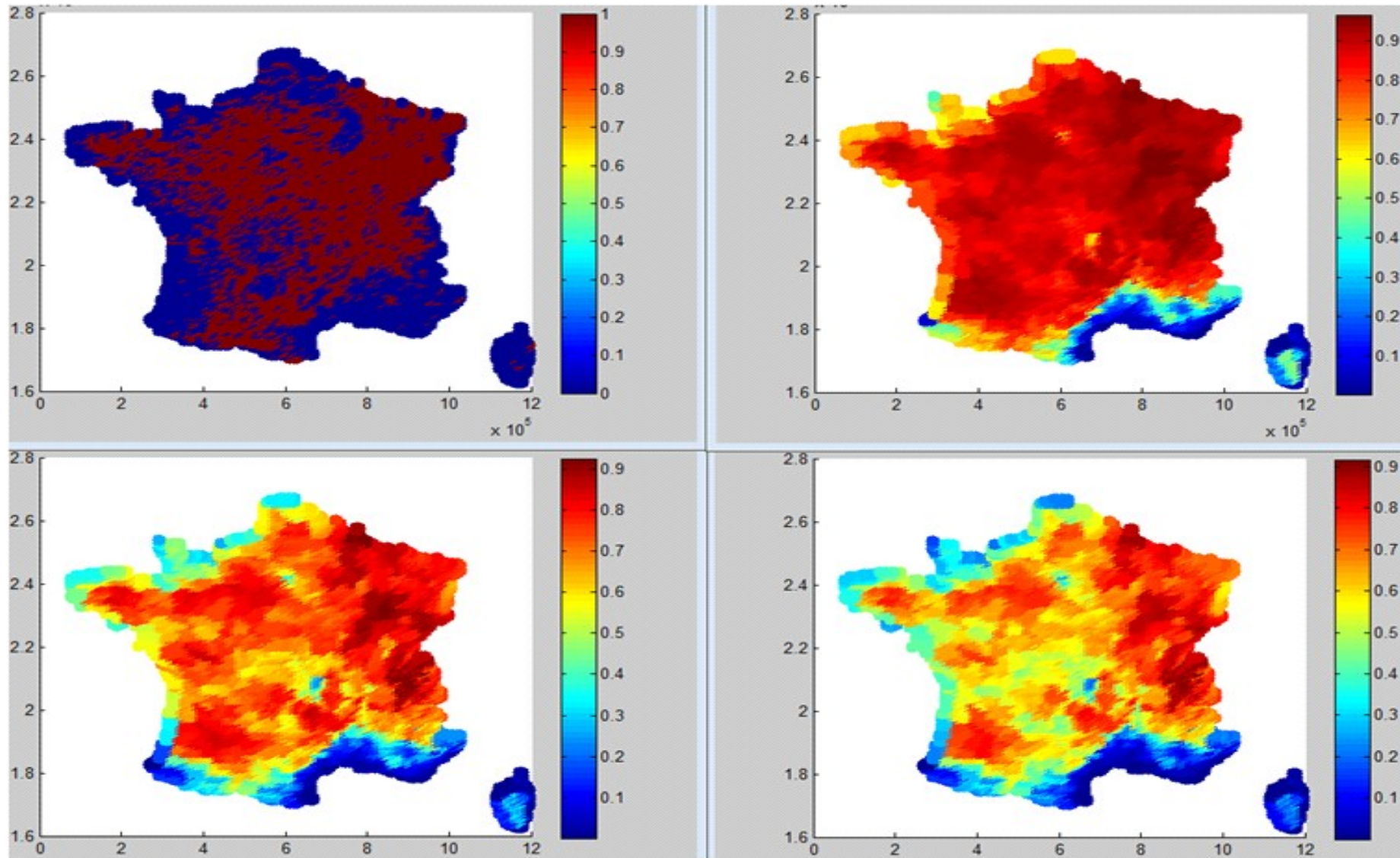
Hêtre (de gauche à droite de haut en bas : présence actuelles, probabilités de présence actuelles, en 2050 et en 2100) :



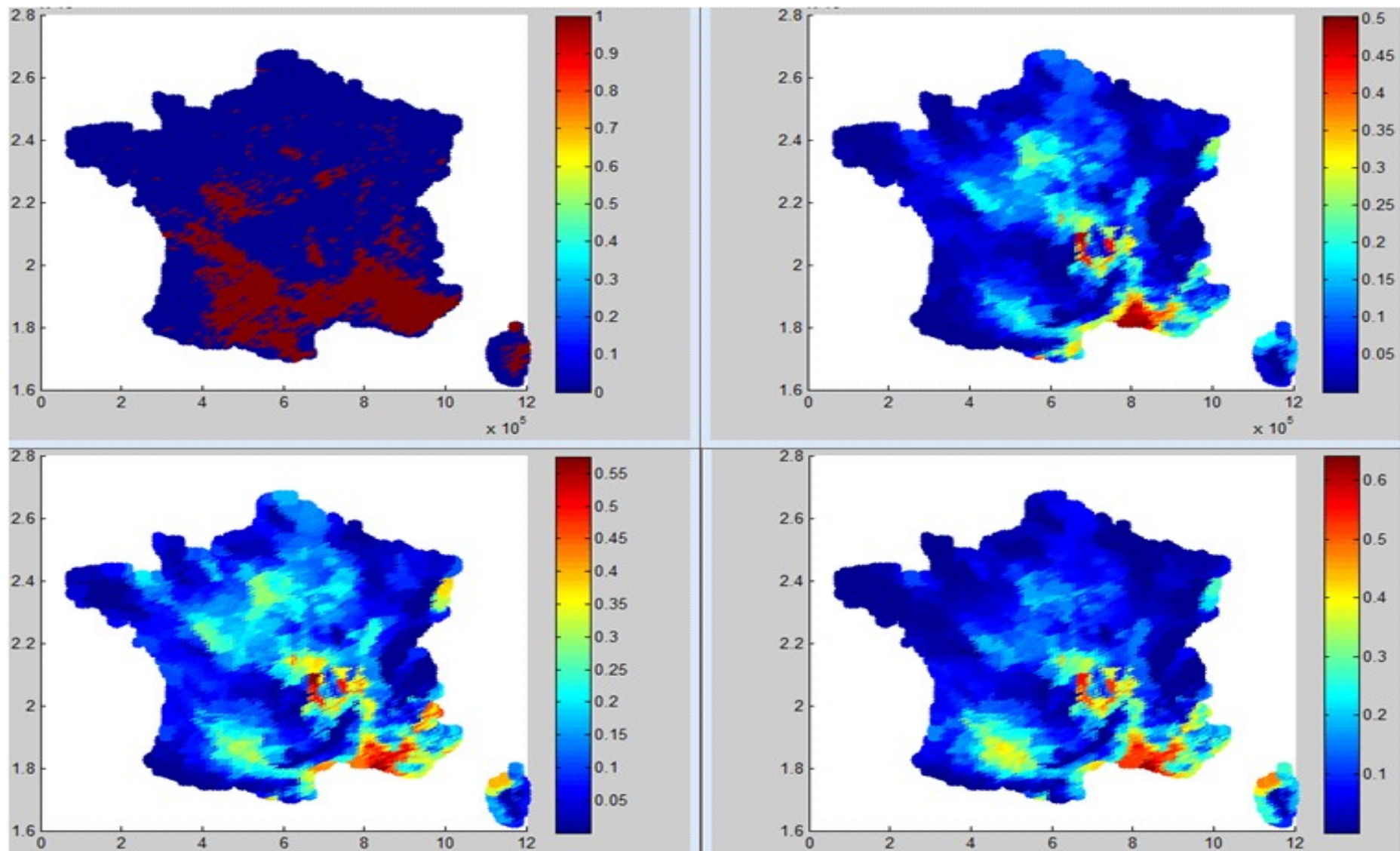
Chêne vert (de gauche à droite de haut en bas : présence actuelles, probabilités de présence actuelles, en 2050 et en 2100) :



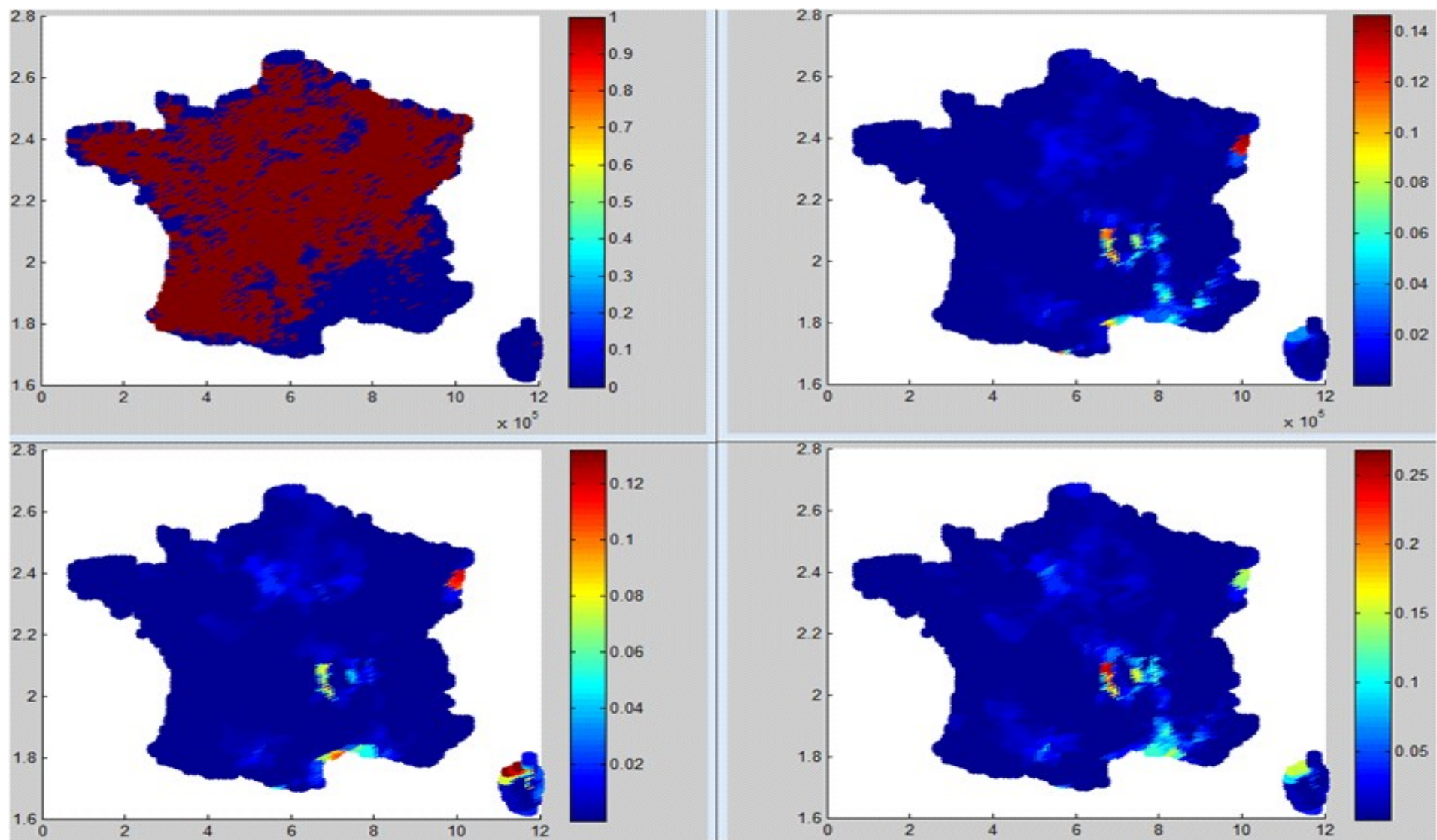
Chêne sessile (de gauche à droite de haut en bas : présence actuelles, probabilités de présence actuelles, en 2050 et en 2100) :



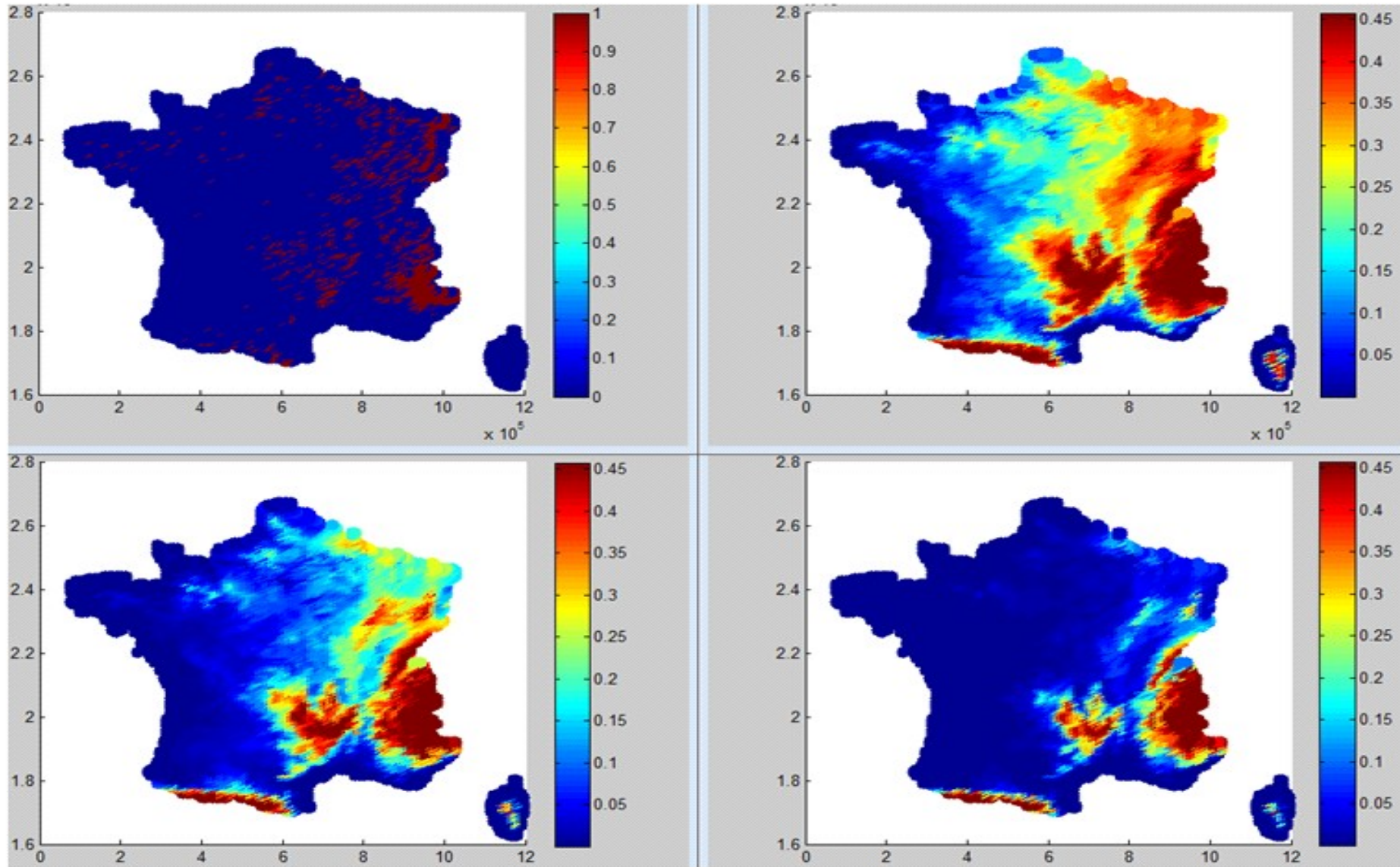
Chêne pubescent (de gauche à droite de haut en bas : présence actuelles, probabilités de présence actuelles, en 2050 et en 2100) :



Chêne pédonculé (de gauche à droite de haut en bas : présence actuelles, probabilités de présence actuelles, en 2050 et en 2100) :



Mélèze (de gauche à droite de haut en bas : présence actuelles, probabilités de présence actuelles, en 2050 et en 2100) :



Pin sylvestre (de gauche à droite de haut en bas : présence actuelles, probabilités de présence actuelles, en 2050 et en 2100) :

