



Étude de la variabilité et de l'incertitude de l'indice IPLAC

Application sur les grands lacs aquitains

CHRISTOPHE LAPLACE-TREYTURE, GWLADYS-MAÏ TZVETAN

Février 2019

Avec le soutien de

**AGENCE FRANÇAISE
POUR LA BIODIVERSITÉ**
MINISTÈRE DE L'ENVIRONNEMENT



Contexte de programmation et de réalisation

Ce rapport a été réalisé dans le cadre du programme scientifique et technique AQUAREF pour l'année 2018, au titre de l'action B 1-7 « Mettre en œuvre les méthodes de bioindication dans la surveillance et l'évaluation ».

Auteur.e.s :

Prénom Nom : Christophe Laplace-Treyture

Etablissement : Irstea

Email : christophe.laplace-treyture@free.fr

Prénom Nom : Gwladys-Mai Tzvetan

Etablissement : Irstea

Email :

Vérification du document :

Prénom Nom : Béatrice Lalère

Etablissement : LNE

Email : Beatrice.Lalere@lne.fr

Prénom Nom

Etablissement

Email

Les correspondants

AFB : Jean-Marc Baudouin

Etablissement : Irstea

Référence du document : Christophe Laplace-Treytore, Gwladys-Mai Tzvetan (Irstea Bordeaux) - Étude de la variabilité et de l'incertitude de l'indice IPLAC : application sur les grands lacs aquitains - Rapport AQUAREF 2018 - 102 p.

Droits d'usage :	<i>Accès libre</i>
Couverture géographique :	<i>National</i>
Niveau géographique :	<i>National</i>
Niveau de lecture :	<i>Professionnels, experts</i>
Nature de la ressource :	<i>Document</i>

Table des matières

Liste des figures.....	5
Liste des tableaux.....	6
Liste des photos.....	6
Résumé.....	7
Abstract.....	8
INTRODUCTION.....	9
1 MATÉRIEL ET MÉTHODES.....	10
1.1 Sites d'études et campagnes de prélèvements.....	10
1.2 Calcul des indices IPLAC.....	10
1.3 Variabilité de l'indice IPLAC.....	11
A) Variabilité temporelle des indices phytoplanctoniques.....	11
B) Influence de la variabilité temporelle sur l'écart à la valeur cible.....	12
C) Probabilité de changement de classe.....	12
1.4 Corrélation de l'indice IPLAC avec le phosphore total.....	12
1.5 Influence de la réduction du nombre de campagnes.....	13
2 RÉSULTATS ET DISCUSSION.....	13
2.1 Variabilité de l'indice IPLAC et des deux métriques.....	13
A) Variabilité de la note IPLAC.....	13
B) Variabilité de la métrique MCS.....	16
C) Variabilité de la métrique MBA.....	18
D) Changement de classe d'état.....	21
2.2 Corrélation de l'indice IPLAC avec la concentration en phosphore total.....	22
2.3 Influence de la diminution du nombre de campagnes.....	25
A) Influence sur l'indice IPLAC.....	25
B) Influence sur les métriques MCS et MBA.....	29
C) Impact sur le changement de classe d'état.....	34
CONCLUSION.....	35
BIBLIOGRAPHIE.....	36
ANNEXES.....	37

Liste des figures

Figure 1: arbre des combinaisons de mois possibles.....	11
Figure 2: boîtes à moustaches des valeurs des différentes combinaisons de dates d'IPLAC par année pour les 4 grands lacs aquitains (2010-2016 pour Cazaux-Sanguinet et Parentis-Biscarrosse et 2013-2015 pour Lacanau et Hourtin-Carcans). (Point rouge= valeur cible annuelle, trait plein = médiane des séries de combinaisons).....	14
Figure 3 : variance moyenne des séries de combinaisons d'IPLAC par lac pour l'ensemble des années.....	15
Figure 4: histogramme des écarts à la valeur cible pour l'indice IPLAC (<0.05 représente l'absence d'écart de classe par rapport à la valeur cible, > 0,05 plus d'un quart d'écart de classe par rapport à la valeur cible et > 0,1 plus d'une demi-classe d'écart par rapport à la valeur cible).....	16
Figure 5: boîtes à moustaches des valeurs des différentes combinaisons de dates de la métrique MCS par année pour les 4 grands lacs aquitains (2010-2016 pour Cazaux-Sanguinet et Parentis-Biscarrosse et 2013-2015 pour Lacanau et Hourtin-Carcans).....	17
Figure 6: histogramme des écarts à la valeur cible pour la métrique MCS. (<0.05 représente l'absence d'écart de classe par rapport à la valeur cible, > 0,05 plus d'un quart d'écart de classe par rapport à la valeur cible et > 0,1 plus d'une demi-classe d'écart par rapport à la valeur cible).....	18
Figure 7: boîtes à moustaches des valeurs des différentes combinaisons de dates de la métrique MBA par année pour les 4 grands lacs aquitains (2010-2016 pour Cazaux-Sanguinet et Parentis-Biscarrosse et 2013-2015 pour Lacanau et Hourtin-Carcans).....	19
Figure 8: histogramme des écarts à la valeur cible pour la métrique MBA. (<0.05 représente l'absence d'écart de classe par rapport à la valeur cible, > 0,05 plus d'un quart d'écart de classe par rapport à la valeur cible et > 0,1 plus d'une demi-classe d'écart par rapport à la valeur cible).....	20
Figure 9: probabilité de changement de classe en %, en fonction de la distance à une limite de classe avec un calcul d'IPLAC basé sur 3 campagnes (0 représente la limite d'une classe ; l'ensemble de l'axe x représente la distance à cette limite ; 0,1 est la position de la demi-classe).....	22
Figure 10: variation des valeurs d'IPLAC en fonction des taux de phosphore total (PhT en mg/L) par lac au cours des années 2010 à 2016.....	23
Figure 11: variation des valeurs d'IPLAC en fonction des taux de phosphore total (PhT en mg/L) par lac.....	24
Figure 12: boîtes à moustaches des concentrations en phosphore sur les grands lacs aquitains (2010-2016).....	24
Figure 13 : boîtes à moustaches des valeurs IPLAC sur 2 campagnes par année pour les 4 grands lacs aquitains (2010-2016 pour Cazaux-Sanguinet et Parentis-Biscarrosse et 2013-2015 pour Lacanau et Hourtin-Carcans).....	26
Figure 14: histogramme des écarts à la valeur cible pour l'indice IPLAC construit sur 2 campagnes. (<0.05 représente l'absence d'écart de classe par rapport à la valeur cible, > 0,05 plus d'un quart d'écart de classe par rapport à la valeur cible et > 0,1 plus d'une demi-classe d'écart par rapport à la valeur cible).....	28
Figure 15: histogramme des écarts à la valeur cible pour l'indice IPLAC pour 2 et 3 campagnes, exprimé en pourcentage.....	28

Figure 16: boîtes à moustaches des valeurs de la métrique MCS calculées sur 2 campagnes par année pour les 4 grands lacs aquitains (2010-2016 pour Cazaux-Sanguinet et Parentis-Biscarrosse et 2013-2015 pour Lacanau et Hourtin-Carcans)	29
Figure 17: histogramme des écarts à la valeur cible (en %) pour la métrique MCS calculée sur 2 campagnes pour chaque lac. (<0,05 représente l'absence d'écart de classe par rapport à la valeur cible, > 0,05 plus un quart d'écart de classe par rapport à la valeur cible et > 0,1 plus d'une demi-classe d'écart par rapport à la valeur cible).....	30
Figure 18: boîtes à moustaches des valeurs de la métrique MBA calculées sur 2 campagnes par année pour les 4 grands lacs aquitains (2010-2016 pour Cazaux-Sanguinet et Parentis-Biscarrosse et 2013-2015 pour Lacanau et Hourtin-Carcans)	31
Figure 19: histogramme des écarts à la valeur cible pour la métrique MBA calculée sur 2 campagnes et pour chaque lac. (<0,05 représente l'absence d'écart de classe par rapport à la valeur cible, > 0,05 plus d'un quart d'écart de classe par rapport à la valeur cible et > 0,1 plus d'une demi-classe d'écart par rapport à la valeur cible).....	32
Figure 20: probabilité de changement de classe (en %) par rapport à la distance à une limite de classe avec un calcul d'IPLAC basé sur 2 campagnes.....	34

Liste des tableaux

Tableau 1: résultats des tests de Wilcoxon pour l'indice IPLAC et les deux métriques MBA et MCS avec les valeurs cibles.....	13
Tableau 2: variance des séries de combinaisons IPLAC par lac et par année.....	14
Tableau 3: valeurs des écarts à la valeur cible (en %) des valeurs d'IPLAC et des deux métriques pour chaque lac pour l'ensemble des années. >0,05 représente l'écart d'un quart de classe par rapport à la valeur cible et >0,1 l'écart d'une demi-classe par rapport à la valeur cible.....	15
Tableau 4: variance des séries de combinaisons MCS par lac et par année.....	17
Tableau 5: variance des séries de combinaisons MBA.....	19
Tableau 6: proportion de changement de classe par lac (2010-2016) et changement G/M.....	21
Tableau 7: résultats des tests de corrélations de Spearman entre les valeurs moyennes, médianes de phosphore total et les valeurs d'IPLAC.....	22
Tableau 8: résultats des tests de Wilcoxon (p-values) pour l'indice IPLAC et les deux métriques MBA et MCS calculés sur deux campagnes de prélèvements.....	25
Tableau 9: variance des séries de combinaisons de deux campagnes par année et par lac, et variance moyenne par lac de l'IPLAC et des deux métriques associées.	27
Tableau 10: différence des écarts à la valeur cible entre 3 campagnes et 2 campagnes prises en compte dans le calcul de l'indice et des métriques (exprimée en %)......	33
Tableau 11: écarts à la valeur cible pour des combinaisons de 2 campagnes prises en compte dans le calcul de l'indice et des métriques (exprimés en %)......	33
Tableau 12: proportion de changement de classe d'état écologique par rapport à la valeur cible en utilisant les relevés de 2 ou 3 campagnes de prélèvements. La proportion de classe est calculée pour l'ensemble des années et des combinaisons possibles.....	34

Liste des photos

Résumé

Mis en application à l'échelle nationale depuis 2012, l'indice IPLAC (indice phytoplanctonique lacustre) permet d'évaluer l'état écologique des plans d'eau à partir de la composition taxonomique des communautés phytoplanctonique et de la moyenne de chlorophylle a. Il repose sur 3 campagnes de prélèvements permettant de représenter l'ensemble du cycle annuel de développement du phytoplancton (printemps, été et automne).

L'objectif de cette étude était d'évaluer la variabilité et la robustesse temporelle de l'indice IPLAC, en étudiant l'influence du choix des dates des campagnes sur la valeur de la note finale et sur la classe d'état écologique du plan d'eau. Ce travail a été réalisé à partir des chroniques mensuelles (ou quasi-mensuelles) d'analyses phytoplanctoniques des eaux des 4 grands lacs Aquitains de 2010 à 2016. Les valeurs d'IPLAC et de ses métriques associées (métrique de composition spécifique - MCS et métrique de biomasse algale - MBA) ont été calculées pour l'ensemble des combinaisons de campagnes possibles. Ces valeurs ont ensuite été comparées aux valeurs cibles déterminées avec la totalité des campagnes effectuées sur une année. Les valeurs d'IPLAC ont également été mises en corrélation avec les teneurs en phosphore (indicateur de l'eutrophisation des plans d'eau).

Si en ce qui concerne les tests statistiques, la variabilité temporelle des campagnes n'a pas d'effet sur la note IPLAC, néanmoins cette étude a mis en évidence une variabilité significative en termes de changement de classe d'état écologique et d'écart à la valeur cible. Cette variabilité dépend de la profondeur des lacs : les lacs de faible profondeurs présentent une variabilité plus importante que ceux de profondeur moyenne plus élevée. Elle dépend également de la proximité des limites de classe qui est corrélée de façon positive au pourcentage d'erreur de classement d'état écologique du plan d'eau par rapport à la classe de la valeur cible.

Mots clés (thématique et géographique)

DCE, indicateur phytoplancton en plan d'eau, IPLAC, analyses, incertitude, protocoles de surveillance, grand lac aquitain.

STUDY OF THE VARIABILITY AND UNCERTAINTY OF THE IPLAC INDEX: APPLICATION ON THE LARGE LAKES OF AQUITAINE.

CHRISTOPHE LAPLACE-TREYTURE, GWLADYS-MAÏ TZVETAN (IRSTEA BORDEAUX).

Abstract

Implemented nationally since 2012, the IPLAC (Lacustrine Phytoplankton Index) index is used to assess the ecological status of water bodies from the taxonomic composition of the phytoplankton communities and the average chlorophyll a. It is based on 3 sampling campaigns to represent the entire annual phytoplankton development cycle (spring, summer and autumn).

The objective of this study was to evaluate the variability and the temporal robustness of the IPLAC index, by studying the influence of the choosing dates of the campaigns on the value of the final note and on the ecological status class of the water body. This work was based on monthly (or near-monthly) phytoplankton analysis of the waters of the 4 major Aquitaine lakes from 2010 to 2016. The IPLAC values and its associated metrics (specific composition metric - MCS and algal biomass metric - MBA) were calculated for all possible combinations of campaigns. These values were then compared to the target values determined with the totality of the campaigns carried out over a year. IPLAC values have also been correlated with phosphorus levels (eutrophication proxy of water bodies).

While for the statistical tests, the temporal variability of the campaigns has no effect on the IPLAC score, nevertheless this study has shown significant variability in terms of change in ecological status class and difference with the target value. This variability depends on the depth of the lakes: shallow lakes have greater variability than those of higher average depths. It also depends on the proximity of the class boundaries which is positively correlated with the percentage of ecological status classification error of the water body relative to the class of the target value.

Key words (thematic and geographical area)

WFD, phytoplankton index in lake, IPLAC, analyses, uncertainty, monitoring protocols, large lakes of Aquitaine.

Introduction

Depuis 2000, la Directive Cadre européenne sur l'Eau (DCE) impose aux états membres le suivi et la restauration de la qualité des masses d'eaux superficielles et souterraines ; l'objectif étant d'atteindre un bon état des ressources en eau à l'échéance 2021. Cet état est évalué par rapport à plusieurs critères : l'état chimique (qui repose sur le respect de normes environnementales pour 48 substances) et l'état écologique. Dans le cadre de l'évaluation de l'état écologique des eaux, la création d'indices biologiques reposant sur des organismes bio-indicateurs a été nécessaire.

Dans les milieux lacustres, le développement de l'indice IPLAC (indice phytoplanctonique lacustre) répond à cette exigence. Cet indice, développé par Irstea de 2007 à 2012, permet d'évaluer l'état écologique des plans d'eau à partir de l'étude des communautés phytoplanctoniques (Laplace-Treyture & Feret, 2013, 2016). Le phytoplancton est un bon indicateur car il présente des réponses rapides et graduées aux différentes pressions environnementales (pollutions, anthropisations...). Se situant à la base du réseau trophique, son abondance et sa composition affectent de façon significative la dynamique de l'ensemble du réseau trophique. L'IPLAC varie de 0 à 1 et se divise en 5 classes d'états de 0,2 d'amplitude : très bon (1-0,8), bon (0,8-0,6), moyen (0,6-0,4), médiocre (0,4-0,2), mauvais (0,2-0). Il est composé de deux métriques :

- La Métrique de Composition Spécifique (MCS), qui représente 70 % de la valeur finale de l'indice. Elle repose sur la composition taxonomique des communautés phytoplanctoniques du plan d'eau et sur la cotation de 165 taxons indicateurs.
- La Métrique de Biomasse Algale (MBA), qui représente 30 % de la valeur finale de l'indice. Elle repose sur la moyenne de chlorophylle-a mesurée sur l'ensemble de la zone euphotique.
-

L'IPLAC est reconnu comme répondant particulièrement bien au niveau trophique des lacs, et en particulier à la concentration en phosphore (SIAEBVELG, 2013). En effet, de fortes concentrations en nutriments induisent le développement de communautés particulières, certaines espèces devenant alors extrêmement abondantes (ex : cyanobactéries). La forte croissance algale en réponse aux fortes concentrations de phosphore se caractérise également par des teneurs en chlorophylle-a beaucoup plus importante. Par conséquent, les deux métriques constitutives de l'IPLAC sont directement influencées par ces teneurs en nutriments.

Le protocole d'acquisition des données nécessaires à l'indice IPLAC (Laplace-Treyture et al., 2009) impose 3 campagnes de prélèvements sur la période végétative (printemps, été et automne) qui doivent être représentatives du cycle annuel du phytoplancton et du lac. La première campagne doit être réalisée entre mai et juin, elle correspond à la mise en place de la stratification estivale et à la phase de croissance printanière du phytoplancton. La deuxième doit être réalisée entre juillet et août, elle correspond à la phase de stratification estivale (pour les lacs se stratifiant en été) et à la deuxième phase de croissance du phytoplancton. La troisième campagne doit être réalisée entre septembre et octobre. Elle correspond à la phase de brassage automnal. Chaque campagne se traduit par le prélèvement d'un échantillon intégré d'eau sur la zone euphotique au niveau du point de plus grande profondeur du plan d'eau.

L'objectif de ce travail est d'évaluer l'incertitude temporelle de l'indice IPLAC et de ses métriques (MCS et MBA) en vérifiant la variabilité occasionnée par la date des campagnes à partir d'un jeu de données possédant des campagnes plus fréquentes que celles préconisées dans le protocole de l'IPLAC. Ces mesures permettront aussi de tester si les variations dans la note IPLAC entraînent un changement de classe d'état écologique finale, sachant que la classe d'état est déterminante en termes de gestion et de suivis des masses d'eau.

Dans un second temps, l'impact de la dégradation du nombre de campagnes sur la variabilité et la robustesse de l'indice IPLAC sera étudié. Enfin, la corrélation entre l'IPLAC et les concentrations en phosphore des lacs sera vérifiée le long de la série temporelle.

1 Matériel et Méthodes

1.1 Sites d'études et campagnes de prélèvements

Depuis 2010 les lacs de Parentis-Biscarrosse et Cazaux-Sanguinet font l'objet d'un suivi régulier avec la réalisation d'une campagne de prélèvement tous les mois (exception faite de l'année 2010 et 2016 où il manque respectivement les mois de mai et d'octobre). Un suivi régulier et similaire existe aussi sur lacs de Lacanau et Hourtin-Carcans sur la période de 2013 à 2015. Les lacs sud sont des lacs monomictiques caractérisés par une profondeur plus importante par rapport aux lacs de Lacanau et Hourtin-Carcans : profondeur moyenne de 8,6 m pour Cazaux-Sanguinet et 6,7 m pour Parentis-Biscarrosse. Hourtin-Carcans et Lacanau sont des lacs polymictiques avec une profondeur moyenne respective de 2,6 m et 1,8 m.

Chaque campagne de prélèvement est conforme à la méthodologie recommandée pour l'IPLAC (prélèvement d'un échantillon intégré sur l'ensemble de la zone euphotique au niveau du point le plus profond du lac) et s'accompagne de mesures de la concentration en phosphore dans l'eau.

1.2 Calcul des indices IPLAC

L'indice IPLAC et ses métriques associées (MCS et MBA) ont été calculés avec le logiciel Phytobs (Laplace-Treuture et al., 2017). C'est un outil d'aide au comptage du phytoplancton au microscope qui permet également de réaliser les calculs de l'IPLAC à partir de la composition spécifique des communautés et de la teneur en chlorophylle-a. Le calcul de l'IPLAC et de ses métriques s'est déroulé en deux étapes :

1- Le calcul des métriques sur l'ensemble des combinaisons potentielles de 3 campagnes par lac et par année. Pour les années comportant 6 campagnes valides il y a alors 8 combinaisons possibles et pour les années avec 5 campagnes valides il y a 4 combinaisons possibles (Figure 2 , Annexe 1).



Figure 1: arbre des combinaisons de mois possibles

2- Le calcul des métriques en prenant en compte l'ensemble des campagnes disponibles, par année et par plan d'eau. Les valeurs obtenues sont considérées comme les « valeurs cibles » auxquelles seront confrontées les différentes combinaisons précédentes. Ainsi 20 résultats de valeurs cibles sont disponibles toutes années et tous lacs confondus.

1.3 Variabilité de l'indice IPLAC

Pour analyser la variabilité des valeurs des séries de combinaisons par rapport à la valeur cible, deux outils ont été utilisés : Le logiciel de statistique R et Excel.

A) Variabilité temporelle des indices phytoplanctoniques

La réalisation de boîtes à moustaches (avec le logiciel R), par lac et par année, a permis la visualisation de la gamme de distribution des différentes séries de combinaisons. Pour chaque lac, un graphique a été réalisé pour l'indice IPLAC, pour la MBA et la MCS. Chaque boîte à moustache est réalisée à partir des séries de 8 (ou 5) combinaisons, et la valeur cible correspondante est représentée sur le graphe par un point rouge.

Pour comparer de façon statistique les séries de 8 (ou 5) combinaisons avec les valeurs cibles correspondantes, l'utilisation du test non paramétrique de comparaison à une norme de Wilcoxon-Mann-Whitney a été préférée au test de conformité de Student du fait du faible nombre de valeurs des séries testées qui dans la plupart des cas ne suivent pas une loi normale (la normalité est testée avec le test de Shapiro-Wilk). Ce test a été réalisé pour chaque année et pour chaque lac pour les valeurs d'IPLAC, de MBA et de MCS.

B) Influence de la variabilité temporelle sur l'écart à la valeur cible

Les règles établies par la commission européenne lors des exercices d'intercalibration européenne imposent pour la validité des indices biologiques un écart maximum d'un quart de classe par rapport à la valeur cible. Pour s'assurer que cette condition est respectée, des graphiques en nuage de points ont été réalisés. L'IPLAC, la MBA, et la MCS ont une valeur comprise entre 0 et 1 et chaque classe à une amplitude de 0,2. Dans ce cas, un quart de classe correspond à 0,05 et une demi-classe à 0,1. Pour chaque année et pour chaque lac sont visualisés sur le graphique : les 8 combinaisons par des points, la valeur cible par une ligne noire, l'écart de 0,05 par rapport la valeur cible par des lignes rouges, et l'écart de 0,1 par rapport à la valeur cible par des lignes oranges (Annexe 2).

A partir des graphiques en nuage de points, le nombre de fois où l'écart à la valeur cible est inférieur ou supérieur à 0,05, et supérieur à 0,1 a été comptabilisé pour l'IPLAC, la MBA, et la MCS de chaque lac sur l'ensemble des années. Ces tableaux ont été mis sous forme d'histogramme de fréquences à l'aide de la fonction graphique d'Excel afin de réaliser un bilan final pour l'ensemble des lacs.

Le nombre de fois où un changement de classe IPLAC est observé par rapport à la classe de la valeur cible a également été calculé, par année pour chaque lac, par lac sur l'ensemble des années, et sur l'ensemble des lacs. Les résultats ont été représentés sous forme de diagrammes circulaires en secteurs (Annexe 3).

C) Probabilité de changement de classe

Pour déterminer la probabilité de changement de classe IPLAC par rapport à la distance aux limites de classe (qui correspondent ici à 0,2 ; 0,4 ; 0,6 ; 0,8), un graphique en nuage de points a été réalisé avec en ordonnée le pourcentage de changement de classe par année et par lac (pour chaque combinaison par rapport à l'état de la valeur cible), et en abscisse la distance à la limite de classe. Pour ceci, chaque valeur cible par lac et par année a été ramenée à une valeur comprise entre 0,1 et 0,2, 0,1 représentant le milieu d'une classe et 0,2 la limite d'une classe.

1.4 Corrélation de l'indice IPLAC avec le phosphore total

Les mesures de phosphore total ont servi à vérifier si les différentes combinaisons d'IPLAC sont en accord avec le niveau trophique des lacs. Pour cela, la concentration moyenne en phosphore total, obtenue à partir des mesures réalisées sur les trois mois de chaque combinaison, a été comparée à la valeur d'IPLAC correspondante par des modèles linéaires (fonction $reg=lm(x \sim y)$ puis $plot(reg)$).

Cependant, la distribution des résidus ne respectait pas les conditions d'application des modèles linéaires. Plusieurs transformations (log, centrer-réduire, carré) ont été testées, mais aucune n'a permis de respecter les conditions d'application des modèles. Un test non paramétrique de corrélation de Spearman a donc été appliqué ($cor.test(x,y,method = \text{« spearman »})$).

1.5 Influence de la réduction du nombre de campagnes

Pour tester l'influence du nombre de campagnes sur la variabilité et la fiabilité de l'IPLAC les mêmes tests statistiques ont été réalisés à partir des mêmes jeux de données. Les IPLAC et les métriques associées ont été calculés sur l'ensemble des combinaisons potentielles de 2 campagnes. Pour les années avec 6 campagnes valides il y a 12 combinaisons possibles et pour les années avec 5 campagnes valides il y a 8 combinaisons possibles (Annexe 5).

L'ensemble des codes R utilisés tout au long de cette étude pour les différents tests statistiques et les graphiques est fourni en Annexe 6.

2 Résultats et Discussion

2.1 Variabilité de l'indice IPLAC et des deux métriques

A) Variabilité de la note IPLAC

Les tests de Wilcoxon effectués donnent une p-value supérieure à 0,05 dans tous les cas (Tableau 1) : ils ne traduisent donc pas de différences significatives entre les séries de combinaisons et les valeurs cibles. On peut donc affirmer d'un point de vue statistique que la variabilité occasionnée par le choix des campagnes n'affecte pas significativement la note finale par rapport à la note cible.

Tableau 1: résultats des tests de Wilcoxon pour l'indice IPLAC et les deux métriques MBA et MCS avec les valeurs cibles

Lac	Anne	IPLAC	MBA	MCS
Parentis	2010	0,375	0,125	0,875
	2011	0,725	0,7792	1
	2012	0,944	0,6224	0,8438
	2013	0,8438	0,6406	0,8438
	2014	0,7256	0,9453	0,8334
	2015	0,7792	0,7388	1
	2016	0,625	0,7062	0,625
Cazaux	2010	0,125	0,25	0,125
	2011	0,4384	0,6406	/
	2012	0,8332	0,6224	0,1003
	2013	0,7984	1	/
	2014	0,6232	0,8438	/
	2015	0,9453	0,8885	0,8312
	2016	0,25	0,625	0,875
Lacanau	2013	0,2876	0,8438	0,2876
	2014	0,8438	0,8885	0,8885
	2015	0,875	0,625	0,625
Hourth	2013	0,726	0,2876	0,726
	2014	0,8885	0,7792	1
	2015	0,625	0,625	0,125

L'analyse de la distribution des séries de valeurs d'IPLAC à partir des boîtes à moustaches du lac de Cazaux-Sanguinet (figure 2) montre une bonne concordance entre la valeur cible et la médiane de la série excepté pour l'année 2016. De même, pour les autres lacs, aucune différence n'est observée entre les séries de valeurs et la valeur cible pour Parentis-Biscarrosse, Lacanau et Hourtin-Carcans, à l'exception de l'année 2016 pour Parentis-Biscarrosse et 2013 pour Lacanau. Cette première analyse graphique est encourageante et permet de constater que dans la plupart des cas les séries de combinaisons restent centrées autour de la valeur cible (conformément aux tests de Wilcoxon, Tableau 1).

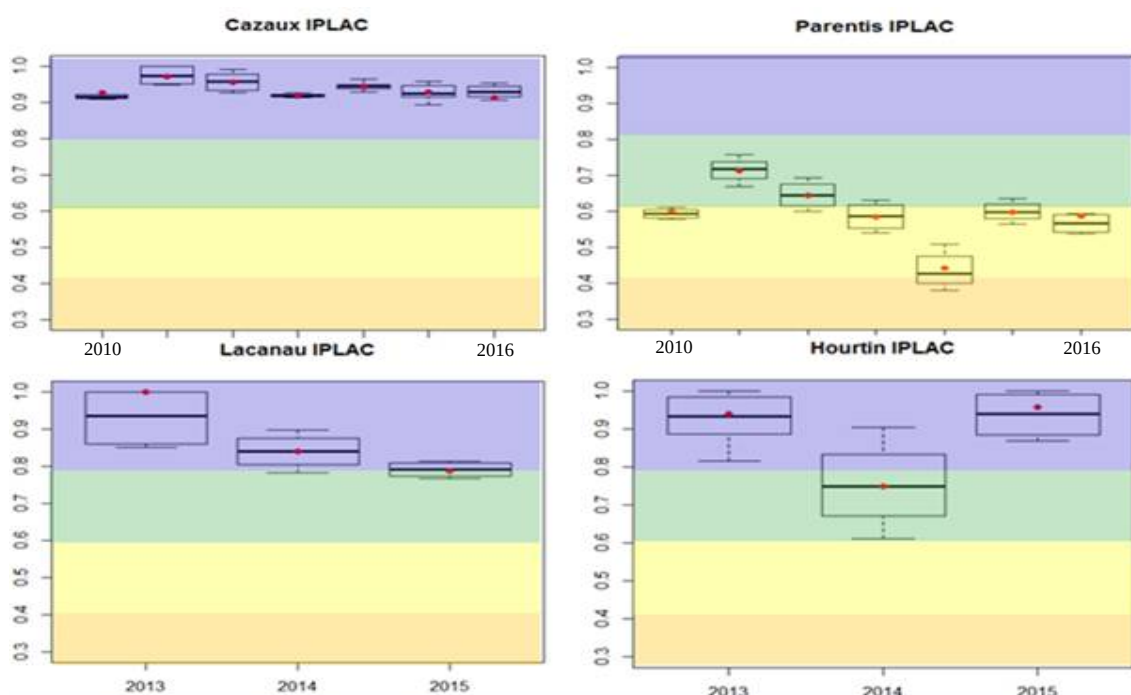


Figure 2: boîtes à moustaches des valeurs des différentes combinaisons de dates d'IPLAC par année pour les 4 grands lacs aquitains (2010-2016 pour Cazaux-Sanguinet et Parentis-Biscarrosse et 2013-2015 pour Lacanau et Hourtin-Carcans). (Point rouge= valeur cible annuelle, trait plein = médiane des séries de combinaisons)

Ces analyses permettent également de noter une différence dans les profils de distribution annuelle des lacs. Les valeurs sont globalement plus étendues pour Hourtin-Carcans, Lacanau et dans une moindre mesure Parentis-Biscarrosse et beaucoup plus regroupées pour Cazaux-Sanguinet. La variabilité occasionnée par le choix des campagnes est donc plus importante sur Hourtin-Carcans et Lacanau.

Cette constatation est appuyée par le calcul de la variance pour chaque série et la moyenne des variances par lac (Tableau 2), qui est plus élevée pour les lacs de Hourtin-Carcans et Lacanau (Figure 3).

Tableau 2: variance des séries de combinaisons IPLAC par lac et par année

IPLAC	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	Moyenne
Cazaux	4,49E-05	6,30E-04	6,50E-04	2,03E-05	1,10E-04	4,70E-04	3,92E-04	3,31E-04
Parentis	1,90E-04	1,10E-03	1,20E-03	1,30E-03	2,10E-03	6,00E-04	8,60E-04	1,05E-03
Lacanau	/	/	/	5,60E-03	1,70E-03	4,50E-04	/	2,58E-03
Hourtin	/	/	/	4,20E-03	1,00E-02	4,00E-03	/	6,07E-03

Variance moyenne IPLAC

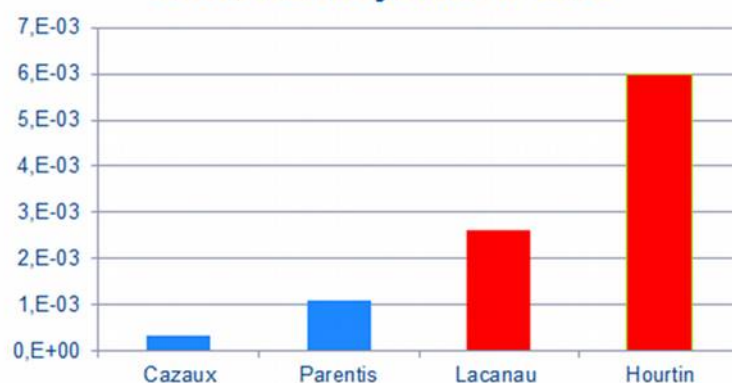


Figure 3 : variance moyenne des séries de combinaisons d'IPLAC par lac pour l'ensemble des années

Les graphiques en nuages de points (Annexe 2) ont permis de déterminer le nombre de fois où une combinaison s'écarte de plus d'un quart de classe de la valeur cible. Au total 82 % des valeurs respectent les valeurs seuils de +/- 0,05 et seules 15 % des combinaisons s'écartent de plus d'un quart de classe et 3 % de plus d'une demi-classe (Tableau 3). Pour Parentis-Biscarrosse et Cazaux-Sanguinet seules 3 % des combinaisons s'écartent de plus d'un quart de classe de la valeur cible IPLAC.

Tableau 3: valeurs des écarts à la valeur cible (en %) des valeurs d'IPLAC et des deux métriques pour chaque lac pour l'ensemble des années. >0,05 représente l'écart d'un quart de classe par rapport à la valeur cible et >0,1 l'écart d'une demi classe par rapport à la valeur cible

Lac	Ecart	MBA	MCS	IPLAC
Parentis	<0,05	65%	73%	94%
Parentis	>0,05	29%	27%	6%
Parentis	>0,1	6%	0%	0%
Cazaux	<0,05	50%	100%	100%
Cazaux	>0,05	44%	0%	0%
Cazaux	>0,1	6%	0%	0%
Hourtin	<0,05	60%	40%	40%
Hourtin	>0,05	25%	35%	40%
Hourtin	>0,1	15%	25%	20%
Lacanau	<0,05	85%	60%	50%
Lacanau	>0,05	15%	20%	50%
Lacanau	>0,1	0%	20%	0%
4 lacs	<0,05	61,8%	76%	82%
4 lacs	>0,05	31,6%	18%	15%
4 lacs	>0,1	6,6%	7%	3%

Pour Lacanau, dans 50 % des cas les combinaisons s'écartent de plus de 0,05 de la valeur cible. Pour Hourtin-Carcans, c'est le cas pour 40 % des combinaisons, et 20 % s'écartent de plus d'une demi-classe (Tableau 3).

Ces différences de variabilité, qui sont plus élevées pour Hourtin et Lacanau (Figure 4) peuvent s'expliquer par les caractéristiques morphologiques des lacs (SIAEBVELG, 2013). Hourtin-Carcans et Lacanau ayant de plus faibles profondeurs que Parentis-Biscarrosse et Cazaux-Sanguinet, ils sont vraisemblablement plus impactés par les épisodes de vent fort, durant lesquelles une partie des sédiments et des nutriments peuvent être remis en suspension dans la colonne d'eau. Les nutriments sont ainsi à nouveau disponibles pour le phytoplancton, changeant ainsi la composition spécifique et par conséquent la note de l'IPLAC.

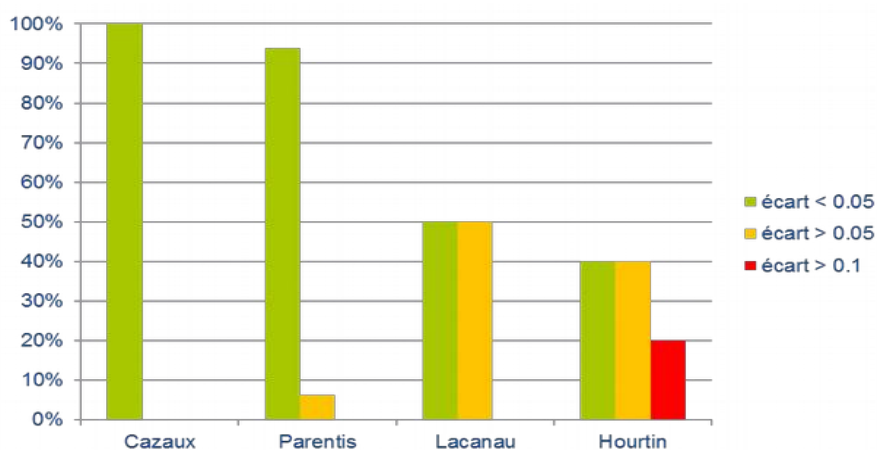


Figure 4: histogramme des écarts à la valeur cible pour l'indice IPLAC (<0.05 représente l'absence d'écart de classe par rapport à la valeur cible, > 0,05 plus d'un quart d'écart de classe par rapport à la valeur cible et > 0,1 plus d'une demi-classe d'écart par rapport à la valeur cible)

Une différence de variabilité plus faible peut également être constatée entre Cazaux-Sanguinet (pour lequel la variation est très faible) et Parentis-Biscarrosse. Cette différence pourrait s'expliquer par la composition chimique des sédiments : dans la couche supérieure des sédiments, le phosphore va former des liaisons très fortes avec les hydroxydes ferriques et les hydroxydes de manganèse. Ces liaisons jouent le rôle de barrière en empêchant le transfert du phosphore des sédiments vers l'eau, mais en période d'anoxie estivale les hydroxydes sont réduits et une partie du phosphore stocké est relarguée dans l'eau (Le Borgne, 2018).

Or les sédiments de Parentis-Biscarrosse possèdent des concentrations en phosphore beaucoup plus élevées que celles de Cazaux-Sanguinet (Cazaux : 11 mg/Kg sec ; Parentis : 1448 mg/Kg sec) d'après Gardaix (2012). Parentis-Biscarrosse est donc soumis à des pics de phosphore en été qui peuvent dégrader la note IPLAC sur certains mois par une augmentation de la teneur en chlorophylle et/ou une modification de la communauté algale.

B) Variabilité de la métrique MCS

A l'instar des résultats de l'IPLAC, les tests de Wilcoxon ne traduisent pas de différence significative entre les séries de combinaisons et les valeurs cibles correspondantes (Tableau 1). D'un point de vue graphique on observe une bonne correspondance entre les valeurs cible et les médianes des séries associées dans tous les cas, sauf pour Parentis-Biscarrosse en 2014 et 2016, et Lacanau en 2013 (Figure 5).

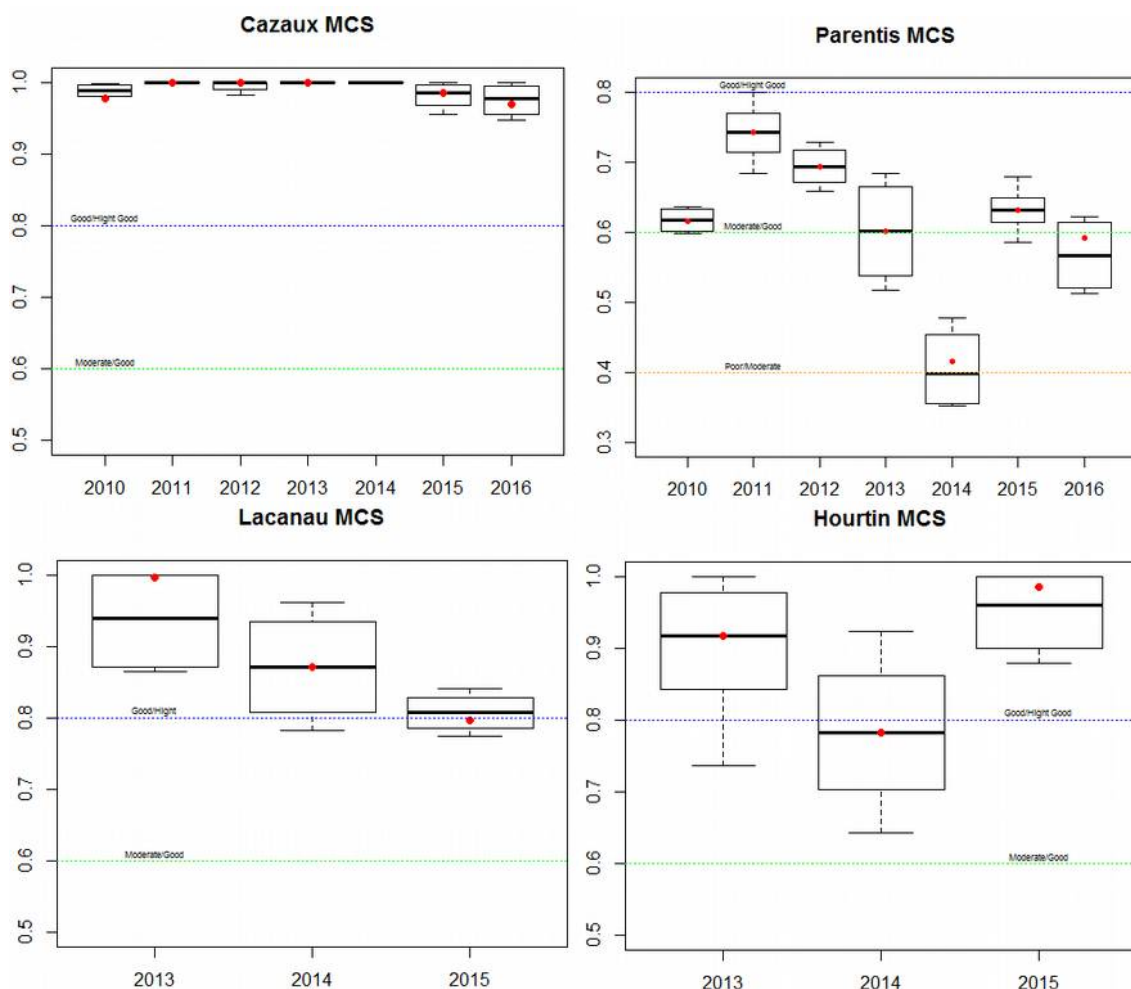


Figure 5: boîtes à moustaches des valeurs des différentes combinaisons de dates de la métrique MCS par année pour les 4 grands lacs aquitains (2010-2016 pour Cazaux-Sanguinet et Parentis-Biscarrosse et 2013-2015 pour Lacanau et Hourtin-Carcans)

De même que pour les valeurs d'IPLAC, Parentis-Biscarrosse et Cazaux-Sanguinet présentent pour la MCS une variance plus faible que les deux autres lacs en termes de moyenne sur l'ensemble des années et année par année (Tableau 4).

Tableau 4: variance des séries de combinaisons MCS par lac et par année

MCS	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	Moyenne
Cazaux	8,60E-05	0,00	4,30E-05	0,00	0	3,20E-05	5,84E-04	1,06E-04
Parentis	3,40E-04	1,40E-03	6,90E-04	4,00E-03	2,60E-03	8,50E-04	2,90E-03	1,83E-03
Lacanau	/	/	/	4,70E-03	5,10E-03	8,00E-03	/	5,93E-03
Hourtin	/	/	/	8,80E-03	9,40E-03	3,60E-03	/	7,27E-03

Concernant les écarts par rapport aux valeurs cible de la métrique MCS les résultats sont également meilleurs pour Parentis-Biscarrosse et Cazaux-Sanguinet que pour Lacanau et Hourtin-Carcans (Tableau 1 et Figure 6).

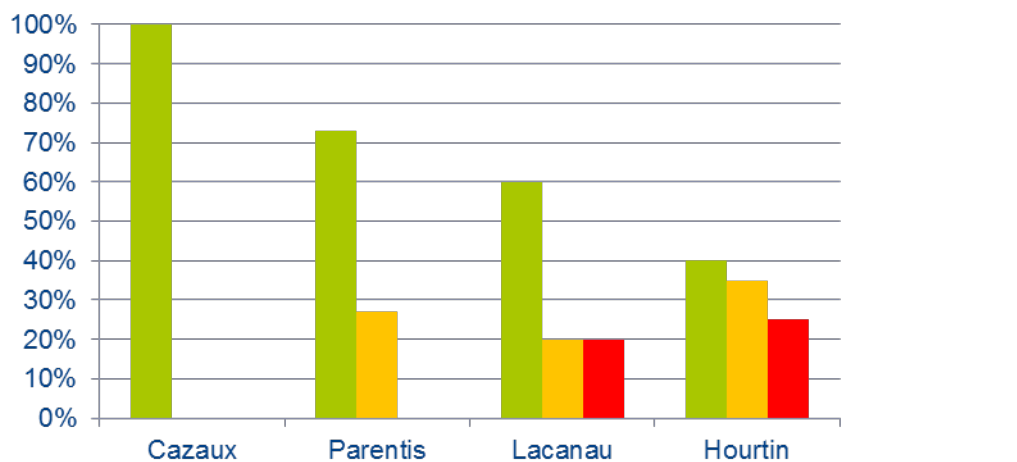


Figure 6: histogramme des écarts à la valeur cible pour la métrique MCS. (< 0.05 représente l'absence d'écart de classe par rapport à la valeur cible, $> 0,05$ plus d'un quart d'écart de classe par rapport à la valeur cible et $> 0,1$ plus d'une demi-classe d'écart par rapport à la valeur cible)

C) Variabilité de la métrique MBA

Les tests de Wilcoxon donnent des p. value supérieures à 0.05 (Tableau 1), donc les combinaisons ne sont pas statistiquement différentes des valeurs cibles correspondantes. Graphiquement la correspondance entre la valeur cible et la médiane des séries est moins bonne (valeur cible en dehors ou à la limite de la boîte) dans 3 cas sur 20 : 2010 et 2016 pour Cazaux-Sanguinet et 2010 pour Parentis-Biscarrosse (Figure 7).

Les boîtes à moustaches et les mesures de variance montrent une variabilité inter-mensuelle légèrement moins élevée sur les lacs de Hourtin-Carcans et Lacanau pour la métrique de biomasse algale (Tableau 5).

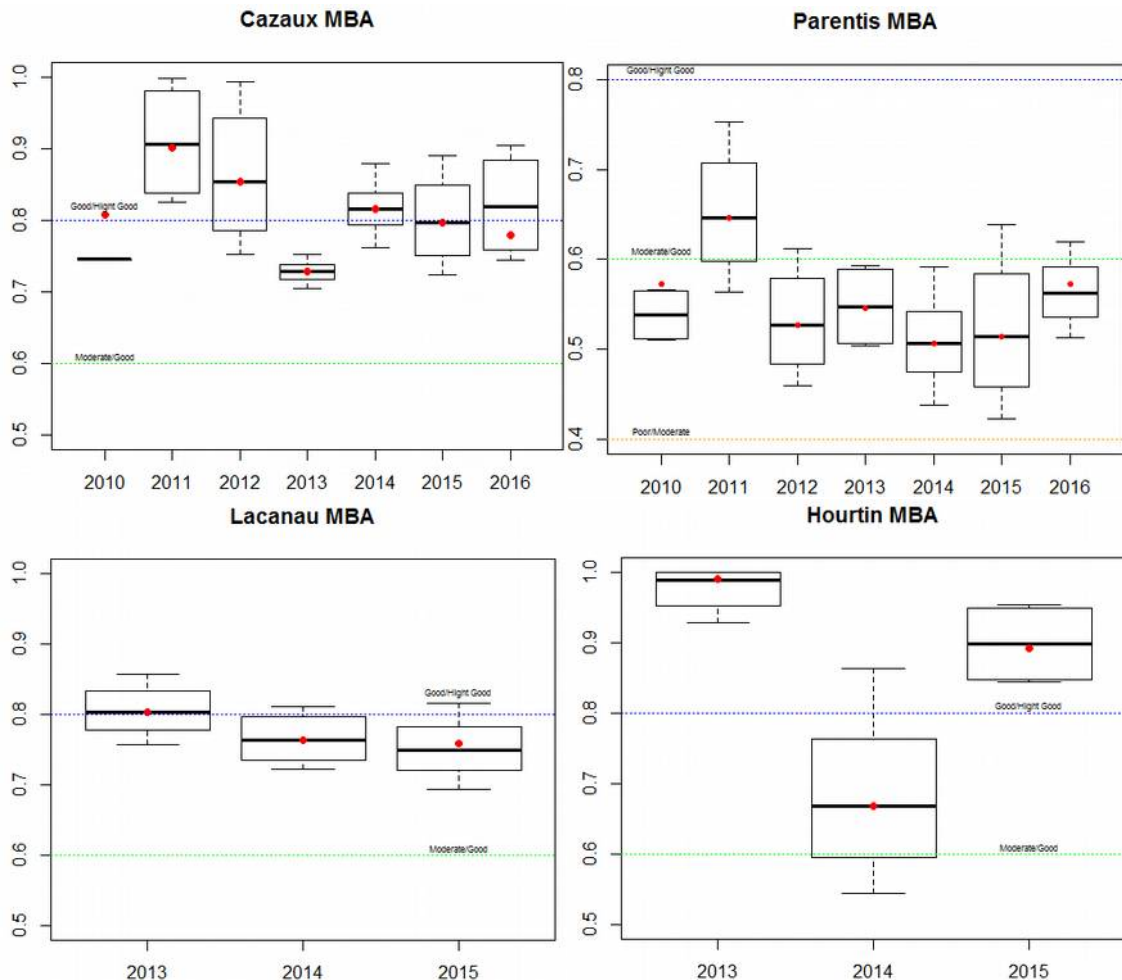


Figure 7: boîtes à moustaches des valeurs des différentes combinaisons de dates de la métrique MBA par année pour les 4 grands lacs aquitains (2010-2016 pour Cazaux-Sanguinet et Parentis-Biscarrosse et 2013-2015 pour Lacanau et Hourtin-Carcans)

Tableau 5: variance des séries de combinaisons MBA

MBA	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	Moyenne
Cazaux	1,60E-06	6,00E-03	9,10E-03	2,31E-04	1,40E-03	3,50E-03	5,67E-03	3,70E-03
Parentis	9,20E-04	5,10E-03	3,50E-03	1,90E-03	2,40E-03	6,00E-03	1,80E-03	3,09E-03
Lacanau	/	/	/	1,20E-02	1,20E-03	2,53E-03	/	5,24E-03
Hourtin	/	/	/	8,00E-04	1,20E-02	3,40E-03	/	5,40E-03

Ce constat est appuyé par l'étude des écarts à la valeur cible. Pour Lacanau et Hourtin-Carcans 85 % et 65 % des cas respectent les valeurs seuils +0,05/-0,05 contre 65 % et 50 % pour Parentis-Biscarrosse et Cazaux-Sanguinet (Tableau 3 et Figure 8).

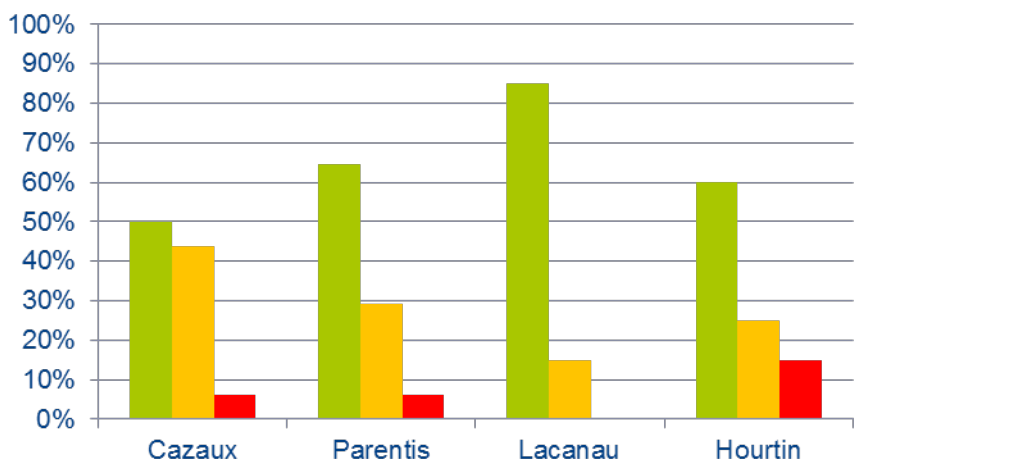


Figure 8: histogramme des écarts à la valeur cible pour la métrique MBA.

(<0,05 représente l'absence d'écart de classe par rapport à la valeur cible, > 0,05 plus d'un quart d'écart de classe par rapport à la valeur cible et > 0,1 plus d'une demi-classe d'écart par rapport à la valeur cible)

■ écart < 0,05
 ■ écart > 0,05
 ■ écart > 0,1

Sur l'ensemble des quatre lacs la variabilité moyenne de la MBA est légèrement plus élevée que celle de la MCS (variance moyenne de $4,36 \cdot 10^{-3}$ et $3,78 \cdot 10^{-3}$ respectivement). De plus, 38 % des cas ne respectent pas les valeurs seuils de $\pm 0,05$ par rapport à la valeur cible pour la MBA alors que seulement 24 % des cas ne respectent pas les valeurs seuils pour la MCS.

Cependant à l'échelle des lacs pris individuellement, la MBA présente une variabilité inférieure à la MCS sur les lacs de Hourtin-Carcans et Lacanau. Alors que sur les lacs de Cazaux-Sanguinet et Parentis-Biscarrosse la MBA présente une variabilité supérieure à la MCS.

Le profil de distribution des séries de combinaisons varie aussi en fonction des années. Pour un même lac, certaines années vont avoir une faible étendue des valeurs (Parentis-Biscarrosse en 2011), et d'autres une étendue beaucoup plus large (Parentis-Biscarrosse en 2013). Ces profils de distribution élargis peuvent correspondre aux valeurs associées à un mois particulier, faisant baisser la note quand il se trouve inclus dans une combinaison. Ce mois peut être associé à des apports importants en intrants dans le système lacustre, du fait par exemple de fortes pluies, de périodes de vent fort, d'épisodes orageux ou de pollutions accidentelles. Ces épisodes particuliers peuvent ainsi augmenter la disponibilité en nutriments et influencer directement la communauté algale.

Cette hypothèse semble confirmée quand on regarde les quatre notes d'IPLAC les plus basses de chaque série de combinaisons. On retrouve en effet une correspondance avec un mois particulier dans 97 % des cas. Ce mois est rarement le même d'une année à l'autre pour un même lac (Annexe 4). Celui influençant l'IPLAC correspond dans 92 % des cas à celui d'une des métriques MBA ou MCS : dans 53 % des cas la correspondance se fait avec la MBA et dans 47 % des cas avec la MCS. Pour Cazaux-Sanguinet cette correspondance se fait à 100 % avec la MBA ; pour Parentis-Biscarrosse à 60 % avec la MCS et pour Hourtin-Carcans et Lacanau cette correspondance se fait à 100 % avec la MCS.

D) Changement de classe d'état

Dans 15 % des cas, les différentes combinaisons sur l'ensemble des lacs engendrent un changement de classe d'état écologique. Cependant ce résultat ne traduit pas l'hétérogénéité entre les lacs : Parentis-Biscarrosse connaît le plus fort taux de changement avec 29 % de changement de classe d'état, puis vient Lacanau avec 20 %, Hourtin-Carcans avec 15 % ; Cazaux-Sanguinet ne connaît, quant à lui, aucun changement de classe d'état écologique (Tableau 6, Graphiques en secteur de l'Annexe 3).

Ces changements ne sont pas problématiques dans tous les cas, car seul le passage d'un état bon à moyen (G/M) est décisif dans la mise en place de mesures de restauration. Ce cas de figure concerne uniquement Parentis-Biscarrosse à hauteur de 25 % et sur l'ensemble des lacs ce pourcentage tombe à 6 % (Tableau 6).

Tableau 6: proportion de changement de classe par lac (2010-2016) et changement G/M

Lac	Proportion de changement de classe	Changement G/M
Parentis	29%	25%
Cazaux	0%	0%
Lacanau	20%	0%
Hourtin	15%	0%
4 Lacs	15%	6%

A partir de ces résultats il a été possible d'étudier la probabilité de changement d'état écologique par rapport à la distance à une limite de classe, ce qui revient à estimer le risque que la valeur finale de l'IPLAC ne reflète pas l'état écologique réel du plan d'eau (sur-classement ou sous-classement).

Malgré deux valeurs aberrantes, les données permettent d'établir clairement une courbe de tendance significative (coefficient de corrélation $R^2 > 0,5$). La probabilité de changer de classe augmente quand la valeur cible se rapproche d'une limite de classe (Figure 9). Par exemple si la valeur IPLAC se trouve à 0,02 d'une limite de classe le pourcentage de probabilité de changement de classe est de 30 %. L'établissement de cette courbe permet une quantification de l'estimation de l'erreur en fonction de la proximité d'une limite d'une classe, ce qui peut être utile pour les gestionnaires.

Par exemple, si le résultat de l'IPLAC est de 0,62, en classe « Bon Etat », le risque que le résultat soit en fait dans la classe « Etat Moyen » est de 32,02 % [$102,11 \times (0,62 - 0,6)^2 - 15,471 \times (0,62 - 0,6) + 0,5888$].

A contrario, si le résultat est de 0,88, en classe « Très Bon Etat », le risque de mauvaise classification tombe à 0,46 % [$102,11 \times (0,88 - 0,8)^2 - 15,471 \times (0,88 - 0,8) + 0,5888$]. La confiance dans la classe d'état, affectée par l'IPLAC, est bien supérieure pour ce cas là.

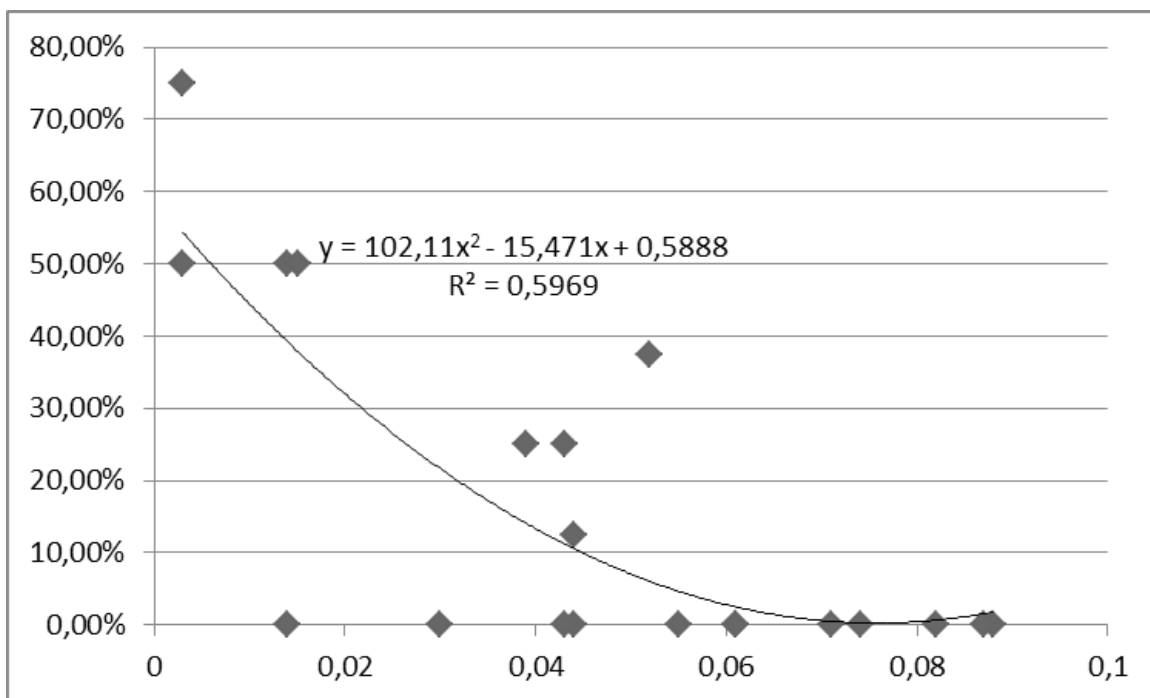


Figure 9: probabilité de changement de classe en %, en fonction de la distance à une limite de classe avec un calcul d'IPLAC basé sur 3 campagnes (0 représente la limite d'une classe ; l'ensemble de l'axe x représente la distance à cette limite ; 0,1 est la position de la demi-classe)

2.2 Corrélation de l'indice IPLAC avec la concentration en phosphore total

Afin de tester la relation entre les valeurs de l'IPLAC et les concentrations en phosphore totale, des tests de Spearman ont été effectués en utilisant la valeur moyenne en phosphore total pour chaque combinaison de trois mois, la valeur moyenne par année, la valeur médiane pour chaque combinaison, et la valeur médiane par année. Bien que les résultats valident l'existence d'une corrélation entre les valeurs d'IPLAC et le taux de phosphore (l'ensemble des p-value sont inférieures à 0,05), les régressions observées restent faiblement significatives : les coefficients de corrélation rho sont inférieurs à 0,5 dans la plupart des cas (Tableau 7).

Tableau 7: résultats des tests de corrélations de Spearman entre les valeurs moyennes, médianes de phosphore total et les valeurs d'IPLAC

Paramètres / Lacs	Parentis-Biscarosse	Cazaux-Sanguinet	Lacanaud	Hourth -Carcans	4 lacs
PT moyen / combinaisons	0,47	0,15	0,29	0,7	0,29
PT moyen / année	0,46	0,15	0,15	0,68	0,22
PT médiane / combinaisons	0,53	0,1	0,11	0,73	0,33
PT médiane / année	0,55	0,1	0,14	0,68	0,38

Les règles définies par la Commission européenne dans le cadre des exercices d'intercalibration (Laplace-Treytore & Feret, 2013) imposent un coefficient de Pearson supérieur à 0,5 et une pente de régression comprise entre 0,5 et 1,5. Les résultats obtenus ne permettent donc pas d'affirmer que l'IPLAC répond de façon optimum au gradient de phosphore sur ce jeu de données spécifique.

Cette faible significativité peut être due à plusieurs limites du jeu de données qui peuvent être mises en évidence par une analyse graphique (Figure 20 et Figure 11). La gamme de variation du phosphore total, bien qu'assez large sur le jeu de données considéré entre 0 et 0,8mg/L comme le montre la Figure 12, repose sur un nombre limité de valeurs. De plus la plupart des valeurs se concentrent entre 0 et 0,2, et les quelques valeurs maximales correspondent aux extrêmes des années 2014 et 2015. Ces pics de phosphore, observés en 2014 sur l'ensemble des 4 grands lacs Aquitains, peuvent s'expliquer par des épisodes orageux très localisés et intenses d'avril à août 2014 (Météo France, 2018). Les orages s'accompagnent de fortes pluies qui augmentent le lessivage des sols et l'apport d'intrants dans les systèmes aquatiques et de vents forts qui permettent la remise en suspension des nutriments présents dans les sédiments.

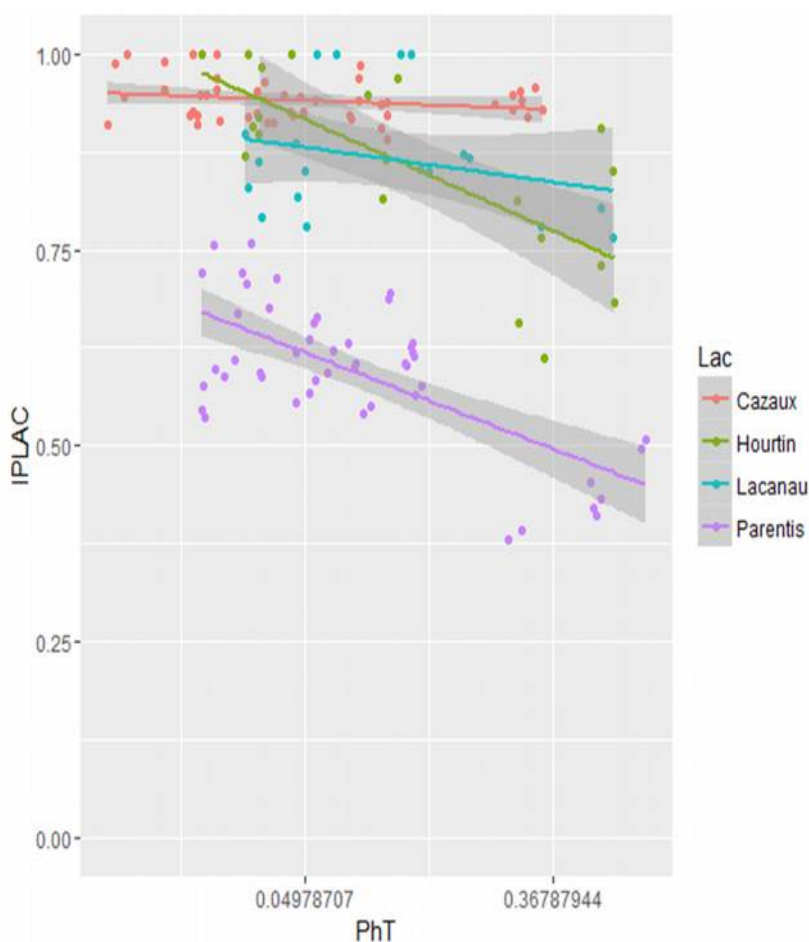


Figure 10: variation des valeurs d'IPLAC en fonction des taux de phosphore total (PhT en mg/L) par lac au cours des années 2010 à 2016

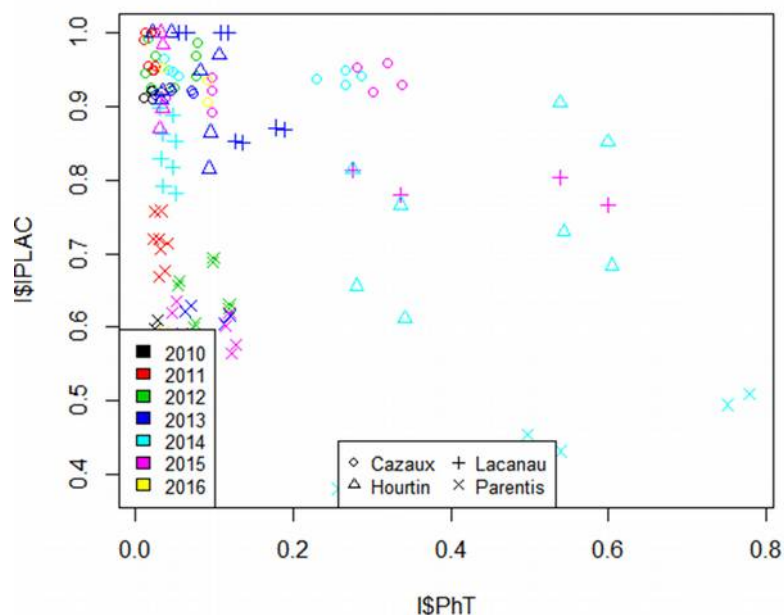


Figure 11: variation des valeurs d'IPLAC en fonction des taux de phosphore total (PhT en mg/L) par lac

Taux de phosphore sur les grands lacs aquitains (2010-2016)

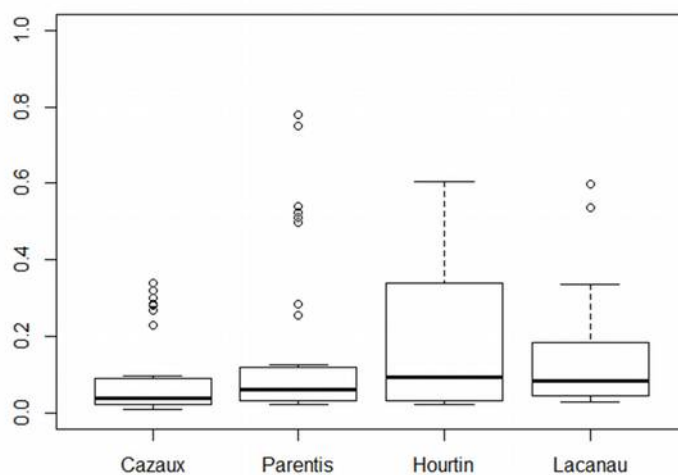


Figure 12: boîtes à moustaches des concentrations en phosphore sur les grands lacs aquitains (2010-2016)

Des résultats similaires ont été trouvés dans le cadre d'une autre étude (Durimel, 2017) réalisée sur une gamme de phosphore total identique mais pour un jeu de données beaucoup plus important (98 lacs d'Adour-Garonne). En revanche, une relation significative entre les valeurs d'IPLAC et les concentrations en phosphore a pu être trouvée pour 3 lacs d'Île de France possédant un gradient de phosphore compris entre 0,14mg/L et 31,2mg/L (Durimel, 2017).

Dans notre cas, les coefficients de corrélation les plus forts ($> 0,5$) ont été observés pour les lacs possédant la gamme de variation de phosphore total la plus large

(Hourtin-Carcans et Parentis-Biscarrosse), suggérant que de manière générale, le gradient de phosphore n'est pas suffisant pour montrer une corrélation forte avec les valeurs d'IPLAC. De plus, la qualité des corrélations effectuées entre le taux de phosphore et l'IPLAC est probablement fortement affectée par l'absence d'indépendance temporelle des données : les différentes combinaisons sont par définition liées par les valeurs des mois associées.

2.3 Influence de la diminution du nombre de campagnes

A) Influence sur l'indice IPLAC

Afin de tester l'influence de la réduction de 3 à 2 campagnes prises en compte dans l'IPLAC, des tests de Wilcoxon ont été effectués entre les IPLAC mesurés sur 2 campagnes (séries de combinaisons) et les valeurs cibles (toutes les campagnes disponibles). Ils ne montrent aucune différence significative (p-value > 0,05 dans tous les cas, Tableau 8).

D'un point de vue statistique, la diminution du nombre de campagnes de 3 à 2, n'impacte donc pas la valeur finale de l'IPLAC par rapport à la valeur cible.

Tableau 8: résultats des tests de Wilcoxon (p-values) pour l'indice IPLAC et les deux métriques MBA et MCS calculés sur deux campagnes de prélèvements

Lac	Anne	IPLAC	MBA	MCS
Parentis	2010	0,9453	1	0,8438
	2011	0,8501	0,9097	0,9697
	2012	0,8501	0,9687	0,9697
	2013	1	0,8445	0,8445
	2014	0,9697	0,9697	0,791
	2015	0,6221	0,9097	1
	2016	0,25	1	0,4609
Cazaux	2010	1	1	1
	2011	0,6637	0,8439	0,3711
	2012	0,9097	0,7831	0,036
	2013	0,9697	0,8501	0,3711
	2014	0,9063	0,724	0,3711
	2015	0,7238	0,7237	0,2874
	2016	0,5469	0,4609	1
Lacanau	2013	0,3651	0,791	0,8393
	2014	0,55555	0,8443	0,2226
	2015	0,9441	0,6236	0,9241
Hourtin	2013	0,7237	1	0,2912
	2014	0,323	0,9097	0,293
	2015	0,7833	0,9697	0,293

L'analyse de la distribution des séries de valeurs d'IPLAC à partir des boîtes à moustaches des lacs (Figure 13) montre une moins bonne concordance entre la valeur cible et la médiane de la série dans 6 cas sur 10 : Parentis-Biscarrosse en 2013 et 2016, Lacanau en 2013 et 2014 et Hourtin en 2014 et 2015.

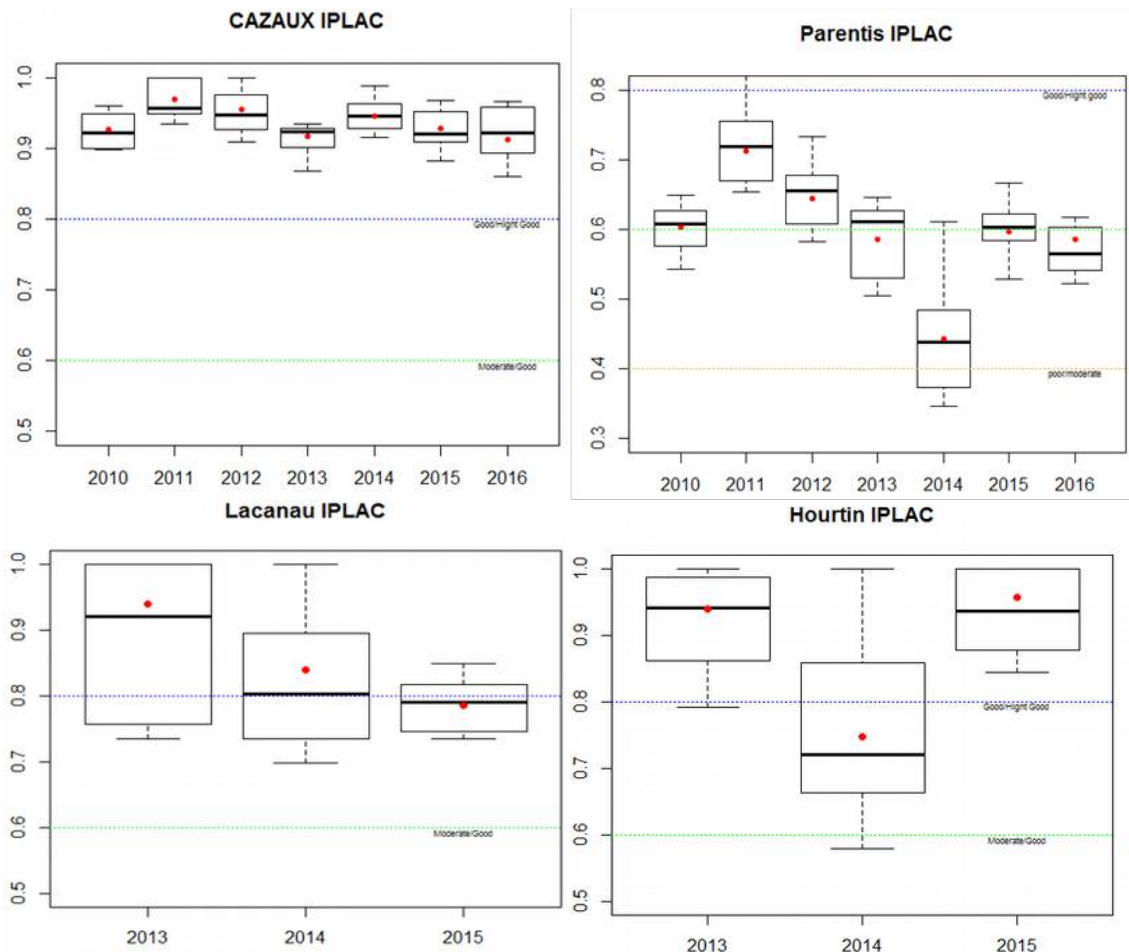


Figure 13 : boîtes à moustaches des valeurs IPLAC sur 2 campagnes par année pour les 4 grands lacs aquitains (2010-2016 pour Cazaux-Sanguinet et Parentis-Biscarrosse et 2013-2015 pour Lacanau et Hourtin-Carcans)

Les résultats des variances des séries de combinaisons sont similaires à ceux précédemment obtenus avec 3 campagnes de prélèvements : les séries de combinaisons sont plus étendues pour Hourtin-Carcans et Lacanau et plus regroupées pour Cazaux-Sanguinet (Tableau 9).

Tableau 9: variance des séries de combinaisons de deux campagnes par année et par lac, et variance moyenne par lac de l'IPLAC et des deux métriques associées

LAC	ANNEE	MBA	MCS	IPLAC
Cazaux	2010	3,50E-03	4,40E-04	7,40E-04
Cazaux	2011	1,83E-03	4,92E-05	7,23E-04
Cazaux	2012	3,06E-03	9,73E-05	8,97E-04
Cazaux	2013	8,32E-04	3,30E-04	4,80E-04
Cazaux	2014	1,56E-03	1,00E-05	4,75E-04
Cazaux	2015	2,26E-03	3,36E-04	9,10E-04
Cazaux	2016	3,51E-03	5,70E-04	1,45E-03
Cazaux	Moyenne	2,36E-03	2,89E-04	8,11E-04
Parentis	2010	1,84E-03	1,10E-03	1,32E-03
Parentis	2011	3,90E-03	2,09E-03	2,63E-03
Parentis	2012	3,72E-03	1,46E-03	2,14E-03
Parentis	2013	3,31E-03	5,24E-03	2,67E-03
Parentis	2014	3,85E-03	7,28E-03	6,25E-03
Parentis	2015	2,00E-03	1,07E-03	1,35E-03
Parentis	2016	9,20E-04	2,20E-03	1,26E-03
Parentis	Moyenne	2,79E-03	2,92E-03	2,52E-03
Lacanau	2013	1,06E-03	1,46E-02	1,21E-02
Lacanau	2014	9,40E-04	1,35E-02	1,13E-02
Lacanau	2015	6,24E-01	9,44E-01	9,44E-01
Lacanau	Moyenne	2,09E-01	3,24E-01	3,23E-01
Hourtin	2013	1,77E-03	7,93E-03	5,48E-02
Hourtin	2014	2,07E-02	1,60E-02	1,78E-02
Hourtin	2015	2,51E-03	3,98E-03	4,22E-03
Hourtin	Moyenne	8,33E-03	9,30E-03	2,56E-02

L'étude des écarts à la valeur cible à partir des graphiques en nuage de point (Annexe 5) confirme une plus forte variabilité pour Hourtin-Carcans et Lacanau en montrant des écarts à la valeur cible plus importants pour ces deux lacs (Figure 14).

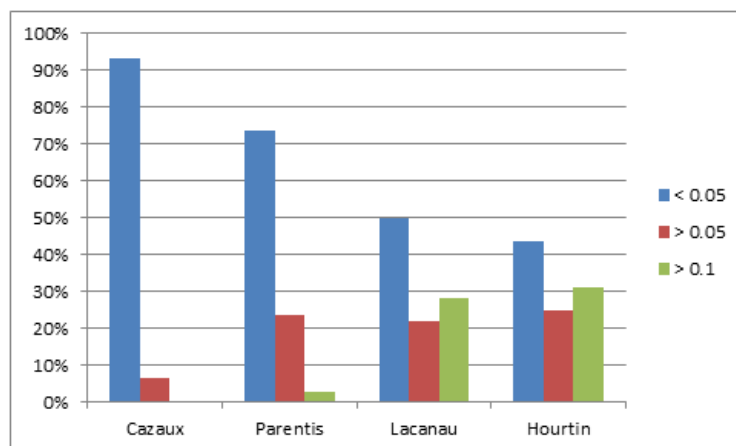


Figure 14: histogramme des écarts à la valeur cible pour l'indice IPLAC construit sur 2 campagnes. (<0.05 représente l'absence d'écart de classe par rapport à la valeur cible, > 0,05 plus d'un quart d'écart de classe par rapport à la valeur cible et > 0,1 plus d'une demi-classe d'écart par rapport à la valeur cible)

La Figure 14 permet de comparer les écarts à la valeur cible sur l'ensemble des 4 lacs, dans le cas où le nombre préconisé de campagnes est respecté (3) et dans le cas où le nombre de campagnes est réduit à 2.

On observe dans le cas du passage à 2 campagnes une diminution du nombre d'écarts (en pourcent) inférieurs à 0.05 et une augmentation du nombre d'écarts supérieurs à 0.05 et 0.1 (Figure 15).

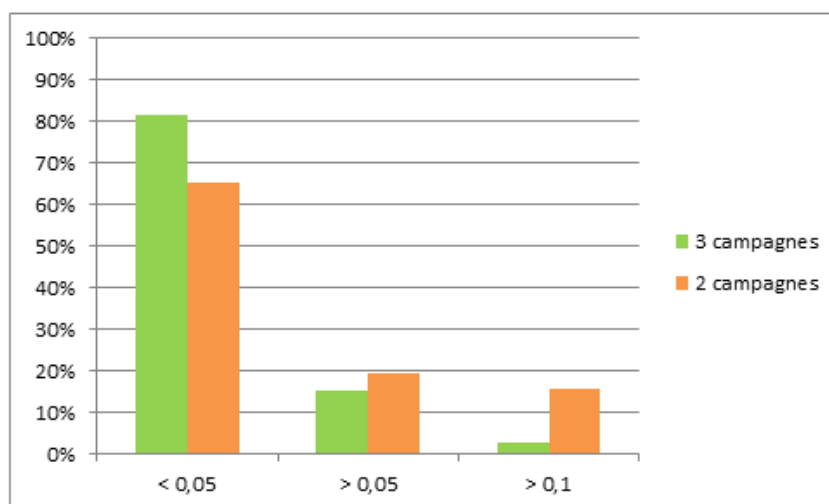


Figure 15: histogramme des écarts à la valeur cible pour l'indice IPLAC pour 2 et 3 campagnes, exprimé en pourcentage

B) Influence sur les métriques MCS et MBA

Les tests de Wilcoxon, appliqués aux MCS et MBA, ne traduisent pas de différence significative entre les séries de combinaisons réalisées à partir de 2 campagnes de prélèvement et les valeurs cibles correspondantes (toutes les p-value sont > 0.05 : voir Tableau 9). Statistiquement la dégradation du nombre de campagnes n'impacte donc pas la valeur des métriques par rapport aux valeurs cibles correspondantes.

Pour la MCS d'un point de vue graphique on observe une bonne correspondance entre les valeurs cibles et les médianes des séries associées dans tous les cas, sauf pour Parentis-Biscarrosse en 2013, Lacanau et Hourtin-Carcans en 2014 (Figure 16). Les profils de distribution de Cazaux-Sanguinet sont plus resserrés que ceux des 3 autres lacs. L'observation des écarts à la valeur cible confirme une plus forte variabilité pour Hourtin-Carcans et Lacanau (Figure 17).

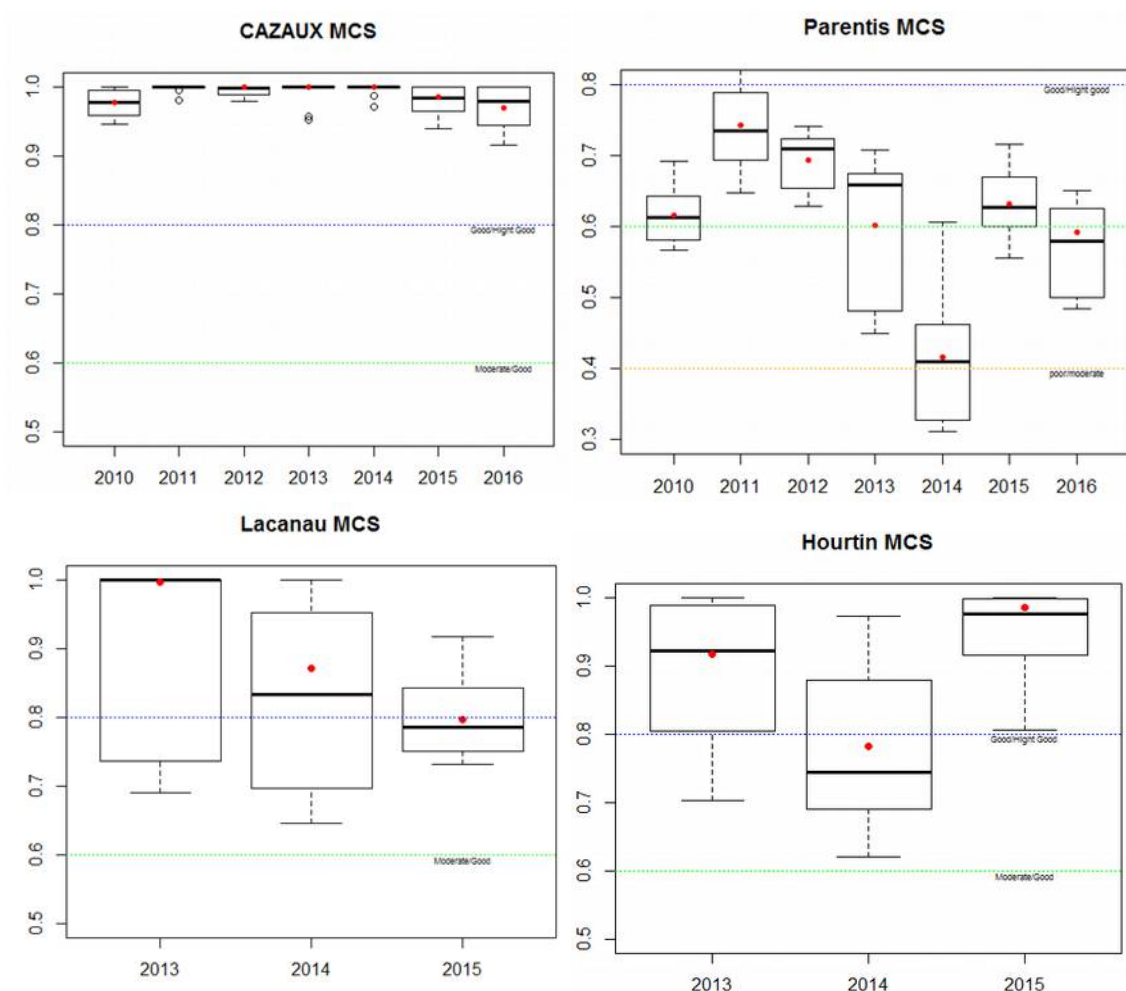


Figure 16: boîtes à moustaches des valeurs de la métrique MCS calculées sur 2 campagnes par année pour les 4 grands lacs aquitains (2010-2016 pour Cazaux-Sanguinet et Parentis-Biscarrosse et 2013-2015 pour Lacanau et Hourtin-Carcans)

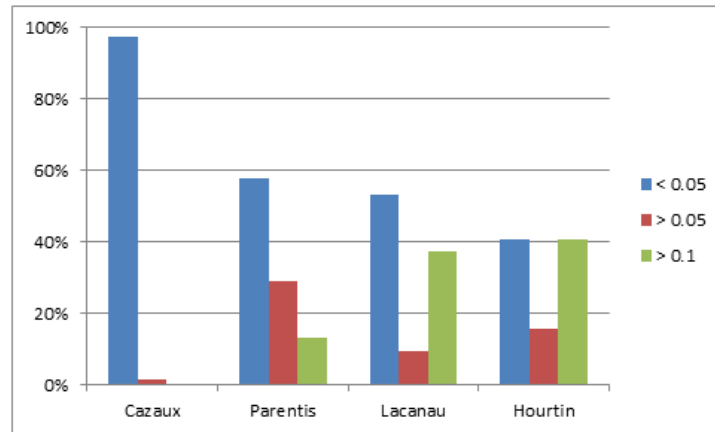


Figure 17: histogramme des écarts à la valeur cible (en %) pour la métrique MCS calculée sur 2 campagnes pour chaque lac. (<0.05 représente l'absence d'écart de classe par rapport à la valeur cible, > 0,05 plus un quart d'écart de classe par rapport à la valeur cible et > 0,1 plus d'une demi-classe d'écart par rapport à la valeur cible)

Pour la MBA d'un point de vue graphique (Figure 18) on observe une mauvaise correspondance entre les valeurs cibles et les médianes des séries associées pour 7 cas sur 20 : Cazaux-Sanguinet en 2011, 2012, 2013, 2015, 2016 et Parentis-Biscarrosse en 2011, 2013.

Les profils de distribution de Cazaux-Sanguinet et Parentis-Biscarrosse sont plus étendus que ceux de Hourtin-Carcans et Lacanau.

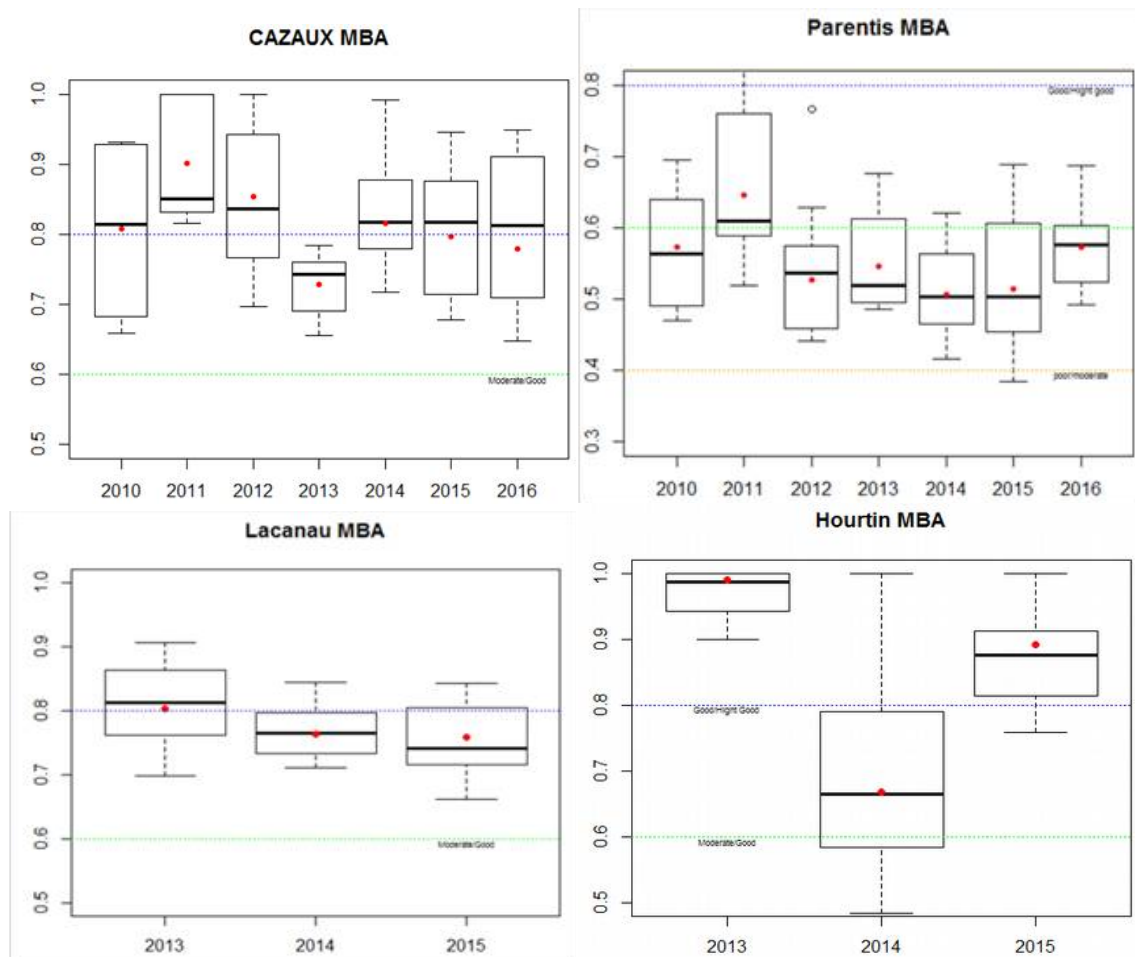


Figure 18: boîtes à moustaches des valeurs de la métrique MBA calculées sur 2 campagnes par année pour les 4 grands lacs aquitains (2010-2016 pour Cazaux-Sanguinet et Parentis-Biscarrosse et 2013-2015 pour Lacanau et Hourtin-Carcans)

Cette variabilité plus forte observée sur Parentis-Biscarrosse et Cazaux-Sanguinet est confirmée quand on observe les écarts à la valeur cible (Figure 19).

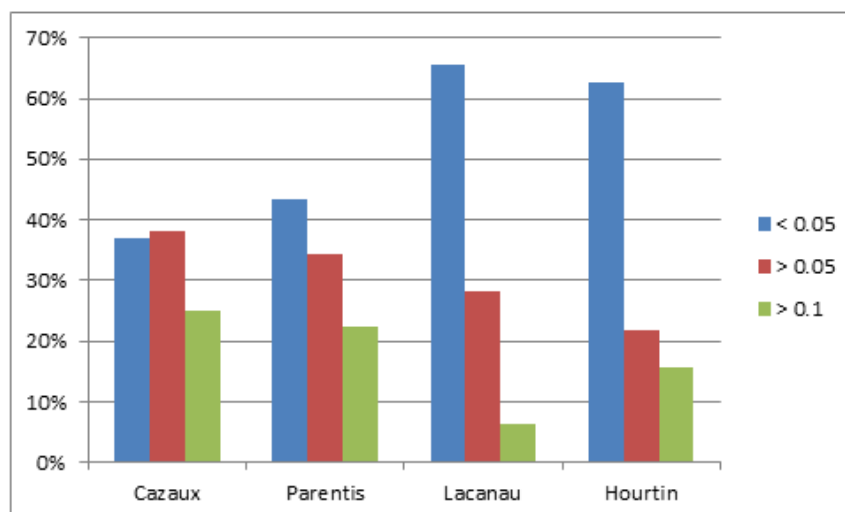


Figure 19: histogramme des écarts à la valeur cible pour la métrique MBA calculée sur 2 campagnes et pour chaque lac. (<0.05 représente l'absence d'écart de classe par rapport à la valeur cible, > 0,05 plus d'un quart d'écart de classe par rapport à la valeur cible et > 0,1 plus d'une demi-classe d'écart par rapport à la valeur cible)

Pour l'ensemble des 4 lacs on constate une augmentation de la variabilité avec une augmentation des écarts supérieurs à 0.05 et à 0.1. Cette augmentation est clairement mise en évidence avec le Tableau 10 qui correspond à la différence du pourcentage d'écarts à la valeur cible pour 3 campagnes (Tableau 3) et le pourcentage d'écart à la valeur cible pour 2 campagnes (Tableau 11). Cela indique clairement que la diminution du nombre de campagnes prises en compte dans l'IPLAC a une forte influence sur la métrique de biomasse algale (MBA).

On observe pour les deux métriques et l'indice IPLAC une diminution de 3 à 20 % des écarts à la valeur cible inférieurs à 0,05 sur tous les lacs exceptés sur Hourtin-Carcans pour lequel on note une légère augmentation (1 à 4 %). Sur les 4 lacs, les résultats montrent une augmentation de 3 à 28 % des écarts supérieur à 0,1 avec en moyenne pour l'IPLAC 13 % d'augmentation, 16 % pour la MCS et 11 % pour la MBA. La réduction du nombre de campagnes augmente donc de façon significative la variabilité de l'indice IPLAC et des métriques MBA et MCS.

Tableau 10: différence des écarts à la valeur cible entre 3 campagnes et 2 campagnes prises en compte dans le calcul de l'indice et des métriques (exprimée en %)

Lac	Ecart	MBA	MCS	IPLAC
Parentis	< 0,05	-21%	-15%	-20%
Parentis	> 0,05	5%	2%	17%
Parentis	> 0,1	16%	13%	3%
Cazaux	< 0,05	-13%	-3%	-7%
Cazaux	> 0,05	-6%	1%	7%
Cazaux	> 0,1	19%	0%	0%
Hourtin	< 0,05	3%	1%	4%
Hourtin	> 0,05	-3%	-19%	-15%
Hourtin	> 0,1	1%	16%	11%
Lacanau	< 0,05	-19%	-7%	0%
Lacanau	> 0,05	13%	-11%	-28%
Lacanau	> 0,1	6%	18%	28%
4 lacs	< 0,05	-10%	-13%	-16%
4 lacs	> 0,05	-1%	-4%	4%
4 lacs	> 0,1	11%	16%	13%

Tableau 11: écarts à la valeur cible pour des combinaisons de 2 campagnes prises en compte dans le calcul de l'indice et des métriques (exprimés en %)

Lac	Ecart	MBA	MCS	IPLAC
Parentis	< 0,05	43%	58%	74%
Parentis	> 0,05	34%	29%	24%
Parentis	> 0,1	22%	13%	3%
Cazaux	< 0,05	37%	97%	93%
Cazaux	> 0,05	38%	1%	7%
Cazaux	> 0,1	25%	0%	0%
Hourtin	< 0,05	63%	41%	44%
Hourtin	> 0,05	22%	16%	25%
Hourtin	> 0,1	16%	41%	31%
Lacanau	< 0,05	66%	53%	50%
Lacanau	> 0,05	28%	9%	22%
Lacanau	> 0,1	6%	38%	28%
4 lacs	< 0,05	52%	62%	65%
4 lacs	> 0,05	31%	14%	19%
4 lacs	> 0,1	17%	23%	16%

Les résultats obtenus confirment ceux obtenus dans le cadre de combinaisons avec 3 campagnes : c'est-à-dire la variabilité est plus forte sur les lacs de plus faible profondeur, et cette variabilité est due en plus grande partie à la variabilité de la métrique de composition spécifique. Sur les lacs de profondeur moyenne, la variabilité est plus réduite et est due principalement à la variabilité de la métrique de biomasse algale.

C) Impact sur le changement de classe d'état

Pour les 4 lacs, un changement de classe d'état écologique est observé dans 26,5 % des cas, soit une augmentation de 11,5 % par rapport aux calculs avec 3 campagnes prises en compte. Tous les lacs ont connu une augmentation de changement de classe d'état écologique comprise entre 10 % et 23 %, mis à part Cazaux-Sanguinet qui ne connaît toujours pas de changement de classe d'état écologique (Tableau 12).

Tableau 12: proportion de changement de classe d'état écologique par rapport à la valeur cible en utilisant les relevés de 2 ou 3 campagnes de prélèvements. La proportion de classe est calculée pour l'ensemble des années et des combinaisons possibles

Pourcentage de changement de classe	2 campagnes	3 campagnes
Parentis-Biscarosse	38,10%	25,00%
Cazaux-Sanguinet	0,00%	0,00%
Lacanau	43,06%	20,00%
Hourtin-Carcans	25,00%	15,00%
Total	26,54%	15,00%

En ce qui concerne la probabilité de changement de classe par rapport à la distance à une limite de classe, la relation est légèrement moins significative avec un coefficient de corrélation de 0,46 pour 2 campagnes (Figure 20) contre 0,6 pour 3 campagnes.

Avec une diminution du nombre de campagnes la probabilité de changement de classe, ou de mauvaise classification, augmente plus rapidement : quand les 3 campagnes sont respectées le risque de changement de classe commence à augmenter à partir d'une distance de 0,05 par rapport à une limite de classe, tandis que pour 2 campagnes il commence à augmenter à partir de 0,02.

A 0,04 d'une limite de classe la probabilité d'erreur est de 15 % pour 3 campagnes et déjà de 25 % pour 2 campagnes. La réduction du nombre de campagnes au nombre de 2 augmente donc de 10 % la probabilité de se tromper de classe d'état écologique par rapport à la classe de la valeur cible.

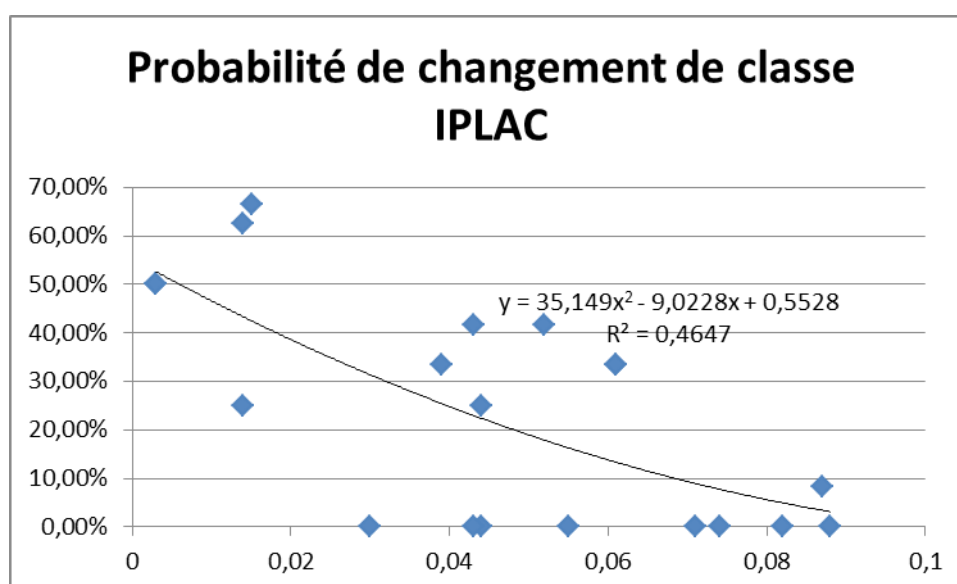


Figure 20: probabilité de changement de classe (en %) par rapport à la distance à une limite de classe avec un calcul d'IPLAC basé sur 2 campagnes

Conclusion

L'objectif de ce travail était d'évaluer l'incertitude temporelle de l'indice IPLAC et de ses métriques (MCS et MBA) en analysant les variations induites par le choix des dates de campagne prises en compte dans le calcul de l'indice à partir d'un jeu de données possédant des campagnes plus fréquentes que celles préconisées dans le protocole de l'IPLAC. Ce travail visait aussi à tester si les variations dans la note IPLAC entraînaient un changement de classe d'état écologique finale, sachant que la classe d'état est déterminante en termes de gestion et de suivis des masses d'eau.

L'impact de la réduction du nombre de campagnes sur la variabilité et la robustesse de l'indice IPLAC a également été étudié.

D'un point vu statistique le choix des campagnes n'impacte pas de façon significative la note finale de l'IPLAC, de la MCS et de la MBA par rapport à la valeur cible des quatre plans d'eau considérés. En effet, 82 % des combinaisons entraînent un écart de moins d'un quart de classe ($< 0,05$) et seulement 3 % de plus d'une demi-classe. Cela cache, néanmoins, des variations individuelles car à l'extrême, le lac de Lacanau présente 50 % des combinaisons avec un écart de plus d'un quart de classe.

L'étude montre que sur les lacs peu profonds, la MCS subit plus de variation alors que sur les lacs plus profonds c'est la MBA qui fluctue le plus.

Globalement, la variance est plus élevée sur les MBA que sur les MCS avec 38 % des combinaisons présentant un écart supérieur à un quart de classe contre 24 % pour la MCS.

Les variations des notes sont plus importantes certaines années, du fait, dans 97 % des cas, d'un mois particulier. Ce dernier représente une certaine source de variabilité pour l'indice du fait de la variabilité mensuelle d'évènements exceptionnels de types orages, fortes pluies ou pollutions accidentelles qui vont générer une augmentation des apports d'intrants aux plans d'eau, et une possible baisse de la note IPLAC sur les mois considérés. La prise en compte d'un plus grand nombre de campagnes, trois voire plus, permet de réduire cette variabilité.

Au cours de l'étude, seuls 15 % des combinaisons de dates ont engendré des changements de classe d'état écologique mais les résultats sont hétérogènes et dépendent du lac considéré. Parentis-Biscarrosse présente le plus fort taux avec 29 % alors que Cazaux ne présente aucun changement et les lacs peu profonds présentent de 15 à 20 % de changement de classe d'état.

La réduction du nombre de campagnes pour le calcul de l'IPLAC de 3 à 2 par année entraîne une augmentation des écarts supérieurs au quart et à la demi-classe. En moyenne pour l'IPLAC, l'écart d'une demi-classe augmente de 13 %. Sur les quatre lacs individuellement cet écart varie de 3 à 28 %. Cette réduction du nombre de campagnes impacte significativement l'IPLAC et ses métriques en générant un changement de classe d'état dans 26,5 % des cas soit une augmentation de 11,5 % par rapport aux calculs faits avec 3 campagnes.

Enfin, l'étude montre que, comme on pouvait s'y attendre, la proximité entre la note d'IPLAC et une limite de classe d'état augmente le risque de changement de classe d'état, ou de mauvaise classification. Ce risque peut être calculé ce qui permet de proposer un moyen de prendre en compte et de quantifier une part de la variabilité de l'indice IPLAC. En effet, l'équation obtenue par le calcul de probabilité de changement de classe pourrait être introduite dans le calcul final de l'IPLAC pour définir une part de l'incertitude associée.

BIBLIOGRAPHIE

Durimel Claire, 2017. Adaptation de l'Indice Phytoplancton Lacustre (IPLAC) compatible avec la Directive Cadre sur l'Eau Européenne aux milieux Africains tropicaux et sub-tropicaux, Mémoire de Master professionnel en Microbiologie, Environnement, Santé. Paris : Université Paris Diderot, 28p.

Gardaix Julien, 2012. Qualité des eaux des lacs de Carcans-Hourtin et de Lacanau - Etude des paramètres azote et phosphore - Résultats d'analyses, Rapport de Post-doctorat, Bordeaux : Université de Bordeaux 3, 59p. Disponible sur : <http://siaebvegh.kiubi-web.com/media/2242.pdf> (Consulté le 15.06.2018)

Laplace-Treyture C., Barbe J., Dutartre A., Druart J.C., Rimet F., Anneville O., 2009 Protocole standardisé d'échantillonnage, de conservation, d'observation et de dénombrement du phytoplancton en plan d'eau pour la mise en œuvre de la DCE. Irstea, version : 3.3.1, 44 p.

Laplace-Treyture C., Feret T., 2013. IPLAC : l'indice Phytoplanctonique Lacustre : Méthodes de développement, description et application nationale 2012, Irstea, 70p.

Laplace-Treyture, C., Feret, T., 2016. Performance of the Phytoplankton Index for Lakes (IPLAC): A multimetric phytoplankton index to assess the ecological status of water bodies in France, Ecological Indicators 69, 686-698. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2016.05.025>

Laplace-Treyture, C., Hadoux, E., Plaire, M., Dubertrand, A., Esmieu, P., 2017. PHYTOBS v3.0: Outil de comptage du phytoplancton en laboratoire et de calcul de l'IPLAC. Version 3.0. Application JAVA.

Le-Borgne. J., 2018. Cours de physique-chimie, Disponible sur <<http://physchileborgne.free.fr>> (Consulté le 17.06.2018)

Météo France, 2018. Bulletin climatique mensuel : Aquitaine, Janvier-Décembre.

Syndicat intercommunal d'Aménagements des Eaux du Bassin Versant des Etangs du Littoral Aquitains (SIAEBVELG), 2013. Schéma d'Aménagement et de Gestion des Eaux - Documents d'objectifs NATURA 2000 des Lacs Médocains, 120p. Disponible sur : <http://siaebvegh.kiubi-web.com/media/2342.pdf> (Consulté le 10/06/2018)

Syndicat Mixte du Bassin Versant des Lacs du Born, 2013. Schéma d'Aménagements et de Gestion des Eaux Etangs littoraux Born et Buch : état initial, 365 p.

ANNEXES

Annexe 1: résultats des différentes combinaisons de mois pour l'indice IPLAC, les métriques MBA et MCS, par lac et par année

Lac de Parentis 2010

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
10P jjs	2010	0,566	M	0,599	M	0,589	M
10P jjo	2010	0,513	M	0,604	G	0,577	M
10P jas	2010	0,563	M	0,63	G	0,61	G
10P jao	2010	0,511	M	0,636	G	0,598	M
10P ref	2010	0,573	M	0,616	G	0,603	G

Lac de Parentis 2011

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
11P mjs	2011	0,663	G	0,745	G	0,720	G
11P mjo	2011	0,753	G	0,705	G	0,720	G
11P mas	2011	0,566	M	0,723	G	0,676	G
11P mao	2011	0,632	G	0,684	G	0,668	G
11P jjs	2011	0,660	G	0,800	H	0,758	G
11P jjo	2011	0,750	G	0,761	G	0,757	G
11P jas	2011	0,564	M	0,779	G	0,714	G
11P jao	2011	0,630	G	0,739	G	0,706	G
11P ref	2011	0,646	G	0,742	G	0,713	G

Lac de Parentis 2012

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
12P mjs	2012	0,546	M	0,714	G	0,663	G
12P mjo	2012	0,459	M	0,668	G	0,605	G
12P mas	2012	0,612	G	0,729	G	0,694	G
12Pmao	2012	0,509	M	0,683	G	0,631	G
12P jjs	2012	0,546	M	0,705	G	0,657	G
12P jjo	2012	0,459	M	0,659	G	0,599	M
12P jas	2012	0,612	G	0,720	G	0,688	G
12P jao	2012	0,509	M	0,674	G	0,625	G
12P ref	2012	0,527	M	0,694	G	0,644	G

Lac de Parentis 2013

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
13P mjs	2013	0,585	M	0,535	M	0,550	M
13P mjo	2013	0,504	M	0,662	G	0,615	G
13P mas	2013	0,586	M	0,557	M	0,566	M
13P mao	2013	0,505	M	0,684	G	0,630	G
13P jjs	2013	0,592	M	0,518	M	0,540	M
13P jjo	2013	0,509	M	0,646	G	0,605	G
13P jas	2013	0,593	M	0,541	M	0,556	M
13P jao	2013	0,510	M	0,668	G	0,621	G
13P ref	2013	0,546	M	0,601	G	0,585	M

Lac de Parentis 2014

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
14P mjs	2014	0,480	M	0,353	P	0,391	P
14P mjo	2014	0,548	M	0,353	P	0,411	M
14P mas	2014	0,515	M	0,396	P	0,432	M
14P mao	2014	0,592	M	0,474	M	0,509	M
14P jjs	2014	0,438	M	0,357	P	0,381	P
14P jjo	2014	0,498	M	0,435	M	0,454	M
14P jas	2014	0,469	M	0,400	M	0,421	M
14P jao	2014	0,535	M	0,478	M	0,495	M
14P ref	2014	0,507	M	0,415	M	0,443	M

Lac de Parentis 2015

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
15P mjs	2015	0,438	M	0,62	G	0,565	M
15P mjo	2015	0,423	M	0,652	G	0,583	M
15P mas	2015	0,554	M	0,585	M	0,576	M
15P mao	2015	0,533	M	0,617	G	0,592	M
15P jjs	2015	0,496	M	0,647	G	0,602	G
15P jjo	2015	0,479	M	0,679	G	0,619	G
15P jas	2015	0,638	G	0,612	G	0,62	G
15P jao	2015	0,613	G	0,644	G	0,635	G
15P ref	2015	0,514	M	0,632	G	0,597	M

Lac de Parentis 2016

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
16P mjs	2016	0,565	M	0,606	G	0,594	M
16P mas	2016	0,619	G	0,513	M	0,545	M
16P jjs	2016	0,513	M	0,622	G	0,589	M
16P jas	2016	0,559	M	0,528	M	0,537	M
16P ref	2016	0,573	M	0,592	M	0,586	M

Lac de Lacanau 2013

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
13L mjs	2013	0,841	H	0,879	H	0,868	H
13L mjo	2013	0,857	H	0,877	H	0,871	H
13L mas	2013	0,784	G	1	H	1	H
13L mao	2013	0,798	G	1	H	1	H
13L jjs	2013	0,809	H	0,867	H	0,85	H
13L jjo	2013	0,824	H	0,865	H	0,853	H
13L jas	2013	0,757	G	1	H	1	H
13L jao	2013	0,77	G	1	H	1	H
13L ref	2013	0,803	H	0,997	H	0,939	H

Lac de Lacanau 2014

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
14L mjs	2014	0,781	G	0,782	G	0,781	G
14L mjo	2014	0,802	H	0,788	G	0,792	G
14L mas	2014	0,790	G	0,829	H	0,817	H
14L mao	2014	0,811	H	0,836	H	0,829	H
14L jjs	2014	0,722	G	0,907	H	0,852	H
14L jjo	2014	0,740	G	0,914	H	0,862	H
14L jas	2014	0,730	G	0,955	H	0,887	H
14L jao	2014	0,747	G	0,962	H	0,897	H
14L ref	2014	0,764	G	0,872	H	0,839	H

Lac de Lacanau 2015

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
15L mjo	2015	0,75	G	0,841	H	0,813	H
15L mao	2015	0,816	H	0,798	G	0,803	H
15L jjo	2015	0,693	G	0,817	H	0,78	G
15L jao	2015	0,748	G	0,774	G	0,766	G
15 L ref	2015	0,759	G	0,797	G	0,786	G

Lac de Cazaux 2010

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
10C jjs	2010	0,746	G	0,982	H	0,911	H
10C jjo	2010	0,744	G	0,98	H	0,909	H
10C jas	2010	0,747	G	0,998	H	0,922	H
10C jao	2010	0,745	G	0,996	H	0,921	H
10C ref	2010	0,808	H	0,977	H	0,926	H

Lac de Cazaux 2011

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
11C mjs	2011	0,963	H	1	H	1,000	H
11C mjo	2011	0,965	H	1	H	0,989	H
11C mas	2011	0,825	H	1	H	0,948	H
11C mao	2011	0,827	H	1	H	0,948	H
11C jjs	2011	0,996	H	1	H	1,000	H
11C jjo	2011	0,998	H	1	H	1,000	H
11C jas	2011	0,848	H	1	H	0,954	H
11Cjao	2011	0,849	H	1	H	0,955	H
11C ref	2011	0,901	H	1	H	0,970	H

Lac de Cazaux 2012

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
12C mjs	2012	0,753	G	1	H	0,926	H
12C mjo	2012	0,817	H	0,999	H	0,945	H
12C mas	2012	0,892	H	1	H	0,968	H
12C mao	2012	0,993	H	0,989	H	0,991	H
12C jjs	2012	0,753	G	1	H	0,926	H
12C jjo	2012	0,817	H	0,992	H	0,94	H
12C jas	2012	0,892	H	1	H	0,968	H
12C jao	2012	0,993	H	0,982	H	0,986	H
12C ref	2012	0,853	H	1	H	0,956	H

Lac de Cazaux 2013

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
13C mjs	2013	0,753	G	1	H	0,926	H
13C mjo	2013	0,738	G	1	H	0,921	H
13C mas	2013	0,739	G	1	H	0,922	H
13C mao	2013	0,725	G	1	H	0,918	H
13C jjs	2013	0,731	G	1	H	0,919	H
13C jjo	2013	0,717	G	1	H	0,915	H
13C jas	2013	0,718	G	1	H	0,915	H
13C jao	2013	0,705	G	1	H	0,912	H
13C ref	2013	0,728	G	1	H	0,918	H

Lac de Cazaux 2014

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
14C mjs	2014	0,832	H		1 H	0,949	H
14C mjo	2014	0,801	H		1 H	0,94	H
14C mas	2014	0,879	H		1 H	0,964	H
14C mao	2014	0,845	H		1 H	0,946	H
14C jjs	2014	0,788	G		1 H	0,936	H
14C jjo	2014	0,761	G		1 H	0,928	H
14C jas	2014	0,829	H		1 H	0,949	H
14C jao	2014	0,799	G		1 H	0,94	H
14C ref	2014	0,815	H		1 H	0,945	H

Lac de Cazaux 2015

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
15C mjs	2015	0,891	H	0,979	H	0,953	H
15C mjo	2015	0,782	G	0,979	H	0,92	H
15C mas	2015	0,859	H	1	H	0,958	H
15C mao	2015	0,758	G	1	H	0,928	H
15C jjs	2015	0,84	H	0,956	H	0,921	H
15Cjjo	2015	0,744	G	0,956	H	0,892	H
15C jas	2015	0,812	H	0,993	H	0,939	H
15C jao	2015	0,723	G	0,993	H	0,912	H
15C ref	2015	0,797	G	0,986	H	0,929	H

Lac de Cazaux 2016

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
16C mjs	2016	0,904	H	0,948	H	0,935	H
16C mas	2016	0,865	H	0,991	H	0,953	H
16C jjs	2016	0,772	G	0,963	H	0,906	H
16C jas	2016	0,745	G	1	H	0,923	H
16C ref	2016	0,779	G	0,97	H	0,912	H

Lac de Hourtin 2013

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
13Hmjs	2013	1	H	0,806	H	0,864	H
13H jjs	2013	0,949	H	0,948	H	0,948	H
13H mjo	2013	1	H	0,956	H	0,969	H
13H mas	2013	1	H	0,736	G	0,815	H
13Hmao	2013	1	H	0,886	H	0,92	H
13Hjjo	2013	0,928	H	1	H	1	H
13Hjao	2013	0,954	H	1	H	1	H
13Hjas	2013	0,976	H	0,878	H	0,908	H
13H ref	2013	0,99	H	0,917	H	0,939	H

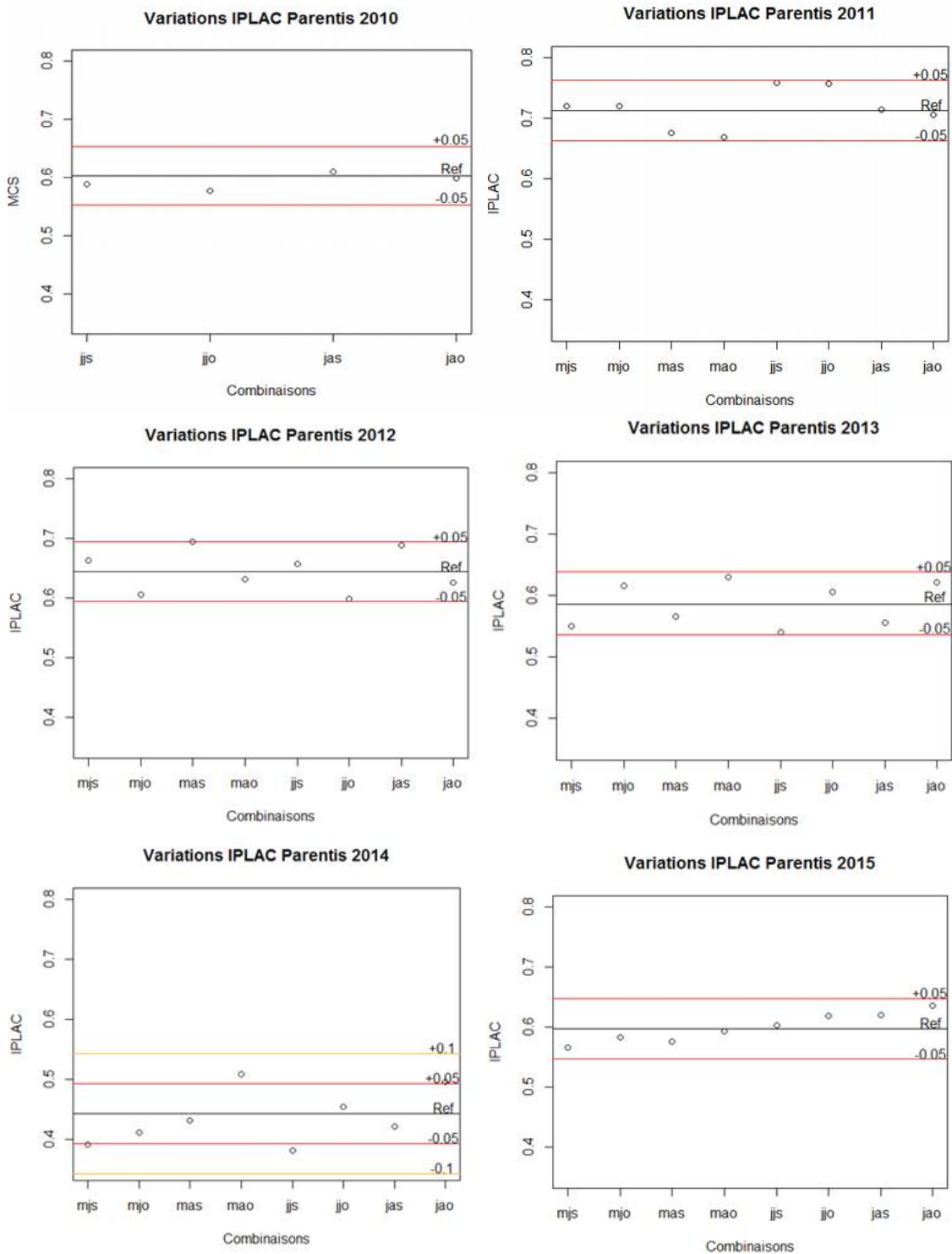
Lac de Hourtin 2014

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
14H mjs	2014	0,728	G	0,851	H	0,814	H
14Hmjo	2014	0,573	M	0,691	G	0,656	G
14H mas	2014	0,863	H	0,923	H	0,905	H
14H mao	2014	0,652	G	0,763	G	0,730	G
14H jjs	2014	0,684	G	0,801	H	0,766	G
14H jjo	2014	0,544	M	0,642	G	0,612	G
14H jas	2014	0,799	G	0,873	H	0,851	H
14H jao	2014	0,616	G	0,714	G	0,684	G
14H ref	2014	0,668	G	0,782	G	0,748	G

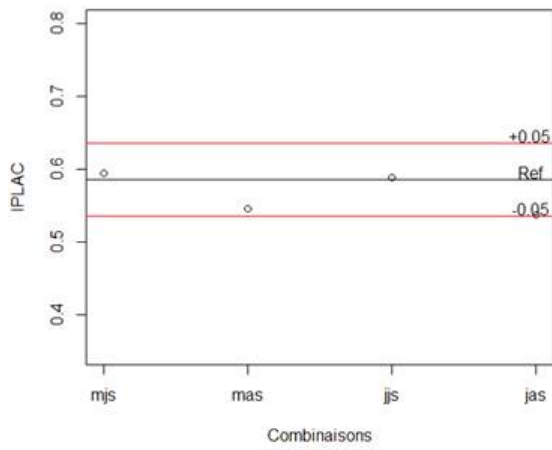
Lac de Hourtin 2015

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
15H mjo	2015	0,953	H		1 H	1	H
15H mao	2015	0,945	H		1 H	0,983	H
15H jjo	2015	0,85	H		0,919 H	0,898	H
15H jao	2015	0,844	H		0,879 H	0,869	H
15H ref	2015	0,892	H		0,986 H	0,957	H

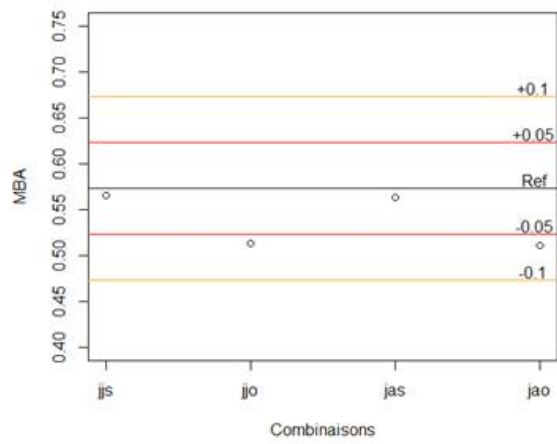
Annexe 2: graphiques par lac et par année de l'indice IPLAC et de ces métriques MBA et MCS pour les différentes combinaisons de 3 mois (réf= valeur en prenant tous les mois en compte. Lignes rouges= écart de +/- 0,05 de cette réf)



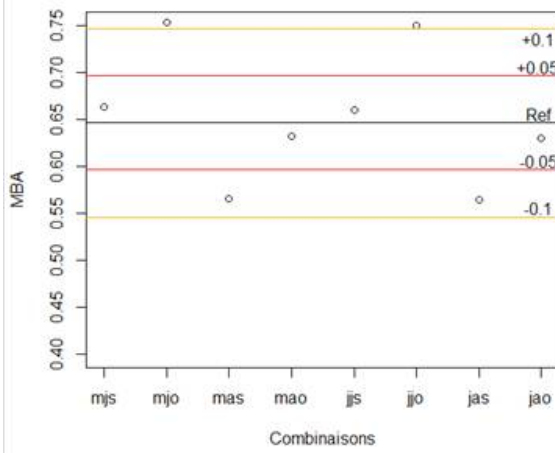
Variations IPLAC Parentis 2016



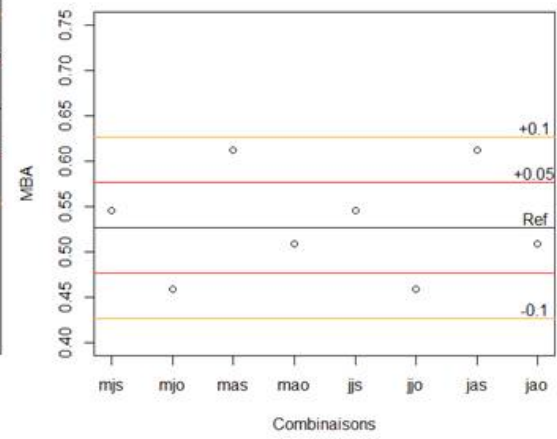
Variations MBA Parentis 2010



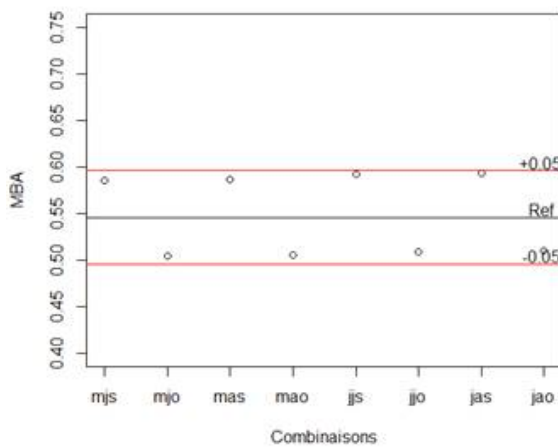
Variations MBA Parentis 2011



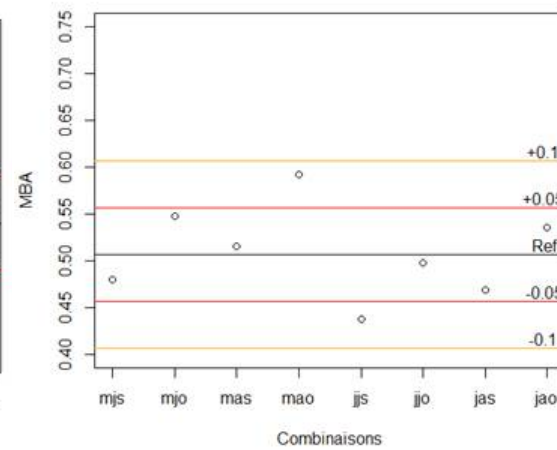
Variations MBA Parentis 2012



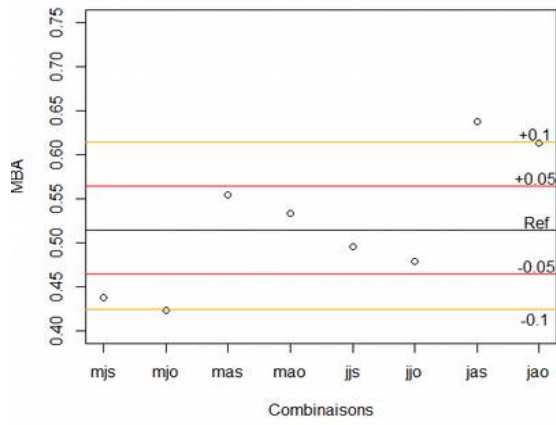
Variations MBA Parentis 2013



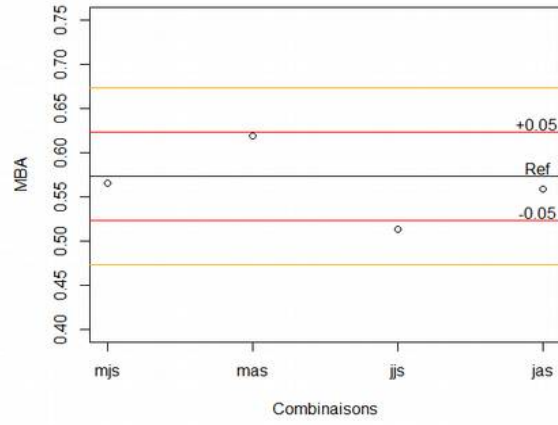
Variations MBA Parentis 2014



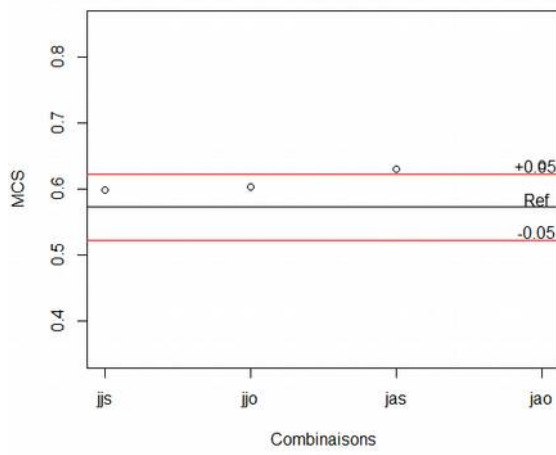
Variations MBA Parentis 2015



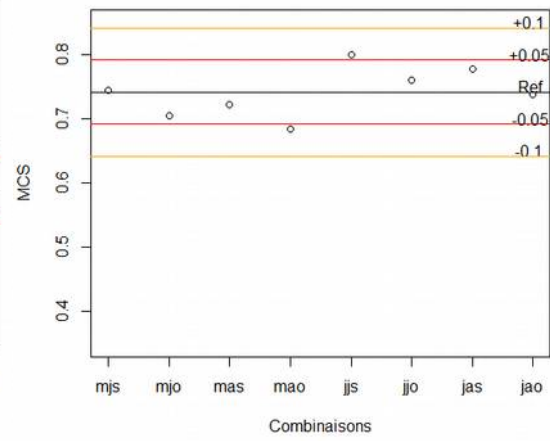
Variations MBA Parentis 2016



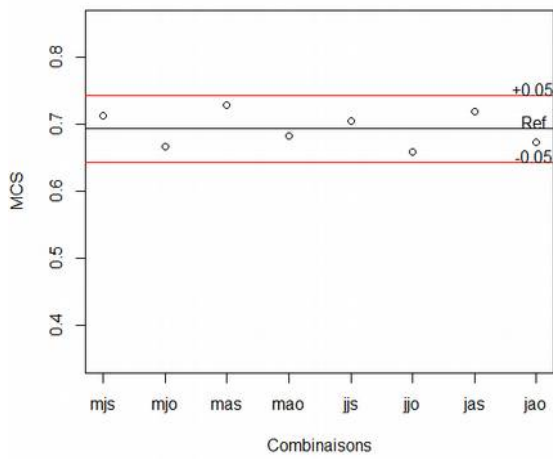
Variations MCS Parentis 2010



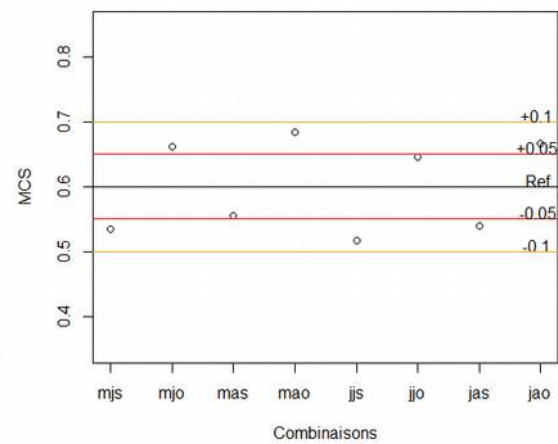
Variations MCS Parentis 2011



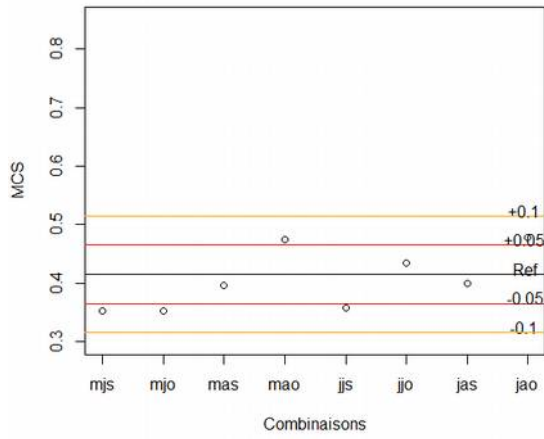
Variations MCS Parentis 2012



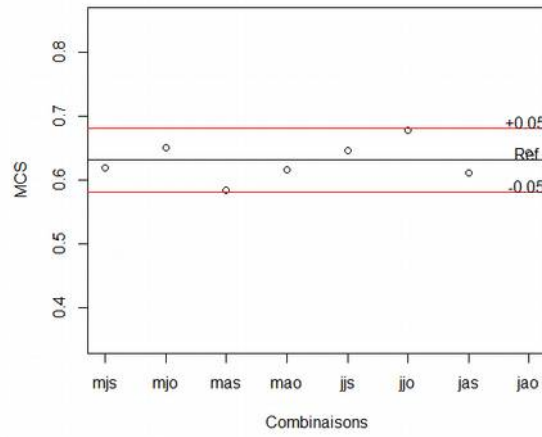
Variations MCS Parentis 2013



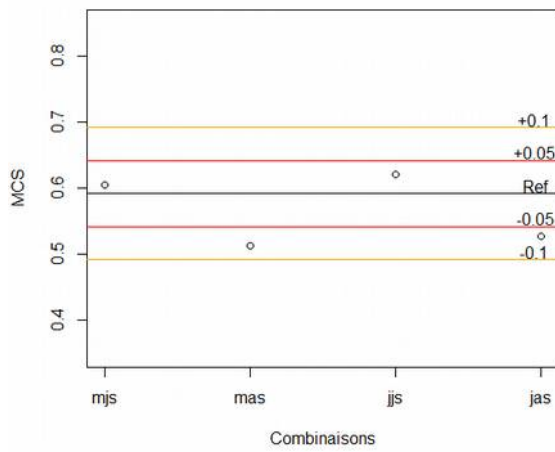
Variations MCS Parentis 2014



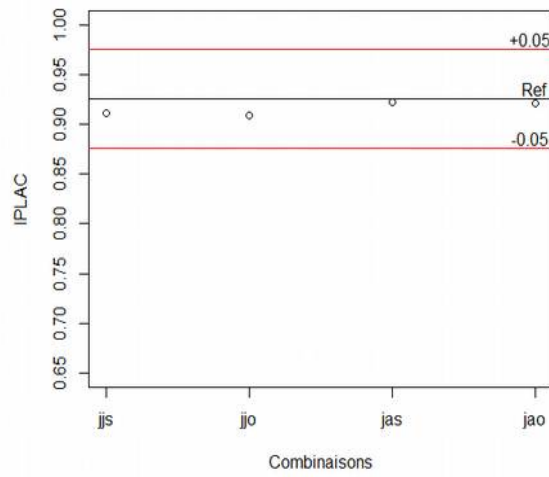
Variations MCS Parentis 2015



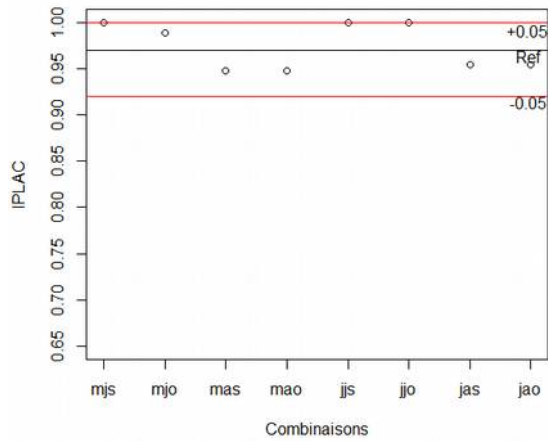
Variations MCS Parentis 2016



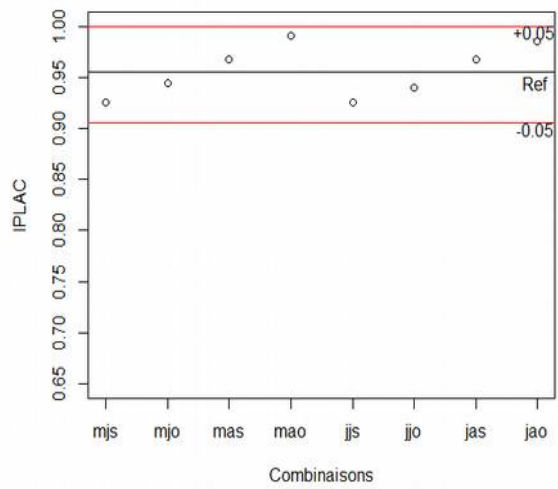
Variations IPLAC Cazaux 2010

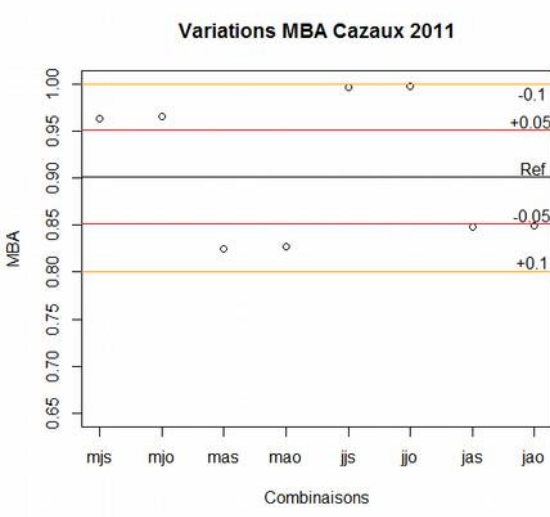
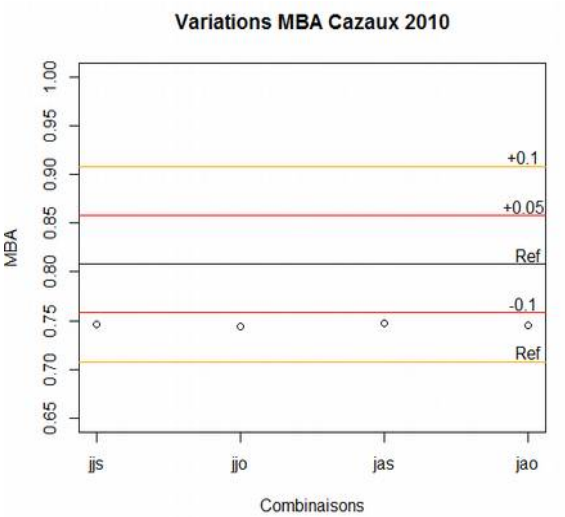
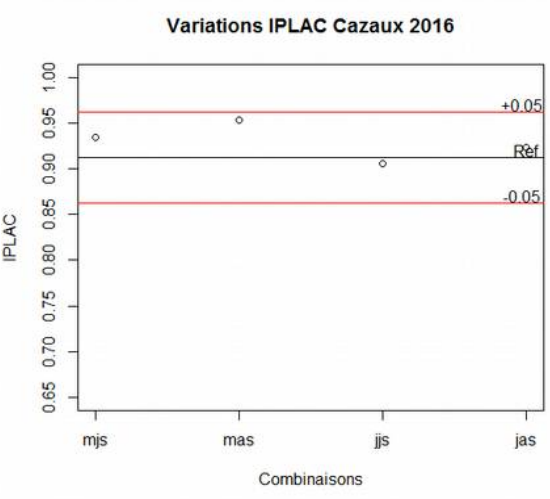
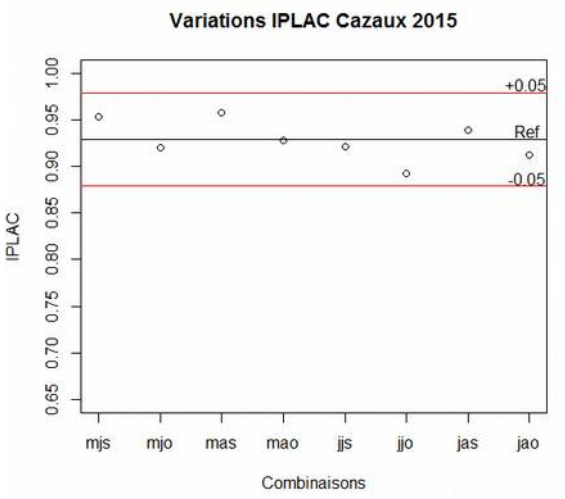
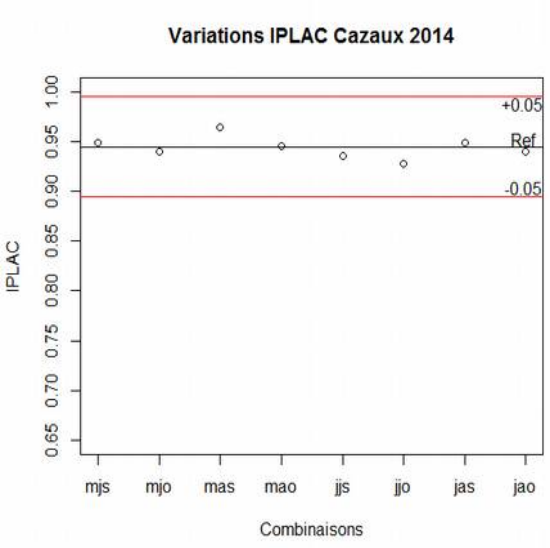
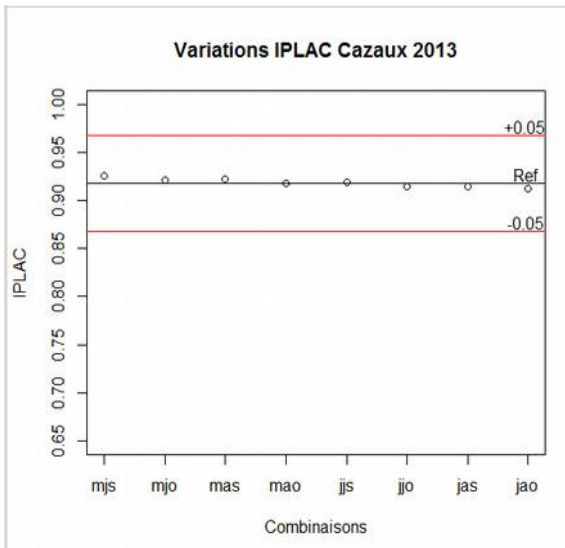


Variations IPLAC Cazaux 2011

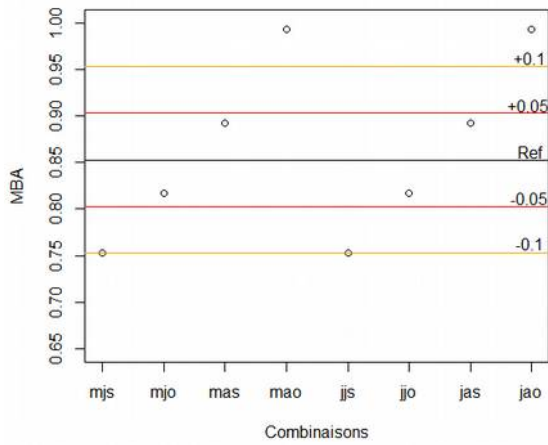


Variations IPLAC Cazaux 2012

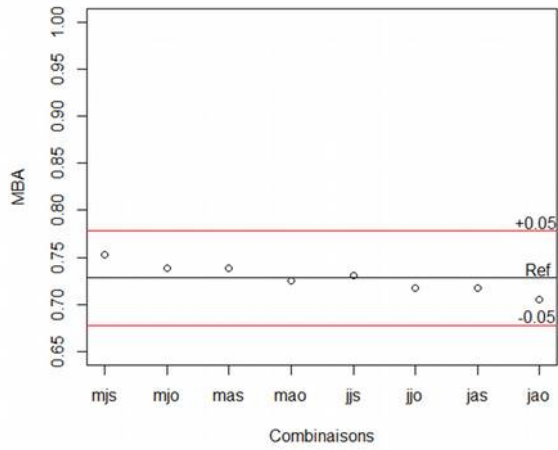




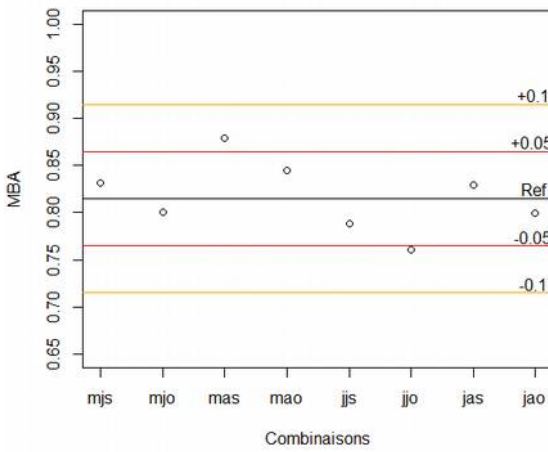
Variations MBA Cazaux 2012



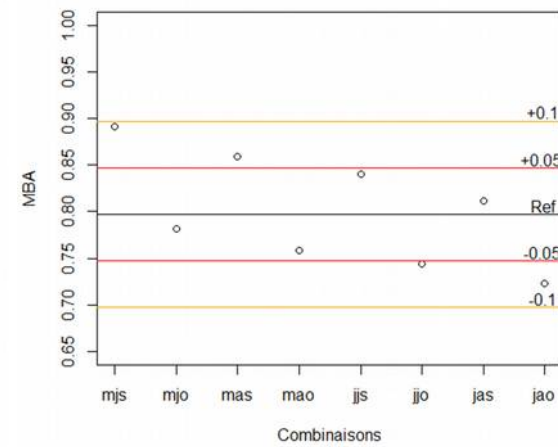
Variations MBA Cazaux 2013



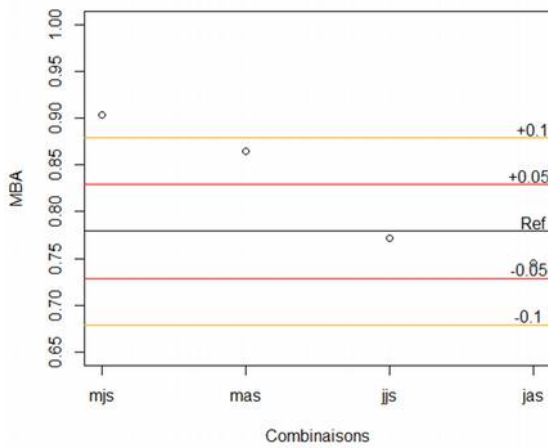
Variations MBA Cazaux 2014



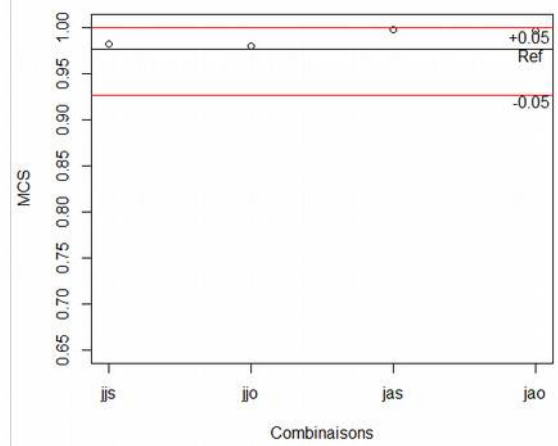
Variations MBA Cazaux 2015

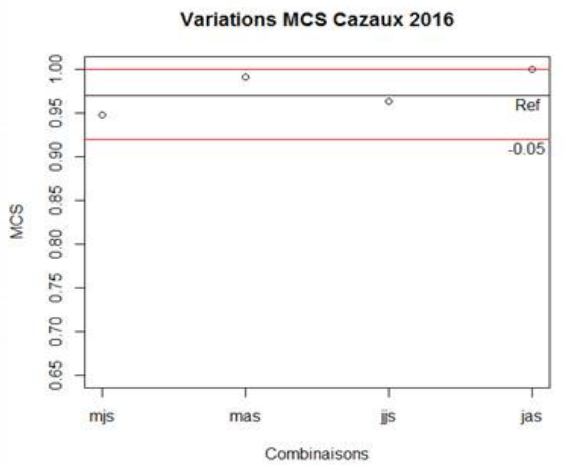
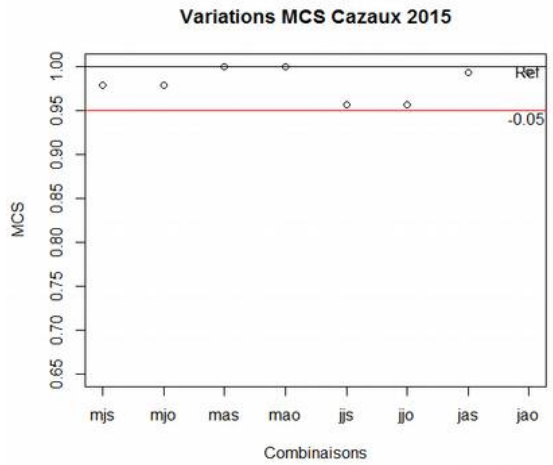
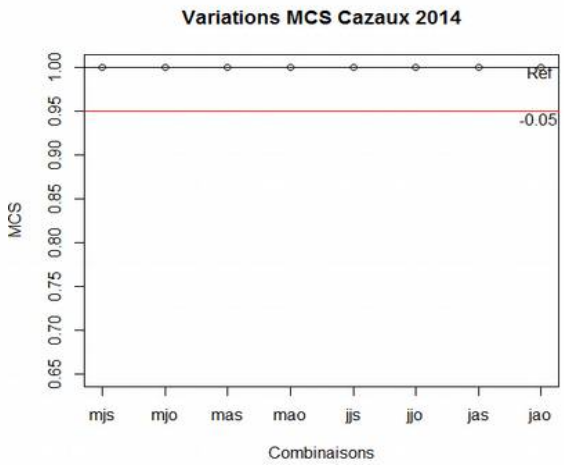
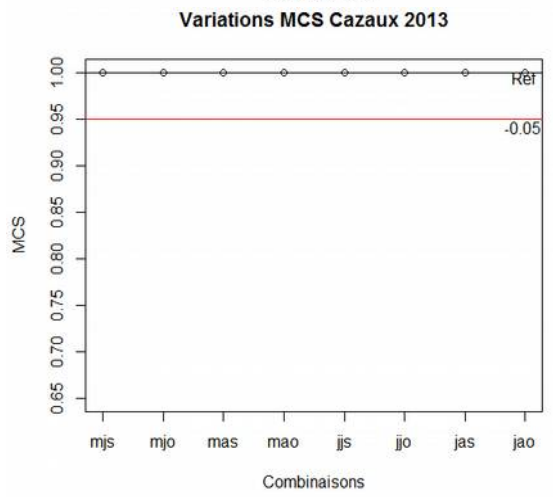
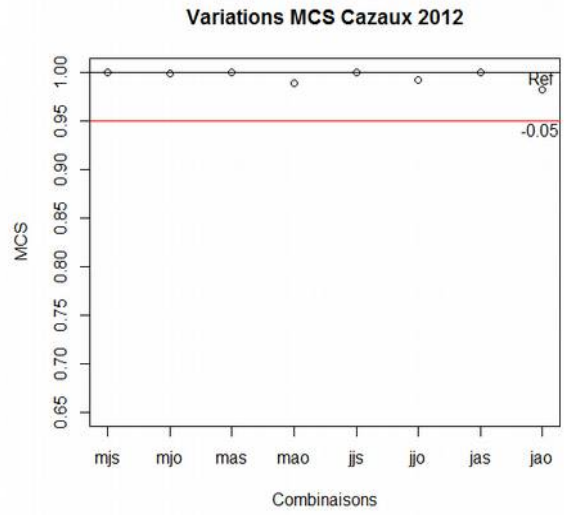
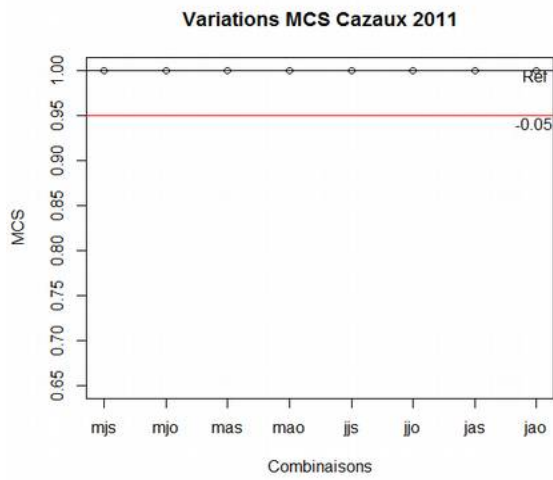


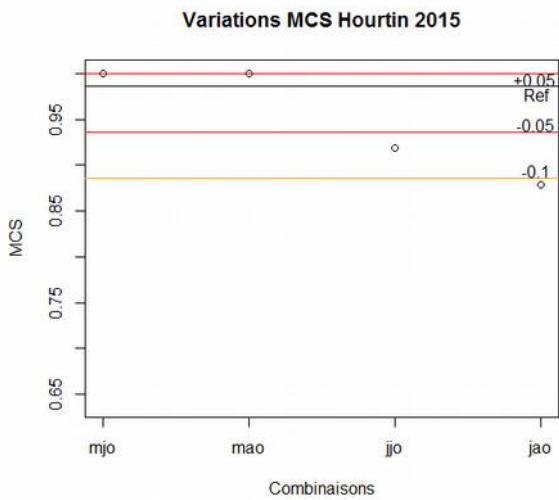
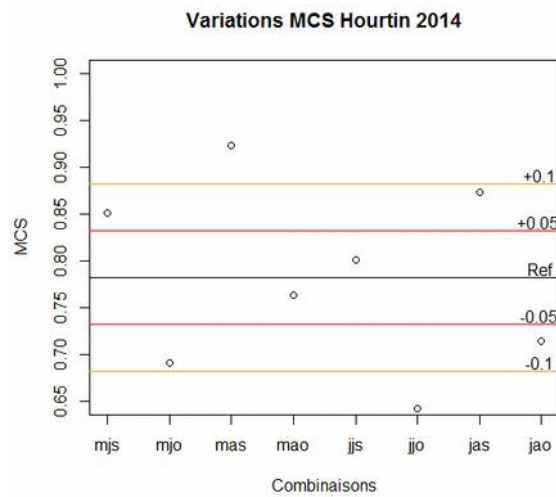
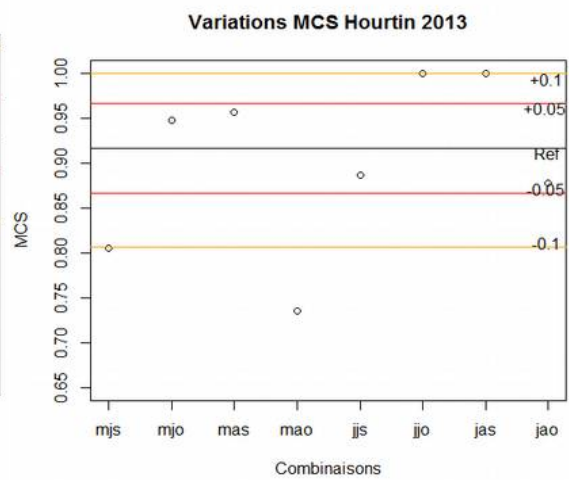
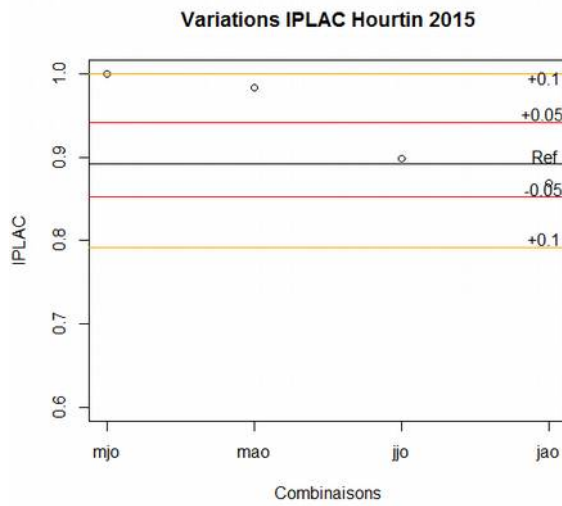
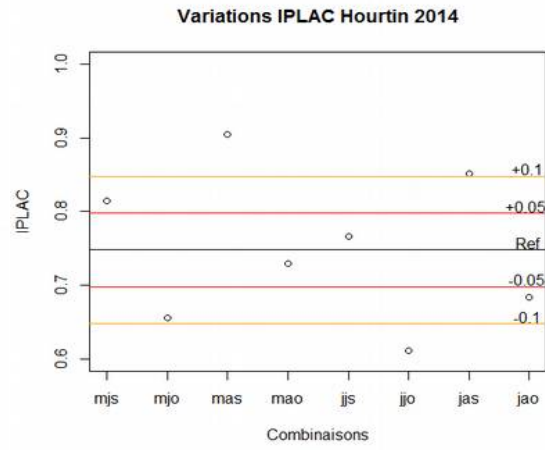
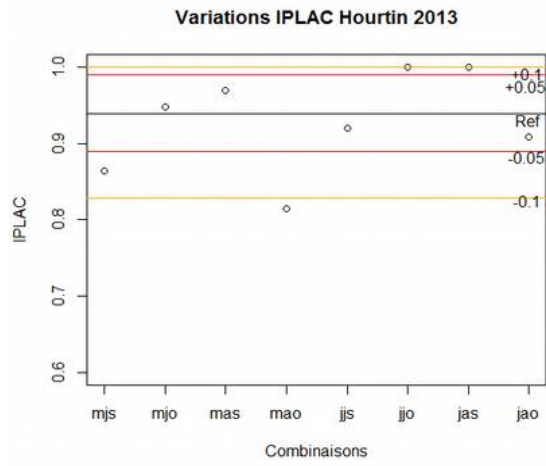
Variations MBA Cazaux 2016

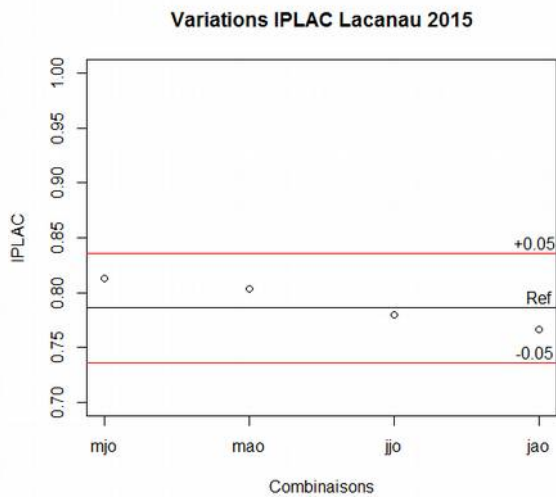
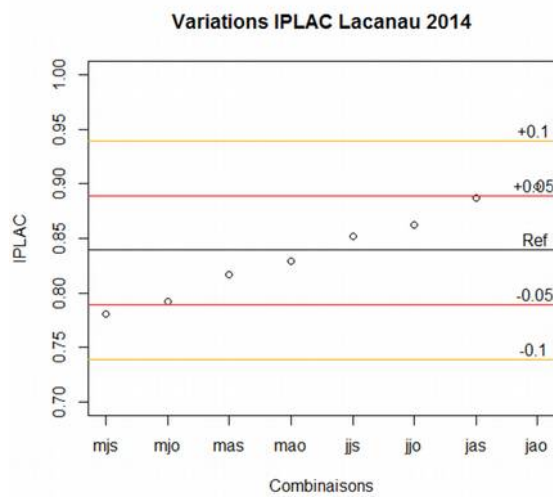
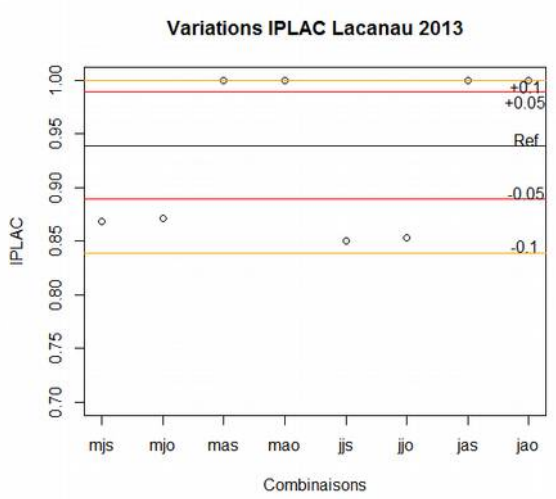
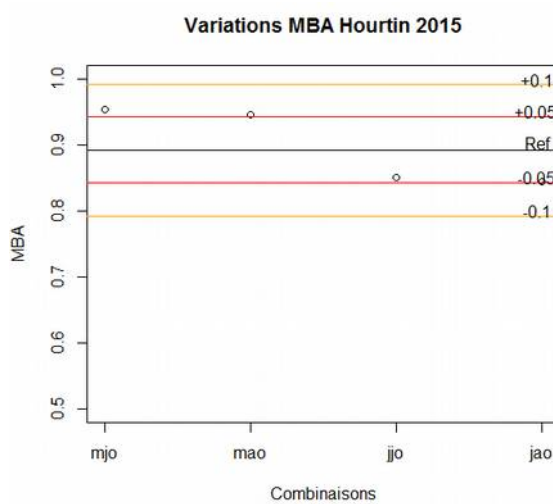
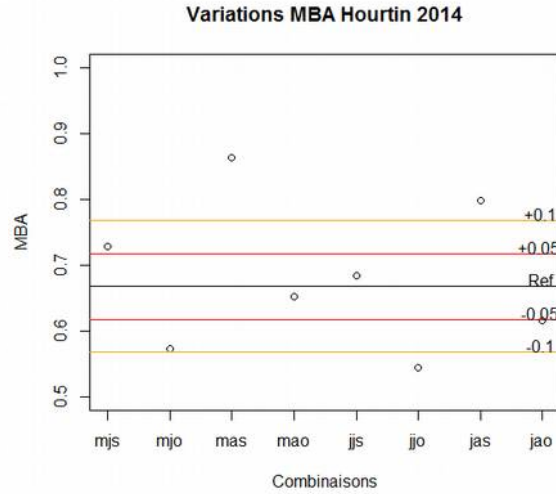
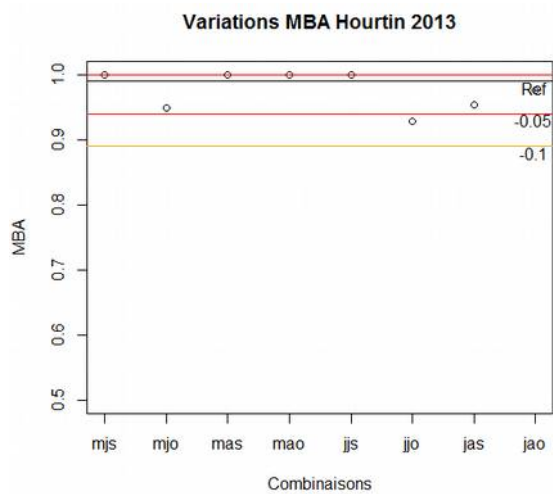


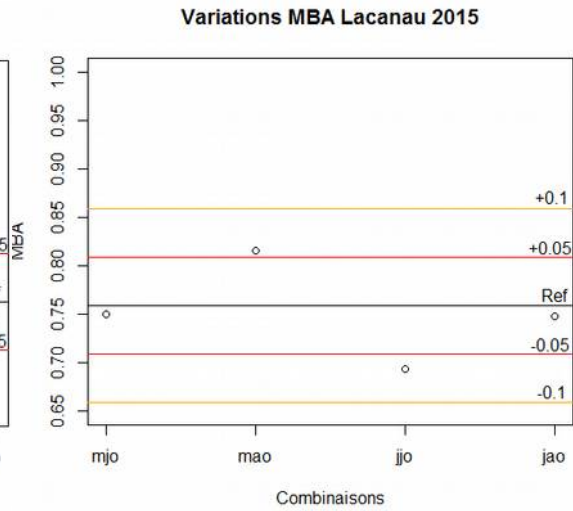
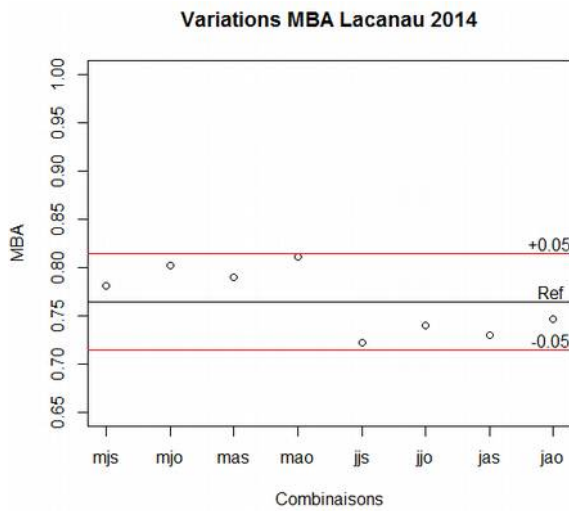
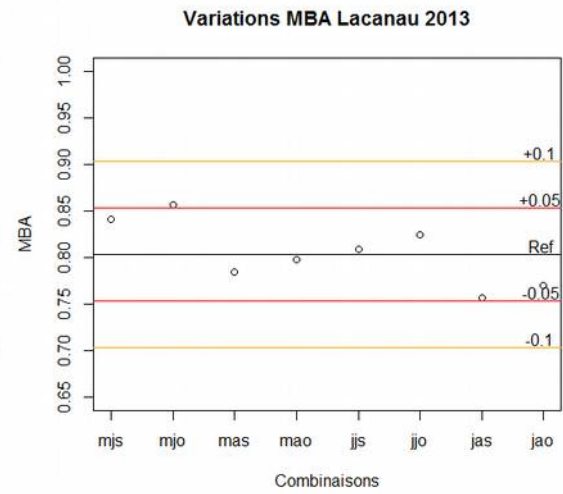
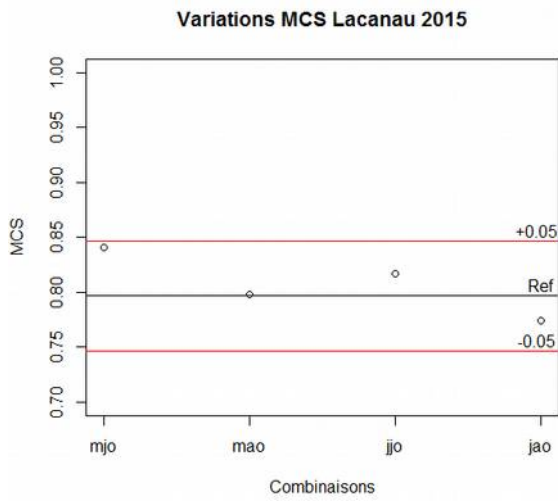
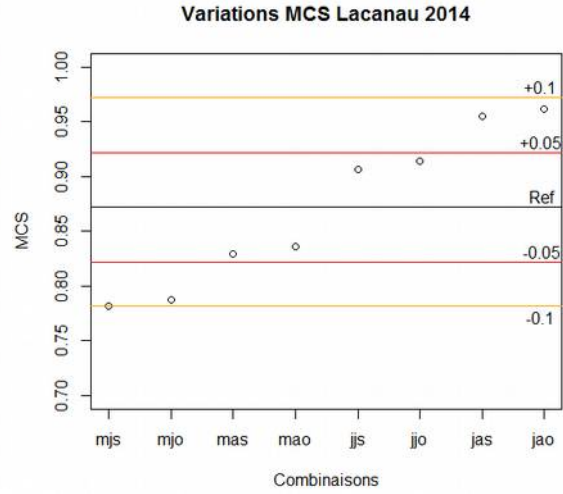
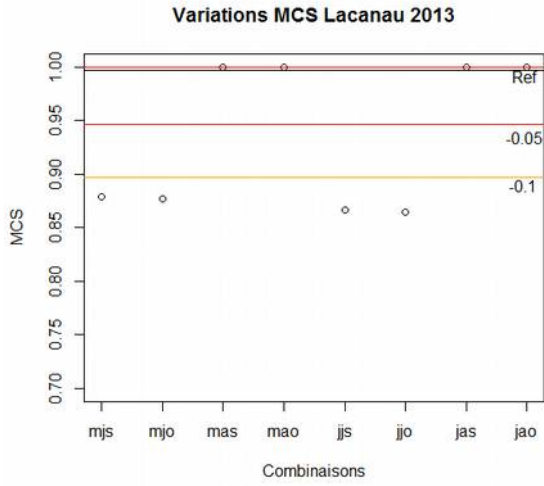
Variations MCS Cazaux 2010



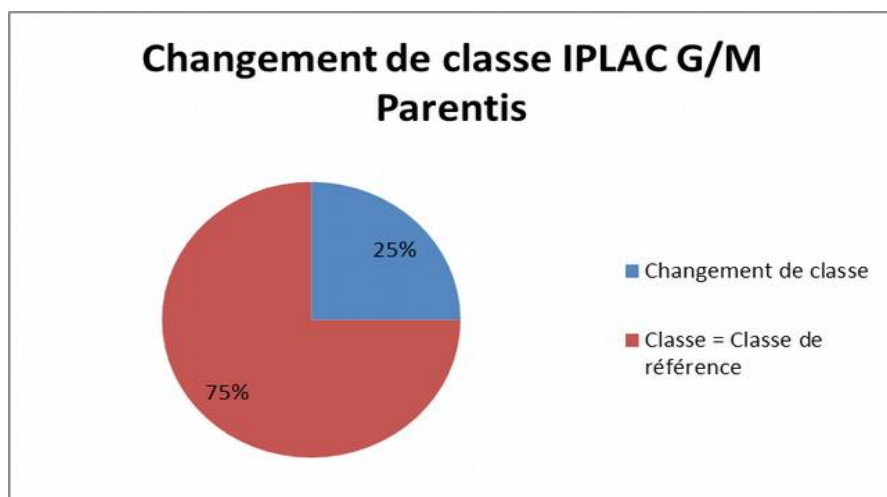
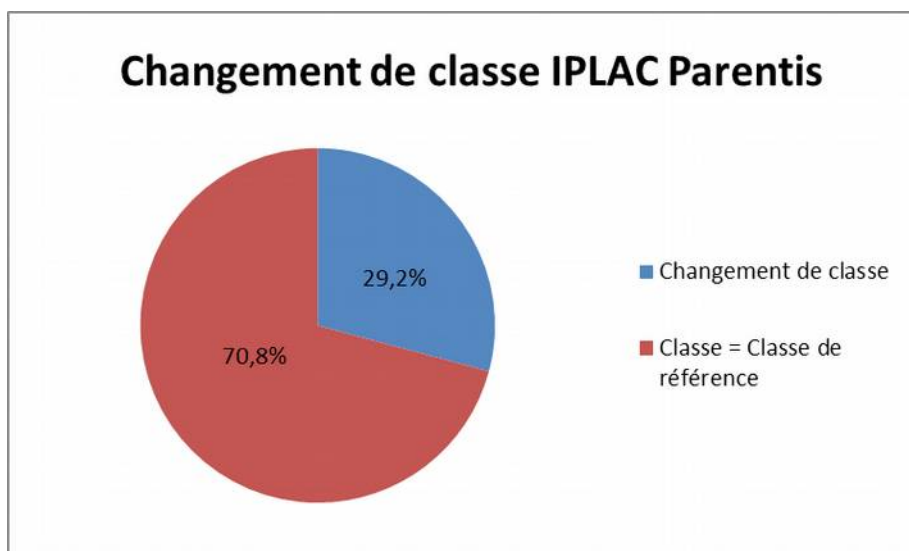
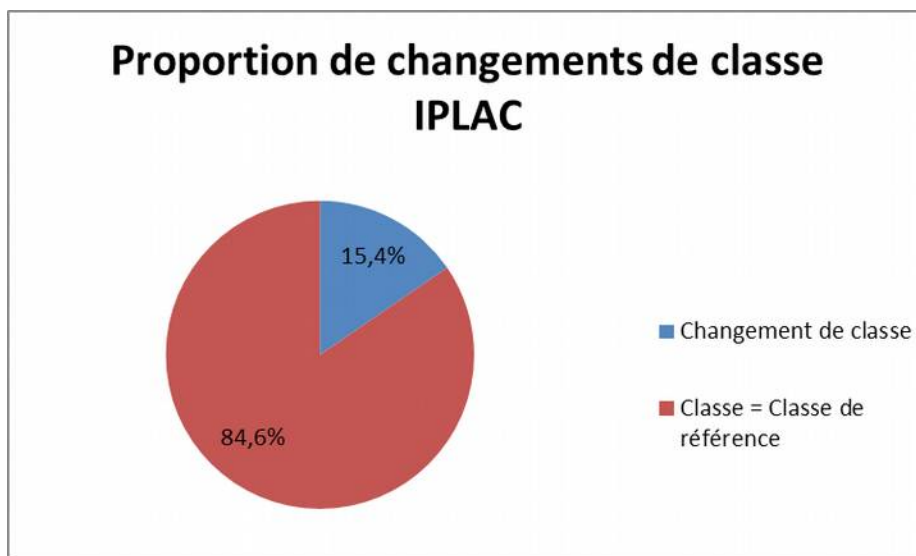




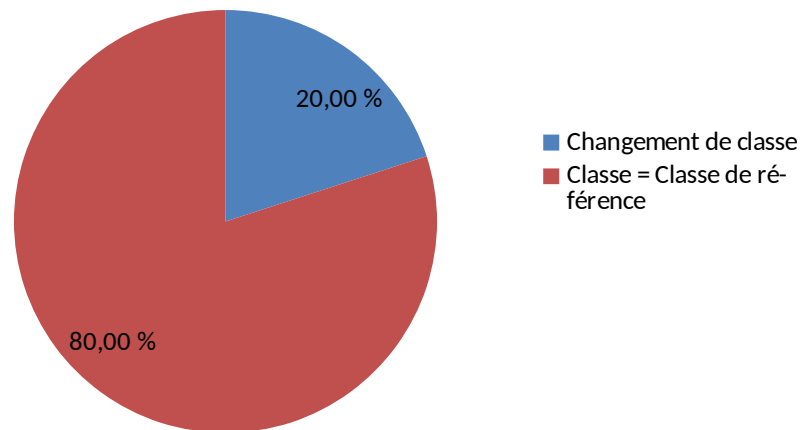




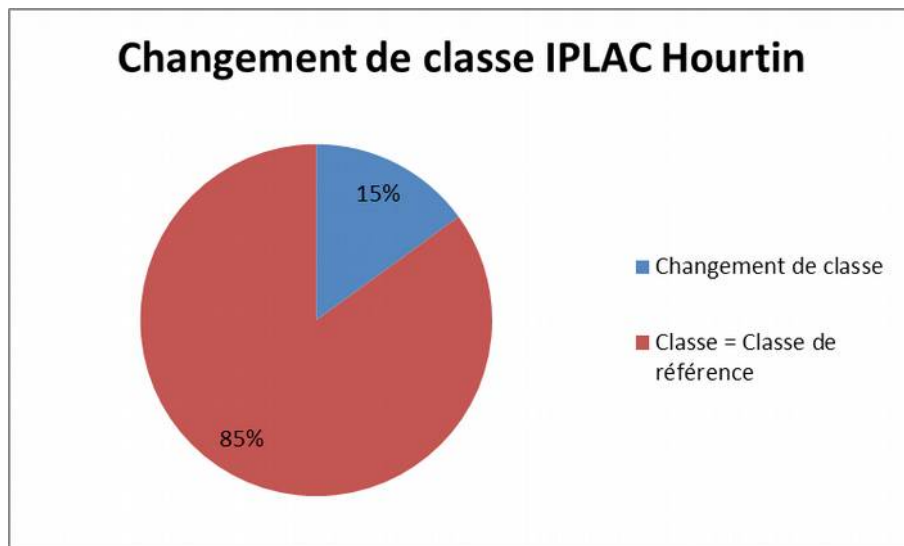
Annexe 3: graphiques en secteur de la proportion de changement de classe d'état écologique



Changement de classe IPLAC Lacanau



Changement de classe IPLAC Hourtin



Annexe 4: tableaux des mois spécifiques faisant baisser la note de l'IPLAC ou de ses métriques

Cazaux	MBA	MCS	IPLAC
2011	Août	/	Août
2012	Juin	Octobre	Juin
2013	Juin	/	Juin
2014	Juin	/	/
2015	Octobre	Juillet	Octobre

Parentis	MBA	MCS	IPLAC
2011	Août	Mai	Août
2012	Octobre	Octobre	Octobre
2013	Octobre	septembre	septembre
2014	septembre	Juillet	Juillet
2015	Juillet	Août	Mai

Lacanau	MBA	MCS	IPLAC
2013	aout	juillet	juillet
2014	juin	mai	mai

Hourtin	MBA	MCS	IPLAC
2013	Juin	septembre	septembre
2014	Octobre	Octobre	Octobre

Annexe 5: résultats des combinaisons de 2 campagnes pour l'indice IPLAC, les métriques MBA et MCS, par lac et par année

Lac de Parentis 2010

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
10PJi	2010	0,492	M	0,644	G	0,599	M
10PJA	2010	0,488	M	0,692	G	0,631	G
10PJS	2010	0,541	M	0,566	M	0,559	M
10PJO	2010	0,469	M	0,575	M	0,543	M
10PjIS	2010	0,695	G	0,585	M	0,618	G
10PjIO	2010	0,589	M	0,594	M	0,593	M
10PAS	2010	0,689	G	0,632	G	0,649	G
10PAO	2010	0,585	M	0,641	G	0,624	G
10PREF	2010	0,573	M	0,616	G	0,603	G

Lac de Parentis 2011

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
11PMJi	2011	0,765	G	0,763	G	0,764	G
11PMa	2011	0,592	M	0,731	G	0,689	G
11PMS	2011	0,521	M	0,732	G	0,669	G
11PMO	2011	0,612	G	0,673	G	0,655	G
11PJi	2011	0,759	G	0,846	H	0,820	H
11PJA	2011	0,588	M	0,814	H	0,746	G
11PJS	2011	0,518	M	0,816	H	0,726	G
11PJO	2011	0,608	G	0,756	G	0,712	G
11PjIS	2011	0,762	G	0,738	G	0,745	G
11PjIO	2011	0,973	H	0,679	G	0,767	G
11PAS	2011	0,590	M	0,706	G	0,671	G
11PAO	2011	0,703	G	0,647	G	0,664	G
11PREF	2011	0,646	G	0,742	G	0,713	G

Lac de Parentis 2012

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
12PMJi	2012	0,458	M	0,717	G	0,640	G
12PMA	2012	0,536	M	0,740	G	0,679	G
12PMS	2012	0,574	M	0,726	G	0,681	G
12PMO	2012	0,441	M	0,657	G	0,593	M
12PJi	2012	0,458	M	0,705	G	0,631	G
12PJA	2012	0,536	M	0,727	G	0,670	G
12PJS	2012	0,574	M	0,713	G	0,672	G
12PJO	2012	0,441	M	0,645	G	0,584	M
12PjIS	2012	0,629	G	0,697	G	0,677	G
12PjIO	2012	0,478	M	0,628	G	0,583	M
12PAS	2012	0,766	G	0,720	G	0,734	G
12PAO	2012	0,561	M	0,651	G	0,624	G
12REF	2012	0,527	M	0,694	G	0,644	G

Lac de Parentis 2013

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
13PMJi	2013	0,497	M	0,675	G	0,622	G
13PMA	2013	0,499	M	0,708	G	0,645	G
13PMS	2013	0,607	G	0,480	M	0,518	M
13PMO	2013	0,485	M	0,671	G	0,615	G
13PJi	2013	0,485	M	0,671	G	0,615	G
13PJA	2013	0,506	M	0,684	G	0,631	G
13PJS	2013	0,617	G	0,456	M	0,504	M
13PJO	2013	0,493	M	0,647	G	0,601	G
13PJiS	2013	0,674	G	0,449	M	0,517	M
13PJiO	2013	0,531	M	0,640	G	0,607	G
13PAS	2013	0,676	G	0,482	M	0,541	M
13PAO	2013	0,533	M	0,674	G	0,631	G
13REF	2013	0,546	M	0,601	G	0,585	M

Lac de Parentis 2014

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
14PMJi	2014	0,513	M	0,323	P	0,380	P
14PMA	2014	0,573	M	0,388	P	0,444	M
14PMS	2014	0,476	M	0,310	P	0,360	P
14PMO	2014	0,584	M	0,427	M	0,474	M
14PJi	2014	0,446	M	0,329	P	0,364	P
14PJA	2014	0,495	M	0,394	P	0,425	M
14PJS	2014	0,416	M	0,317	P	0,346	P
14PJO	2014	0,503	M	0,433	M	0,454	M
14PJiS	2014	0,453	M	0,425	M	0,433	M
14PJiO	2014	0,552	M	0,541	M	0,544	M
14PAS	2014	0,503	M	0,490	M	0,494	M
14PAO	2014	0,621	G	0,606	G	0,611	G
14PREF	2014	0,507	M	0,415	M	0,443	M

Lac de Parentis 2015

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
15PMJi	2015	0,383	P	0,675	G	0,588	M
15PMA	2015	0,541	M	0,623	G	0,599	M
15PMS	2015	0,466	M	0,555	M	0,529	M
15PMO	2015	0,443	M	0,604	G	0,556	M
15PJi	2015	0,460	M	0,716	G	0,639	G
15PJA	2015	0,671	G	0,664	G	0,666	G
15PJS	2015	0,567	M	0,596	M	0,587	M
15PJO	2015	0,537	M	0,644	G	0,612	G
15PJiS	2015	0,470	M	0,629	G	0,581	M
15PJiO	2015	0,446	M	0,677	G	0,608	G
15PAS	2015	0,689	G	0,577	M	0,610	G
15PAO	2015	0,646	G	0,625	G	0,631	G
15PREF	2015	0,514	M	0,632	G	0,597	G

Lac de Parentis 2016

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
16PMJi	2016	0,594	M	0,628	G	0,618	G
16PMA	2016	0,687	G	0,488	M	0,548	M
16PMS	2016	0,569	M	0,568	M	0,568	M
16PJJi	2016	0,512	M	0,651	G	0,610	G
16PJA	2016	0,583	M	0,511	M	0,533	M
16PJS	2016	0,492	M	0,591	M	0,561	M
16PJiS	2016	0,535	M	0,623	G	0,597	M
16PAS	2016	0,612	G	0,483	M	0,522	M
16PREF	2016	0,573	M	0,592	M	0,586	M

Lac de Cazaux-Sanguinet 2010

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
10CJji	2010	0,703	G	0,990	H	0,904	H
10CJA	2010	0,705	G	0,985	H	0,901	H
10CJS	2010	0,661	G	1,000	H	0,898	H
10CJO	2010	0,658	G	1,000	H	0,897	H
10CjiS	2010	0,929	H	0,948	H	0,942	H
10CjiO	2010	0,924	H	0,945	H	0,939	H
10CAS	2010	0,932	H	0,971	H	0,959	H
10CAO	2010	0,926	H	0,969	H	0,956	H
10CREf	2010	0,808	H	0,977	H	0,926	H

Lac de Cazaux-Sanguinet 2011

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
11CMJi	2011	1,000	H	0,995	H	1,000	H
11CMa	2011	0,815	H	1,000	H	0,944	H
11CMS	2011	0,821	H	1,000	H	0,946	H
11CMO	2011	0,823	H	0,981	H	0,934	H
11CJji	2011	1,000	H	1,000	H	1,000	H
11CJA	2011	0,848	H	1,000	H	0,954	H
11CJS	2011	0,854	H	1,000	H	0,956	H
11CJO	2011	0,856	H	1,000	H	0,957	H
11CjiS	2011	1,000	H	1,000	H	1,000	H
11CjiO	2011	1,000	H	1,000	H	1,000	H
11CAS	2011	0,841	H	1,000	H	1,000	H
11CAO	2011	0,842	H	1,000	H	0,953	H
11CREf	2011	0,901	H	1,000	H	0,970	H

Lac de Cazaux-Sanguinet 2012

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
12CMJi	2012	0,823	H	1,000	H	0,947	H
12CMA	2012	1,000	H	0,998	H	1,000	H
12CMS	2012	0,750	G	1,000	H	0,925	H
12CMO	2012	0,851	H	0,992	H	0,950	H
12CJji	2012	0,823	H	1,000	H	0,947	H
12CJA	2012	1,000	H	0,987	H	1,000	H
12CJS	2012	0,750	G	1,000	H	0,925	H
12CJO	2012	0,851	H	0,981	H	0,942	H
12CjiS	2012	0,696	G	1,000	H	0,909	H
12CjiO	2012	0,782	G	0,993	H	0,930	H
12CAS	2012	0,887	H	1,000	H	0,966	H
12CAO	2012	1,000	H	0,979	H	0,985	H
12CREf	2012	0,853	H	1,000	H	0,956	H

Lac de Cazaux-Sanguinet 2013

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
13CMJi	2013	0,699	G	0,957	H	0,879	H
13CMA	2013	0,682	G	1,000	H	0,905	H
13CMS	2013	0,783	G	1,000	H	0,935	H
13CMO	2013	0,760	G	1,000	H	0,928	H
13CJi	2013	0,672	G	0,953	H	0,869	H
13CJA	2013	0,656	G	1,000	H	0,897	H
13CJS	2013	0,749	G	1,000	H	0,925	H
13CJO	2013	0,727	G	1,000	H	0,918	H
13CjIS	2013	0,782	G	1,000	H	0,935	H
13CjIO	2013	0,759	G	1,000	H	0,928	H
13CAS	2013	0,760	G	1,000	H	0,928	H
13CAO	2013	0,738	G	1,000	H	0,921	H
13CREf	2013	0,728	G	1,000	H	0,918	H

Lac de Cazaux-Sanguinet 2014

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
14CMJi	2014	0,900	H	1,000	H	0,970	H
14CMA	2014	0,992	H	0,987	H	0,988	H
14CMS	2014	0,858	H	1,000	H	0,958	H
14CMO	2014	0,811	H	0,971	H	0,923	H
14CJi	2014	0,824	H	1,000	H	0,947	H
14CJA	2014	0,896	H	1,000	H	0,969	H
14CJS	2014	0,790	G	1,000	H	0,937	H
14CJO	2014	0,750	G	1,000	H	0,925	H
14CjIS	2014	0,824	H	1,000	H	0,947	H
14CjIO	2014	0,718	G	1,000	H	0,915	H
14CAS	2014	0,811	H	1,000	H	0,943	H
14CAO	2014	0,769	G	1,000	H	0,931	H
14CREf	2014	0,815	G	1,000	H	0,945	H

Lac de Cazaux -Sanguinet 2015

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
15CMJi	2015	0,945	H	0,973	H	0,965	H
15CMA	2015	0,891	H	1,000	H	0,967	H
15CMS	2015	0,891	H	1,000	H	0,967	H
15CMO	2015	0,738	G	0,999	H	0,920	H
15CJi	2015	0,860	H	0,939	H	0,915	H
15CJA	2015	0,817	H	0,994	H	0,941	H
15CJS	2015	0,817	H	0,964	H	0,920	H
15CJO	2015	0,688	G	0,964	H	0,882	H
15CjIS	2015	0,860	H	0,939	H	0,915	H
15CjIO	2015	0,688	G	0,964	H	0,882	H
15CAS	2015	0,803	H	1,000	H	0,941	H
15CAO	2015	0,678	G	1,000	H	0,904	H
15CREf	2015	0,797	G	0,986	H	0,929	H

Lac de Cazaux –Sanguinet 2016

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
16CMJi	2016	0,837	H	0,915	H	0,891	H
16CMA	2016	0,789	G	0,980	H	0,922	H
16CMS	2016	0,938	H	0,978	H	0,966	H
16CJi	2016	0,679	G	0,938	H	0,860	H
16CJA	2016	0,648	G	1,000	H	0,894	H
16CJS	2016	0,740	G	1,000	H	0,922	H
16CjIS	2016	0,950	H	0,951	H	0,950	H
16CAS	2016	0,885	H	1,000	H	0,966	H
16CREF	2016	0,779	G	0,970	H	0,912	H

Lac de Lacanau 2013

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
13LMJi	2013	0,895	H	0,707	G	0,764	G
13LMA	2013	0,801	H	1,000	H	0,940	H
13LMS	2013	0,877	H	1,000	H	1,000	H
13LMO	2013	0,905	H	1,000	H	1,000	H
13LJi	2013	0,841	H	0,690	G	0,735	G
13LJA	2013	0,759	G	1,000	H	0,928	H
13LJS	2013	0,826	H	1,000	H	1,000	H
13LJO	2013	0,850	H	1,000	H	1,000	H
13LjIS	2013	0,765	G	0,738	G	0,746	G
13LjIO	2013	0,784	G	0,735	G	0,750	G
13LAS	2013	0,698	G	1,000	H	0,909	H
13LAO	2013	0,714	G	1,000	H	0,914	H
13LREF	2013	0,803	H	0,997	H	0,939	H

Lac de Lacanau 2014

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
14LMJi	2014	0,829	H	0,645	G	0,700	G
14LMA	2014	0,844	H	0,717	G	0,755	G
14IMS	2014	0,769	G	0,667	G	0,698	G
14LMO	2014	0,800	G	0,678	G	0,714	G
14LJi	2014	0,733	G	0,834	H	0,804	H
14LJA	2014	0,744	G	0,906	H	0,857	H
14LjIS	2014	0,733	G	0,834	H	0,804	H
14LJO	2014	0,711	G	0,866	H	0,820	H
14LjIS	2014	0,733	G	0,834	H	0,804	H
14LjIO	2014	0,779	G	1,000	H	0,934	H
14LAS	2014	0,762	G	1,000	H	1,000	H
14LAO	2014	0,792	G	1,000	H	1,000	H
14LREF	2014	0,764	G	0,872	H	0,839	H

Lac de Lacanau 2015

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
15LMJi	2015	0,741	G	0,832	H	0,805	H
15LMA	2015	0,843	H	0,768	G	0,790	G
15LMO	2015	0,832	H	0,773	G	0,791	G
15LJi	2015	0,662	G	0,797	G	0,756	G
15LJA	2015	0,739	G	0,732	G	0,734	G
15LJO	2015	0,739	G	0,732	G	0,734	G
15LjIO	2015	0,691	G	0,917	H	0,849	H
15LAO	2015	0,776	G	0,853	H	0,830	H
15LREF	2015	0,759	G	0,797	G	0,786	G

Lac de Hourtin 2013

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
13LMJi	2013	0,895	H	0,707	G	0,764	G
13LMA	2013	0,801	H	1,000	H	0,940	H
13LMS	2013	0,877	H	1,000	H	1,000	H
13LMO	2013	0,905	H	1,000	H	1,000	H
13LJi	2013	0,841	H	0,690	G	0,735	G
13LJA	2013	0,759	G	1,000	H	0,928	H
13LJS	2013	0,826	H	1,000	H	1,000	H
13LJO	2013	0,850	H	1,000	H	1,000	H
13LjIS	2013	0,765	G	0,738	G	0,746	G
13LjIO	2013	0,784	G	0,735	G	0,750	G
13LAS	2013	0,698	G	1,000	H	0,909	H
13LAO	2013	0,714	G	1,000	H	0,914	H
13HREF	2013	0,803	G	0,997	H	0,939	H

Lac de Hourtin 2014

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
14HMJi	2014	0,588	M	0,721	G	0,681	G
14HMA	2014	0,723	G	0,829	H	0,797	G
14HMS	2014	1,000	H	0,972	H	1,000	H
14HMO	2014	0,671	G	0,733	G	0,714	G
14HJi	2014	0,544	M	0,646	G	0,616	G
14HJA	2014	0,659	G	0,754	G	0,726	G
14HJS	2014	0,946	H	0,898	H	0,912	H
14HJO	2014	0,615	G	0,658	G	0,645	G
14HjIS	2014	0,672	G	0,860	H	0,804	H
14HjIO	2014	0,484	M	0,620	G	0,580	M
14HAS	2014	0,856	H	0,968	H	0,934	H
14HAO	2014	0,578	M	0,728	G	0,683	G
14HREF	2014	0,668	M	0,782	G	0,748	G

Lac de Hourtin 2015

Nom_lac	Année	MBA	Classe_MBA	MCS	Classe_MCS	IPLAC	Classe_IPLAC
15HMJi	2015	0,890	H	1,000	H	1,000	H
15HMA	2015	0,880	H	1,000	H	1,000	H
15HMO	2015	1,000	H	0,995	H	1,000	H
15HJi	2015	0,765	G	0,956	H	0,899	H
15HJA	2015	0,759	G	0,896	H	0,855	H
15HJO	2015	0,934	H	0,806	H	0,844	H
15HjIO	2015	0,871	H	0,995	H	0,958	H
15HAO	2015	0,862	H	0,935	H	0,913	H
15HREF	2015	0,892	H	0,986	H	0,957	H

Annexe 6: codes R correspondants aux traitements statistiques réalisés

Tests de Wilcoxon

Parentis

Test IPLAC

```
> shapiro.test(RParentis_2010$IPLAC)

      shapiro-wilk normality test

data:  RParentis_2010$IPLAC
W = 0.9992, p-value = 0.9976

> t.test(RParentis_2010$IPLAC,mu=0.603,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      One Sample t-test

data:  RParentis_2010$IPLAC
t = -1.3606, df = 3, p-value = 0.2668
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.603
95 percent confidence interval:
 0.5712798 0.6157202
sample estimates:
mean of x
 0.5935

> wilcox.test(RParentis_2010$IPLAC,mu=0.603,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      wilcoxon signed rank test

data:  RParentis_2010$IPLAC
V = 2, p-value = 0.375
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.603

Test MBA

> shapiro.test(RParentis_2010$MBA)

      shapiro-wilk normality test

data:  RParentis_2010$MBA
W = 0.7698, p-value = 0.05815

> t.test(RParentis_2010$MBA,mu=0.573,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      One Sample t-test

data:  RParentis_2010$MBA
t = -2.2902, df = 3, p-value = 0.1059
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.573
95 percent confidence interval:
 0.4899618 0.5865382
sample estimates:
mean of x
 0.53825

> wilcox.test(RParentis_2010$MBA,mu=0.573,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      wilcoxon signed rank test

data:  RParentis_2010$MBA
V = 0, p-value = 0.125
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.573
```

Test MCS

```
> shapiro.test(RParentis_2010$MCS)
```

```
shapiro-wilk normality test
```

```
data: RParentis_2010$MCS  
W = 0.8656, p-value = 0.2807
```

```
> t.test(RParentis_2010$MCS,mu=0.616,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

```
One Sample t-test
```

```
data: RParentis_2010$MCS  
t = 0.1354, df = 3, p-value = 0.9009  
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.616  
95 percent confidence interval:  
 0.5878698 0.6466302  
sample estimates:  
mean of x  
 0.61725
```

```
> wilcox.test(RParentis_2010$MCS,mu=0.616,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

```
wilcoxon signed rank test
```

```
data: RParentis_2010$MCS  
V = 6, p-value = 0.875  
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.616
```

2011 :

Test IPLAC

```
> shapiro.test(RParentis2011$IPLAC)
```

```
shapiro-wilk normality test
```

```
data: RParentis2011$IPLAC  
W = 0.9187, p-value = 0.4191
```

```
> t.test(RParentis2011$IPLAC,mu=0.713,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

```
One sample t-test
```

```
data: RParentis2011$IPLAC  
t = 0.1623, df = 7, p-value = 0.8757  
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.713  
95 percent confidence interval:  
 0.6875557 0.7421943  
sample estimates:  
mean of x  
 0.714875
```

```
> wilcox.test(RParentis2011$IPLAC,mu=0.713,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

```
wilcoxon signed rank test with continuity correction
```

```
data: RParentis2011$IPLAC  
V = 21, p-value = 0.725  
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.713
```

Test MBA

```

> shapiro.test(RParentis2011$MBA)

      Shapiro-Wilk normality test

data:  RParentis2011$MBA
W = 0.8988, p-value = 0.282

> t.test(RParentis2011$MBA,mu=0.646,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      One Sample t-test

data:  RParentis2011$MBA
t = 0.2465, df = 7, p-value = 0.8124
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.646
95 percent confidence interval:
 0.5922846 0.7122154
sample estimates:
mean of x
 0.65225

> wilcox.test(RParentis2011$MBA,mu=0.646,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      Wilcoxon signed rank test with continuity correction

data:  RParentis2011$MBA
V = 20.5, p-value = 0.7792
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.646

```

Test MCS

```

> shapiro.test(RParentis2011$MCS)

      Shapiro-Wilk normality test

data:  RParentis2011$MCS
W = 0.9913, p-value = 0.9969

> t.test(RParentis2011$MCS,mu=0.742,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      One Sample t-test

data:  RParentis2011$MCS
t = 0, df = 7, p-value = 1
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.742
95 percent confidence interval:
 0.7100776 0.7739224
sample estimates:
mean of x
 0.742

> wilcox.test(RParentis2011$MCS,mu=0.742,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      Wilcoxon signed rank test with continuity correction

data:  RParentis2011$MCS
V = 18.5, p-value = 1
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.742

```


2012 :

Test IPLAC

```
> shapiro.test(RParentis_2012$IPLAC)

      shapiro-wilk normality test

data:  RParentis_2012$IPLAC
W = 0.9345, p-value = 0.5575
> t.test(RParentis_2012$IPLAC,mu=0.644,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      One Sample t-test

data:  RParentis_2012$IPLAC
t = 0.0984, df = 7, p-value = 0.9243
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.644
95 percent confidence interval:
 0.6152238 0.6752762
sample estimates:
mean of x
 0.64525
> wilcox.test(RParentis_2012$IPLAC,mu=0.644,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      wilcoxon signed rank test with continuity correction

data:  RParentis_2012$IPLAC
V = 19, p-value = 0.944
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.644
```

Test MBA

```
> shapiro.test(RParentis_2012$MBA)

      shapiro-wilk normality test

data:  RParentis_2012$MBA
W = 0.8978, p-value = 0.2762
> t.test(RParentis_2012$MBA,mu=0.527,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      One Sample t-test

data:  RParentis_2012$MBA
t = 0.2134, df = 7, p-value = 0.8371
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.527
95 percent confidence interval:
 0.4816322 0.5813678
sample estimates:
mean of x
 0.5315
> wilcox.test(RParentis_2012$MBA,mu=0.527,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      wilcoxon signed rank test with continuity correction

data:  RParentis_2012$MBA
V = 22, p-value = 0.6224
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.527
```

Test MCS

```

> shapiro.test(RParentis_2012$MCS)

      shapiro-wilk normality test

data:  RParentis_2012$MCS
W = 0.9281, p-value = 0.4987
> t.test(RParentis_2012$MCS,mu=0.694,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      one Sample t-test

data:  RParentis_2012$MCS
t = 0, df = 7, p-value = 1
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.694
95 percent confidence interval:
 0.6720077 0.7159923
sample estimates:
mean of x
 0.694

> wilcox.test(RParentis_2012$MCS,mu=0.694,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      wilcoxon signed rank test

data:  RParentis_2012$MCS
V = 20, p-value = 0.8438
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.694

```

2013 :

Test IPLAC

```

> shapiro.test(Rparentis_2013$IPLAC)

      shapiro-wilk normality test

data:  Rparentis_2013$IPLAC
W = 0.8819, p-value = 0.1965
> t.test(Rparentis_2013$IPLAC,mu=0.585,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      one Sample t-test

data:  Rparentis_2013$IPLAC
t = 0.0295, df = 7, p-value = 0.9773
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.585
95 percent confidence interval:
 0.5552785 0.6154715
sample estimates:
mean of x
 0.585375

> wilcox.test(Rparentis_2013$IPLAC,mu=0.585,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      wilcoxon signed rank test

data:  Rparentis_2013$IPLAC
V = 20, p-value = 0.8438
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.585

```

Test MBA

```

> shapiro.test(Rparentis_2013$MBA)

      shapiro-wilk normality test

data:  Rparentis_2013$MBA
W = 0.726, p-value = 0.004418

> wilcox.test(Rparentis_2013$MBA,mu=0.546,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      wilcoxon signed rank test

data:  Rparentis_2013$MBA
V = 22, p-value = 0.6406
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.546

```

Test MCS

```

> shapiro.test(Rparentis_2013$MCS)

      shapiro-wilk normality test

data:  Rparentis_2013$MCS
W = 0.8397, p-value = 0.07472

> t.test(Rparentis_2013$MCS,mu=0.601,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      one sample t-test

data:  Rparentis_2013$MCS
t = 0.0152, df = 7, p-value = 0.9883
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.601
95 percent confidence interval:
 0.5431924 0.6595576
sample estimates:
mean of x
 0.601375

> wilcox.test(Rparentis_2013$MCS,mu=0.601,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      wilcoxon signed rank test

data:  Rparentis_2013$MCS
V = 20, p-value = 0.8438
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.601

```

2014 :

Test IPLAC

```

> shapiro.test(RParentis_2014$IPLAC)

      shapiro-wilk normality test

data:  RParentis_2014$IPLAC
W = 0.9332, p-value = 0.5459

```

```

> t.test(RParentis_2014$IPLAC,mu=0.443,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

One Sample t-test

data: RParentis_2014$IPLAC
t = -0.3813, df = 7, p-value = 0.7143
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.443
95 percent confidence interval:
 0.3979911 0.4755089
sample estimates:
mean of x
 0.43675
> wilcox.test(RParentis_2014$IPLAC,mu=0.443,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

```

Wilcoxon signed rank test with continuity correction

```

data: RParentis_2014$IPLAC
V = 15, p-value = 0.7256
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.443

```

Test MBA

```

> shapiro.test(RParentis_2014$MBA)

```

Shapiro-Wilk normality test

```

data: RParentis_2014$MBA
W = 0.9913, p-value = 0.9969

```

```

> t.test(RParentis_2014$MBA,mu=0.507,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

```

One Sample t-test

```

data: RParentis_2014$MBA
t = 0.1374, df = 7, p-value = 0.8946
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.507
95 percent confidence interval:
 0.4685114 0.5502386
sample estimates:
mean of x
 0.509375

```

```

> wilcox.test(RParentis_2014$MBA,mu=0.507,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

```

```

mean of x
 0.509375

```

```

> wilcox.test(RParentis_2014$MBA,mu=0.507,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

```

Wilcoxon signed rank test

```

data: RParentis_2014$MBA
V = 19, p-value = 0.9453
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.507

```

Test MCS

```

> shapiro.test(RParentis_2014$MCS)

      Shapiro-Wilk normality test

data:  RParentis_2014$MCS
W = 0.8685, p-value = 0.1456

> t.test(RParentis_2014$MCS,mu=0.415,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      One Sample t-test

data:  RParentis_2014$MCS
t = -0.5048, df = 7, p-value = 0.6292
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.415
95 percent confidence interval:
 0.3624201 0.4490799
sample estimates:
mean of x
 0.40575

> wilcox.test(RParentis_2014$MCS,mu=0.415,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      Wilcoxon signed rank test with continuity correction

data:  RParentis_2014$MCS
V = 16, p-value = 0.8334
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.415

```

2015 :

Test IPLAC

```

> shapiro.test(RParentis_2015$IPLAC)

      Shapiro-Wilk normality test

data:  RParentis_2015$IPLAC
W = 0.9639, p-value = 0.8464

> t.test(RParentis_2015$IPLAC,mu=0.597,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      One Sample t-test

data:  RParentis_2015$IPLAC
t = 0.2327, df = 7, p-value = 0.8226
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.597
95 percent confidence interval:
 0.5786784 0.6193216
sample estimates:
mean of x
 0.599

> wilcox.test(RParentis_2015$IPLAC,mu=0.597,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      Wilcoxon signed rank test with continuity correction

data:  RParentis_2015$IPLAC
V = 20.5, p-value = 0.7792
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.597

```

Test MBA

```
> shapiro.test(RParentis_2015$MBA)
```

```
shapiro-wilk normality test
```

```
data: RParentis_2015$MBA  
W = 0.9527, p-value = 0.7388
```

Test MCS

```
> shapiro.test(RParentis_2015$MCS)
```

```
shapiro-wilk normality test
```

```
data: RParentis_2015$MCS  
W = 0.9733, p-value = 0.9224
```

```
> t.test(RParentis_2015$MCS,mu=0.632,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

```
one sample t-test
```

```
data: RParentis_2015$MCS  
t = 0, df = 7, p-value = 1  
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.632  
95 percent confidence interval:  
 0.6076137 0.6563863  
sample estimates:  
mean of x  
 0.632
```

```
> wilcox.test(RParentis_2015$MCS,mu=0.632,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

```
wilcoxon signed rank test with continuity correction
```

```
data: RParentis_2015$MCS  
V = 18, p-value = 1  
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.632
```

2016 :

Test IPLAC

```
> shapiro.test(RParentis_2016$IPLAC)
```

```
shapiro-wilk normality test
```

```
data: RParentis_2016$IPLAC  
W = 0.8331, p-value = 0.1759
```

```
> t.test(RParentis_2016$IPLAC,mu=0.586,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

```
one sample t-test
```

```
data: RParentis_2016$IPLAC  
t = -1.3431, df = 3, p-value = 0.2718  
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.586  
95 percent confidence interval:  
 0.519453 0.613047  
sample estimates:  
mean of x  
 0.56625
```

```
> wilcox.test(RParentis_2016$IPLAC,mu=0.586,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test

```
data: RParentis_2016$IPLAC
V = 3, p-value = 0.625
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.586
```

Test MBA

```
> shapiro.test(RParentis_2016$MBA)
```

shapiro-wilk normality test

```
data: RParentis_2016$MBA
W = 0.9649, p-value = 0.8096
```

```
> t.test(RParentis_2016$MBA,mu=0.573,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

One sample t-test

```
data: RParentis_2016$MBA
t = -0.4147, df = 3, p-value = 0.7062
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.573
95 percent confidence interval:
 0.4949328 0.6330672
sample estimates:
mean of x
 0.564
```

```
> wilcox.test(RParentis_2016$MBA,mu=0.573,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test

```
data: RParentis_2016$MBA
V = 3, p-value = 0.625
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.573
```

Test MCS

```
> shapiro.test(RParentis_2016$MCS)
```

shapiro-wilk normality test

```
data: RParentis_2016$MCS
W = 0.8599, p-value = 0.2597
```

```
> t.test(RParentis_2016$MCS,mu=0.592,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

One sample t-test

```
data: RParentis_2016$MCS
t = -0.9046, df = 3, p-value = 0.4324
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.592
95 percent confidence interval:
 0.4801787 0.6543213
sample estimates:
mean of x
 0.56725
```

```
> wilcox.test(RParentis_2016$MCS,mu=0.592,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test

```
data: RParentis_2016$MCS
V = 3, p-value = 0.625
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.592
```

Cazaux:

2010 :

Test IPLAC (comparaison des campagnes à la valeur cible):

```
> shapiro.test(RCazaux_2010$IPLAC)
```

shapiro-wilk normality test

```
data: RCazaux_2010$IPLAC
W = 0.8335, p-value = 0.1771
```

L'échantillon suit une loi normale --> test de conformité de student

```
> t.test(RCazaux_2010$IPLAC,mu=0,926,var.equal = TRUE, alternative = "two.sided")
```

one sample t-test

```
data: RCazaux_2010$IPLAC
t = -3.0588, df = 3, p-value = 0.05505
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.926
95 percent confidence interval:
 0.9050856 0.9264144
sample estimates:
mean of x
 0.91575
```

p.value > 0,05 la moyenne de l'échantillon n'est pas statistiquement différente de la valeur cible avec un seuil de signification de 5%.

```
> wilcox.test(RCazaux_2010$IPLAC,mu=0.926,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test

```
data: RCazaux_2010$IPLAC
V = 0, p-value = 0.125
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.926
```

TEST MBA :

```
> shapiro.test(RCazaux_2010$MBA)
```

shapiro-wilk normality test

```
data: RCazaux_2010$MBA
W = 0.9929, p-value = 0.9719
```

L'échantillon suit une loi normale --> test de conformité de student


```
> t.test(RCazaux_2010$MBA,mu=0.808,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

one sample t-test

```
data: RCazaux_2010$MBA
t = -96.8246, df = 3, p-value = 2.429e-06
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.808
95 percent confidence interval:
 0.7434457 0.7475543
sample estimates:
mean of x
 0.7455
```

```
> wilcox.test(RCazaux_2010$MBA,mu=0.808,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test

```
data: RCazaux_2010$MBA
V = 0, p-value = 0.125
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.808
```

p.value <0,01 la moyenne des MBA de l'échantillon est statistiquement différente de la valeur cible avec un seuil de signification de 1%.

Test MCS :

```
> shapiro.test(RCazaux_2010$MCS)
```

shapiro-wilk normality test

```
data: RCazaux_2010$MCS
W = 0.8311, p-value = 0.1706
```

```
> t.test(RCazaux_2010$MCS,mu=0.977,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

one sample t-test

```
data: RCazaux_2010$MCS
t = 2.578, df = 3, p-value = 0.08192
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.977
95 percent confidence interval:
 0.9741865 1.0038135
sample estimates:
mean of x
 0.989
```

```
> wilcox.test(RCazaux_2010$MCS,mu=0.977,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test

```
data: RCazaux_2010$MCS
V = 10, p-value = 0.125
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.977
```

p.value >0,05 la moyenne des MCS de l'échantillon n'est pas statistiquement différente de la valeur cible avec un seuil de signification de 5%.

2011 :

Test IPLAC

```
> shapiro.test(RCazaux_2011$IPLAC)
```

shapiro-wilk normality test

```
data: RCazaux_2011$IPLAC
W = 0.7676, p-value = 0.01275
```

```
> wilcox.test(RCazaux_2011$IPLAC,mu=0.97,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test with continuity correction

data: RCazaux_2011\$IPLAC

V = 24, p-value = 0.4384

alternative hypothesis: true location is not equal to 0.97

Test MBA

```
> shapiro.test(RCazaux_2011$MBA)
```

shapiro-wilk normality test

data: RCazaux_2011\$MBA

W = 0.8031, p-value = 0.03089

```
> wilcox.test(RCazaux_2011$MBA,mu=0.901,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test

data: RCazaux_2011\$MBA

V = 22, p-value = 0.6406

alternative hypothesis: true location is not equal to 0.901

Test MCS

Valeurs identiques

2012 :

Test IPLAC

```
> shapiro.test(RCazaux_2012$IPLAC)
```

shapiro-wilk normality test

data: RCazaux_2012\$IPLAC

W = 0.9067, p-value = 0.3316

```
> t.test(RCazaux_2012$IPLAC,mu=0.956,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

One Sample t-test

data: RCazaux_2012\$IPLAC

t = 0.0276, df = 7, p-value = 0.9787

alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.956

95 percent confidence interval:

0.9348432 0.9776568

sample estimates:

mean of x

0.95625

```
> wilcox.test(RCazaux_2012$IPLAC,mu=0.956,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test with continuity correction

data: RCazaux_2012\$IPLAC

V = 20, p-value = 0.8332

alternative hypothesis: true location is not equal to 0.956

Test MBA

```

> shapiro.test(RCazaux_2012$MBA)

      shapiro-wilk normality test

data:  RCazaux_2012$MBA
W = 0.89, p-value = 0.2341

> t.test(RCazaux_2012$MBA,mu=0.853,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      One Sample t-test

data:  RCazaux_2012$MBA
t = 0.3182, df = 7, p-value = 0.7596
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.853
95 percent confidence interval:
 0.7838676 0.9436324
sample estimates:
mean of x
 0.86375

> wilcox.test(RCazaux_2012$MBA,mu=0.853,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided"
)

      wilcoxon signed rank test with continuity correction

data:  RCazaux_2012$MBA
V = 22, p-value = 0.6224
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.853

```

Test MCS

```

> shapiro.test(RCazaux_2012$MCS)

      shapiro-wilk normality test

data:  RCazaux_2012$MCS
W = 0.7603, p-value = 0.01061

> wilcox.test(RCazaux_2012$MCS,mu=1,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      wilcoxon signed rank test with continuity correction

data:  RCazaux_2012$MCS
V = 0, p-value = 0.1003
alternative hypothesis: true location is not equal to 1

```

2013 :

Test IPLAC

```

> shapiro.test(RCazaux_2013$IPLAC)

      shapiro-wilk normality test

data:  RCazaux_2013$IPLAC
W = 0.9793, p-value = 0.9591

```

```
> t.test(RCazaux_2013$IPLAC,mu=0.918,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

```
One sample t-test
```

```
data: RCazaux_2013$IPLAC
t = 0.314, df = 7, p-value = 0.7627
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.918
95 percent confidence interval:
 0.9147346 0.9222654
sample estimates:
mean of x
 0.9185
```

```
> wilcox.test(RCazaux_2013$IPLAC,mu=0.918,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

```
wilcoxon signed rank test with continuity correction
```

```
data: RCazaux_2013$IPLAC
V = 16, p-value = 0.7984
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.918
```

Test MBA

```
> shapiro.test(RCazaux_2013$MBA)
```

```
shapiro-wilk normality test
```

```
data: RCazaux_2013$MBA
W = 0.9838, p-value = 0.9794
```

```
> t.test(RCazaux_2013$MBA,mu=0.728,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

```
One sample t-test
```

```
data: RCazaux_2013$MBA
t = 0.0466, df = 7, p-value = 0.9642
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.728
95 percent confidence interval:
 0.7155573 0.7409427
sample estimates:
mean of x
 0.72825
```

```
> wilcox.test(RCazaux_2013$MBA,mu=0.728,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

```
wilcoxon signed rank test with continuity correction
```

```
data: RCazaux_2013$MBA
V = 18.5, p-value = 1
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.728
```

Test MCS

Valeurs identiques

2014 :

Test IPLAC

```
> shapiro.test(RCazaux_2014$IPLAC)
```

```
shapiro-wilk normality test
```

```
data: RCazaux_2014$IPLAC
W = 0.9595, p-value = 0.8051
```

```
> t.test(RCazaux_2014$IPLAC,mu=0.945,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

One Sample t-test

```
data: RCazaux_2014$IPLAC
t = -0.2636, df = 7, p-value = 0.7997
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.945
95 percent confidence interval:
 0.9350291 0.9529709
sample estimates:
mean of x
 0.944
```

```
> wilcox.test(RCazaux_2014$IPLAC,mu=0.945,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test with continuity correction

```
data: RCazaux_2014$IPLAC
V = 14, p-value = 0.6232
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.945
```

Test MBA

```
> shapiro.test(RCazaux_2014$MBA)
```

shapiro-wilk normality test

```
data: RCazaux_2014$MBA
W = 0.9805, p-value = 0.9656
```

```
> t.test(RCazaux_2014$MBA,mu=0.815,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

One Sample t-test

```
data: RCazaux_2014$MBA
t = 0.134, df = 7, p-value = 0.8972
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.815
95 percent confidence interval:
 0.7858649 0.8476351
sample estimates:
mean of x
 0.81675
```

```
> wilcox.test(RCazaux_2014$MBA,mu=0.815,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test

```
data: RCazaux_2014$MBA
V = 20, p-value = 0.8438
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.815
```

Test MCS

Valeurs identiques

2015 :

Test IPLAC

```
> shapiro.test(RCazaux_2015$IPLAC)
```

shapiro-wilk normality test

```
data: RCazaux_2015$IPLAC
W = 0.9684, p-value = 0.8855
```

```
> t.test(RCazaux_2015$IPLAC,mu=0.929,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

One Sample t-test

```
data: RCazaux_2015$IPLAC
t = -0.1463, df = 7, p-value = 0.8878
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.929
95 percent confidence interval:
 0.9096931 0.9460569
sample estimates:
mean of x
 0.927875
```

```
> wilcox.test(RCazaux_2015$IPLAC,mu=0.929,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test

```
data: RCazaux_2015$IPLAC
V = 17, p-value = 0.9453
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.929
```

Test MBA

```
> shapiro.test(RCazaux_2015$MBA)
```

shapiro-wilk normality test

```
data: RCazaux_2015$MBA
W = 0.9631, p-value = 0.8394
```

```
> t.test(RCazaux_2015$MBA,mu=0.797,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

One Sample t-test

```
data: RCazaux_2015$MBA
t = 0.1966, df = 7, p-value = 0.8497
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.797
95 percent confidence interval:
 0.7515153 0.8507347
sample estimates:
mean of x
 0.801125
```

```
> wilcox.test(RCazaux_2015$MBA,mu=0.797,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test with continuity correction

```
data: RCazaux_2015$MBA
V = 19.5, p-value = 0.8885
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.797
```

Test MCS

```
> shapiro.test(RCazaux_2015$MCS)
```

shapiro-wilk normality test

```
data: RCazaux_2015$MCS
W = 0.8482, p-value = 0.09131
```

```
> t.test(RCazaux_2015$MCS,mu=0.986,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

One Sample t-test

```
data: RCazaux_2015$MCS
t = -0.6297, df = 7, p-value = 0.5489
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.986
95 percent confidence interval:
 0.9669782 0.9970218
sample estimates:
mean of x
 0.982
```

```
> wilcox.test(RCazaux_2015$MCS,mu=0.986,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test with continuity correction

```
data: RCazaux_2015$MCS
V = 16, p-value = 0.8312
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.986
```

2016 :

Test IPLAC

```
> shapiro.test(RCazaux_2016$IPLAC)
```

shapiro-wilk normality test

```
data: RCazaux_2016$IPLAC
W = 0.9996, p-value = 0.999
```

```
> t.test(RCazaux_2016$IPLAC,mu=0.912,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

One Sample t-test

```
data: RCazaux_2016$IPLAC
t = 1.742, df = 3, p-value = 0.1799
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.912
95 percent confidence interval:
 0.8977353 0.9607647
sample estimates:
mean of x
 0.92925
```

```
> wilcox.test(RCazaux_2016$IPLAC,mu=0.912,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test

```
data: RCazaux_2016$IPLAC
V = 9, p-value = 0.25
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.912
```

Test MBA

```

> shapiro.test(RCazaux_2016$MBA)

      Shapiro-Wilk normality test

data:  RCazaux_2016$MBA
W = 0.9153, p-value = 0.511
> t.test(RCazaux_2016$MBA,mu=0.779,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      One Sample t-test

data:  RCazaux_2016$MBA
t = 1.1291, df = 3, p-value = 0.341
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.779
95 percent confidence interval:
 0.7017135 0.9412865
sample estimates:
mean of x
 0.8215
> wilcox.test(RCazaux_2016$MBA,mu=0.779,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided"
)

      Wilcoxon signed rank test

data:  RCazaux_2016$MBA
V = 7, p-value = 0.625
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.779

```

Test MCS

```

> shapiro.test(RCazaux_2016$MCS)

      Shapiro-Wilk normality test

data:  RCazaux_2016$MCS
W = 0.9308, p-value = 0.5994
> t.test(RCazaux_2016$MCS,mu=0.97,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      One Sample t-test

data:  RCazaux_2016$MCS
t = 0.4551, df = 3, p-value = 0.68
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.97
95 percent confidence interval:
 0.9370354 1.0139646
sample estimates:
mean of x
 0.9755
> wilcox.test(RCazaux_2016$MCS,mu=0.97,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      Wilcoxon signed rank test

data:  RCazaux_2016$MCS
V = 6, p-value = 0.875
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.97

```

Hourtin :

2013 :

Test IPLAC


```
> shapiro.test(RHourtin_2013$IPLAC)
```

```
shapiro-wilk normality test
```

```
data: RHourtin_2013$IPLAC  
W = 0.939, p-value = 0.6012
```

```
> t.test(RHourtin_2013$IPLAC,mu=0.939,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

```
One Sample t-test
```

```
data: RHourtin_2013$IPLAC  
t = -0.477, df = 7, p-value = 0.6479  
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.939  
95 percent confidence interval:  
 0.8734725 0.9825275  
sample estimates:  
mean of x  
 0.928
```

```
> wilcox.test(RHourtin_2013$IPLAC,mu=0.939,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

```
wilcoxon signed rank test with continuity correction
```

```
data: RHourtin_2013$IPLAC  
V = 15, p-value = 0.726  
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.939
```

Test MBA

```
> shapiro.test(RHourtin_2013$MBA)
```

```
shapiro-wilk normality test
```

```
data: RHourtin_2013$MBA  
W = 0.8204, p-value = 0.04717
```

```
> wilcox.test(RHourtin_2013$MBA,mu=0.990,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

```
wilcoxon signed rank test with continuity correction
```

```
data: RHourtin_2013$MBA  
V = 10, p-value = 0.2876  
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.99
```

Test MCS

```
> shapiro.test(RHourtin_2013$MCS)
```

```
shapiro-wilk normality test
```

```
data: RHourtin_2013$MCS  
W = 0.918, p-value = 0.4137
```

```
> t.test(RHourtin_2013$MCS,mu=0.917,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

One Sample t-test

```
data: RHourtin_2013$MCS
t = -0.474, df = 7, p-value = 0.65
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.917
95 percent confidence interval:
 0.822672 0.979828
sample estimates:
mean of x
 0.90125
```

```
> wilcox.test(RHourtin_2013$MCS,mu=0.917,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test with continuity correction

```
data: RHourtin_2013$MCS
V = 15, p-value = 0.726
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.917
```

2014 :

Test IPLAC

```
> shapiro.test(RHourtin_2014$IPLAC)
```

shapiro-wilk normality test

```
data: RHourtin_2014$IPLAC
W = 0.9775, p-value = 0.9493
```

```
> t.test(RHourtin_2014$IPLAC,mu=0.748,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

One Sample t-test

```
data: RHourtin_2014$IPLAC
t = 0.1192, df = 7, p-value = 0.9085
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.748
95 percent confidence interval:
 0.6679501 0.8365499
sample estimates:
mean of x
 0.75225
```

```
> wilcox.test(RHourtin_2014$IPLAC,mu=0.748,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test with continuity correction

```
data: RHourtin_2014$IPLAC
V = 19.5, p-value = 0.8885
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.748
```

Test MBA

```
> shapiro.test(RHourtin_2014$MBA)
```

shapiro-wilk normality test

```
data: RHourtin_2014$MBA
W = 0.9646, p-value = 0.8526
```

```
> t.test(RHourtin_2014$MBA,mu=0.668,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

One sample t-test

```
data: RHourtin_2014$MBA
t = 0.3695, df = 7, p-value = 0.7227
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.668
95 percent confidence interval:
 0.5903856 0.7743644
sample estimates:
mean of x
 0.682375
```

```
> wilcox.test(RHourtin_2014$MBA,mu=0.668,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test with continuity correction

```
data: RHourtin_2014$MBA
V = 20.5, p-value = 0.7792
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.668
```

Test MCS

```
> shapiro.test(RHourtin_2014$MCS)
```

shapiro-wilk normality test

```
data: RHourtin_2014$MCS
W = 0.9732, p-value = 0.9219
```

```
> t.test(RHourtin_2014$MCS,mu=0.782,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

One sample t-test

```
data: RHourtin_2014$MCS
t = 0.0073, df = 7, p-value = 0.9944
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.782
95 percent confidence interval:
 0.7009798 0.8635202
sample estimates:
mean of x
 0.78225
```

```
> wilcox.test(RHourtin_2014$MCS,mu=0.782,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test with continuity correction

```
data: RHourtin_2014$MCS
V = 18.5, p-value = 1
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.782
```

2015:

Test IPLAC

```

> shapiro.test(RHourtin_2015$IPLAC)

      shapiro-wilk normality test

data:  RHourtin_2015$IPLAC
W = 0.8874, p-value = 0.371

> t.test(RHourtin_2015$IPLAC,mu=0.957,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      One Sample t-test

data:  RHourtin_2015$IPLAC
t = -0.6108, df = 3, p-value = 0.5845
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.957
95 percent confidence interval:
 0.8359065 1.0390935
sample estimates:
mean of x
 0.9375

> wilcox.test(RHourtin_2015$IPLAC,mu=0.957,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      wilcoxon signed rank test

data:  RHourtin_2015$IPLAC
V = 3, p-value = 0.625
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.957

```

Test MBA

```

> shapiro.test(RHourtin_2015$MBA)

      shapiro-wilk normality test

data:  RHourtin_2015$MBA
W = 0.7872, p-value = 0.08112

> t.test(RHourtin_2015$MBA,mu=0.892,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      One Sample t-test

data:  RHourtin_2015$MBA
t = 0.2033, df = 3, p-value = 0.8519
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.892
95 percent confidence interval:
 0.8040684 0.9919316
sample estimates:
mean of x
 0.898

> wilcox.test(RHourtin_2015$MBA,mu=0.892,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      wilcoxon signed rank test

data:  RHourtin_2015$MBA
V = 7, p-value = 0.625
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.892

```

Test MCS

```

> shapiro.test(RHourtin_2015$MCS)

      Shapiro-Wilk normality test

data:  RHourtin_2015$MCS
W = 0.8488, p-value = 0.2223
> t.test(RHourtin_2015$MCS,mu=0.986,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      One sample t-test

data:  RHourtin_2015$MCS
t = -1.2055, df = 3, p-value = 0.3144
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.986
95 percent confidence interval:
 0.8531423 1.0458577
sample estimates:
mean of x
 0.9495
> wilcox.test(RHourtin_2015$MBA,mu=0.986,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      Wilcoxon signed rank test

data:  RHourtin_2015$MBA
V = 0, p-value = 0.125
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.986

```

Lacanau:

Test IPLAC

```

> shapiro.test(RLacanau_2013$IPLAC)

      Shapiro-Wilk normality test

data:  RLacanau_2013$IPLAC
W = 0.7161, p-value = 0.00342
> wilcox.test(RHourtin_2013$MBA,mu=0.99,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")

      Wilcoxon signed rank test with continuity correction

data:  RHourtin_2013$MBA
V = 10, p-value = 0.2876
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.99

```

Test MBA

```

> shapiro.test(RLacanau_2013$MBA)

      Shapiro-Wilk normality test

data:  RLacanau_2013$MBA
W = 0.9774, p-value = 0.949

```

```
> t.test(RLacanau_2013$MBA,mu=0.803,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

One sample t-test

```
data: RLacanau_2013$MBA
t = 0.1633, df = 7, p-value = 0.8749
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.803
95 percent confidence interval:
 0.7760463 0.8339537
sample estimates:
mean of x
 0.805
```

```
> wilcox.test(RLacanau_2013$MBA,mu=0.803,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test

```
data: RLacanau_2013$MBA
V = 20, p-value = 0.8438
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.803
```

Test MCS

```
> shapiro.test(RLacanau_2013$MCS)
```

shapiro-wilk normality test

```
data: RLacanau_2013$MCS
W = 0.7031, p-value = 0.002439
```

```
> wilcox.test(RLacanau_2013$MCS,mu=0.997,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test with continuity correction

```
data: RLacanau_2013$MCS
V = 10, p-value = 0.2876
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.997
```

2014:

Test IPLAC

```
> shapiro.test(RLacanau_2014$IPLAC)
```

shapiro-wilk normality test

```
data: RLacanau_2014$IPLAC
W = 0.9562, p-value = 0.7733
```

```
> t.test(RLacanau_2014$IPLAC,mu=0.839,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

One sample t-test

```
data: RLacanau_2014$IPLAC
t = 0.0418, df = 7, p-value = 0.9678
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.839
95 percent confidence interval:
 0.8042686 0.8749814
sample estimates:
mean of x
 0.839625
```

```
> wilcox.test(RLacanau_2014$IPLAC,mu=0.839,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

```
    wilcoxon signed rank test
```

```
data:  RLacanau_2014$IPLAC
V = 20, p-value = 0.8438
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.839
```

Test MBA

```
> shapiro.test(RLacanau_2014$MBA)
```

```
    shapiro-wilk normality test
```

```
data:  RLacanau_2014$MBA
W = 0.9086, p-value = 0.3444
```

```
> t.test(RLacanau_2014$MBA,mu=0.764,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

```
    one sample t-test
```

```
data:  RLacanau_2014$MBA
t = 0.1123, df = 7, p-value = 0.9137
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.764
95 percent confidence interval:
 0.7364353 0.7943147
sample estimates:
mean of x
 0.765375
```

```
> wilcox.test(RLacanau_2014$MBA,mu=0.764,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

```
    wilcoxon signed rank test with continuity correction
```

```
data:  RLacanau_2014$MBA
V = 19.5, p-value = 0.8885
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.764
```

Test MCS

```
> shapiro.test(RLacanau_2014$MCS)
```

```
    shapiro-wilk normality test
```

```
data:  RLacanau_2014$MCS
W = 0.8994, p-value = 0.2851
```

```
> t.test(RLacanau_2014$MCS,mu=0.872,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

```
    one sample t-test
```

```
data:  RLacanau_2014$MCS
t = -0.0147, df = 7, p-value = 0.9887
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.872
95 percent confidence interval:
 0.8114399 0.9318101
sample estimates:
mean of x
 0.871625
```

```
> wilcox.test(RLacanau_2014$MCS,mu=0.872,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test with continuity correction

```
data: RLacanau_2014$MCS
V = 16.5, p-value = 0.8885
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.872
```

2015:

Test IPLAC

```
> shapiro.test(RLacanau_2015$IPLAC)
```

shapiro-wilk normality test

```
data: RLacanau_2015$IPLAC
W = 0.9506, p-value = 0.7199
```

```
> t.test(RLacanau_2015$IPLAC,mu=0.786,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

One Sample t-test

```
data: RLacanau_2015$IPLAC
t = 0.4207, df = 3, p-value = 0.7023
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.786
95 percent confidence interval:
 0.7564587 0.8245413
sample estimates:
mean of x
 0.7905
```

```
> wilcox.test(RLacanau_2015$IPLAC,mu=0.786,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test

```
data: RLacanau_2015$IPLAC
V = 6, p-value = 0.875
alternative hypothesis: true location is not equal to 0.786
```

Test MBA

```
> shapiro.test(RLacanau_2015$MBA)
```

shapiro-wilk normality test

```
data: RLacanau_2015$MBA
W = 0.9481, p-value = 0.7041
```

```
> t.test(RLacanau_2015$MBA,mu=0.759,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

One sample t-test

```
data: RLacanau_2015$MBA
t = -0.2881, df = 3, p-value = 0.792
alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.759
95 percent confidence interval:
 0.6716773 0.8318227
sample estimates:
mean of x
 0.75175
```



```
> wilcox.test(RLacatau_2015$MBA,mu=0.759,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test

data: RLacatau_2015\$MBA

V = 3, p-value = 0.625

alternative hypothesis: true location is not equal to 0.759

Test MCS

```
> shapiro.test(RLacatau_2015$MCS)
```

shapiro-wilk normality test

data: RLacatau_2015\$MCS

W = 0.9985, p-value = 0.9954

```
> t.test(RLacatau_2015$MCS,mu=0.797,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

One Sample t-test

data: RLacatau_2015\$MCS

t = 0.7386, df = 3, p-value = 0.5137

alternative hypothesis: true mean is not equal to 0.797

95 percent confidence interval:

0.7622596 0.8527404

sample estimates:

mean of x

0.8075

```
> wilcox.test(RLacatau_2015$MCS,mu=0.797,var.equal = TRUE,alternative = "two.sided")
```

wilcoxon signed rank test

data: RLacatau_2015\$MCS

V = 7, p-value = 0.625

alternative hypothesis: true location is not equal to 0.797

Boîtes à moustache

Cazaux IPLAC

```
tmp <-
```

```
boxplot(RCazaux_2010$IPLAC,RCazaux_2011$IPLAC,RCazaux_2012$IPLAC,RCazaux_2013$IPLAC,RCazaux_2014$IPLAC,RCazaux_2015$IPLAC,RCazaux_2016$IPLAC,main="Cazaux
```

```
IPLAC",names=c("2010","2011","2012","2013","2014","2015","2016"),ylim=c(0.88,1))
```

```
points(RCazaux_2010$Ref[1],col="red",pch=16)
```

```
points(x=2,y=RCazaux_2011$Ref[2],col="red",pch = 16)
```

```
points(x=3,y=RCazaux_2012$Ref[2],col="red",pch = 16)
```

```
points(x=4,y=RCazaux_2013$Ref[2],col="red",pch = 16)
```

```
points(x=5,y=RCazaux_2014$Ref[2],col="red",pch = 16)
```

```
points(x=6,y=RCazaux_2015$Ref[2],col="red",pch = 16)
```

```
points(x=7,y=RCazaux_2016$ref[2],col="red",pch = 16)
```

Cazaux MBA

```
> tmp <-
```

```
boxplot(RCazaux_2010$MBA,RCazaux_2011$MBA,RCazaux_2012$MBA,RCazaux_2013$MBA,RCazaux_2014$MBA,RCazaux_2015$MBA,RCazaux_2016$MBA,main="Caza
```

```

ux
MBA",names=c("2010", "2011", "2012", "2013", "2014", "2015", "2016"),ylim=c(0.7,1))
> points(RCazaux_2010$Refmba[1],col="red",pch=16)
> points(x=2,y=RCazaux_2011$Refmba[2],col="red",pch = 16)
> points(x=3,y=RCazaux_2012$Refmba[2],col="red",pch = 16)
> points(x=3,y=RCazaux_2012$Refmba[2],col="red",pch = 16)
> points(x=4,y=RCazaux_2013$Refmba[2],col="red",pch = 16)
> points(x=5,y=RCazaux_2014$Refmba[2],col="red",pch = 16)
> points(x=6,y=RCazaux_2015$Refmba[2],col="red",pch = 16)
> points(x=7,y=RCazaux_2016$refmba[2],col="red",pch = 16)
> points(x=7,y=RCazaux_2016$Refmba[2],col="red",pch = 16)
Parentis IPLAC
tmp <-
boxplot(RParentis_2010$IPLAC,RParentis2011$IPLAC,RParentis_2012$IPLAC,Rpar
entis_2013$IPLAC,RParentis_2014$IPLAC,RParentis_2015$IPLAC,RParentis_2016$I
PLAC,main="Parentis
IPLAC",names=c("2010", "2011", "2012", "2013", "2014", "2015", "2016"),ylim=c(0.3,0.8)
)
points(RParentis_2010$Ref[1],col="red",pch=16)
points(x=2,y=RParentis2011$ref[1],col="red",pch = 16)
points(x=3,y=RParentis_2012$Ref[1],col="red",pch = 16)
points(x=4,y=Rparentis_2013$Ref[1],col="red",pch = 16)
points(x=5,y=RParentis_2014$ref[1],col="red",pch = 16)
points(x=6,y=RParentis_2015$Ref[1],col="red",pch = 16)
points(x=7,y=RParentis_2016$Ref[1],col="red",pch = 16)
Parentis MCS
tmp <-
boxplot(RParentis_2010$MCS,RParentis2011$MCS,RParentis_2012$MCS,Rparentis_
2013$MCS,RParentis_2014$MCS,RParentis_2015$MCS,RParentis_2016$MCS,main="
Parentis
MCS",names=c("2010", "2011", "2012", "2013", "2014", "2015", "2016"),ylim=c(0.3,0.9))
points(RParentis_2010$Ref[2],col="red",pch=20)
points(x=2,y=RParentis2011$ref[2],col="red",pch = 20)
points(x=3,y=RParentis_2012$Ref[2],col="red",pch = 20)
points(x=4,y=Rparentis_2013$Ref[2],col="red",pch = 20)
points(x=5,y=RParentis_2014$ref[2],col="red",pch = 20)
points(x=6,y=RParentis_2015$Ref[2],col="red",pch = 20)
points(x=7,y=RParentis_2016$Ref[2],col="red",pch = 20)

Parentis MBA
tmp <-
boxplot(RParentis_2010$MBA,RParentis2011$MBA,RParentis_2012$MBA,Rparentis
_2013$MBA,RParentis_2014$MBA,RParentis_2015$MBA,RParentis_2016$MBA,main
="Parentis
MBA",names=c("2010", "2011", "2012", "2013", "2014", "2015", "2016"),ylim=c(0.4,0.8))
points(RParentis_2010$Ref[3],col="red",pch=20)
points(x=2,y=RParentis2011$ref[3],col="red",pch = 20)
points(x=3,y=RParentis_2012$Ref[3],col="red",pch = 20)
points(x=4,y=Rparentis_2013$Ref[3],col="red",pch = 20)
points(x=5,y=RParentis_2014$ref[3],col="red",pch = 20)

```

```
points(x=6,y=RParentis_2015$Ref[3],col="red",pch = 20)
points(x=7,y=RParentis_2016$Ref[3],col="red",pch = 20)
```

Lacanau IPLAC

```
tmp <-
boxplot(RLacanau_2013$IPLAC,RLacanau_2014$IPLAC,RLacanau_2015$IPLAC,mai
n="Lacanau IPLAC",names=c("2013","2014","2015"),ylim=c(0.7,1))
```

```
points(x=1,y=RLacanau_2013$Ref[1],col="red",pch = 16)
points(x=2,y=RLacanau_2014$Ref[1],col="red",pch = 16)
points(x=3,y=RLacanau_2015$Ref[1],col="red",pch = 16)
```

Lacanau MCS

```
tmp <-
boxplot(RLacanau_2013$MCS,RLacanau_2014$MCS,RLacanau_2015$MCS,main="La
canau MCS",names=c("2013","2014","2015"),ylim=c(0.7,1))
```

```
points(x=1,y=RLacanau_2013$ref[2],col="red",pch = 16)
points(x=2,y=RLacanau_2014$Ref[2],col="red",pch = 16)
points(x=3,y=RLacanau_2015$Ref[2],col="red",pch = 16)
```

Lacanau MBA

```
tmp <-
boxplot(RLacanau_2013$MBA,RLacanau_2014$MBA,RLacanau_2015$MBA,main="L
acanau MBA",names=c("2013","2014","2015"),ylim=c(0.7,1))
```

```
points(x=1,y=RLacanau_2013$ref[3],col="red",pch = 16)
points(x=2,y=RLacanau_2014$Ref[3],col="red",pch = 16)
points(x=3,y=RLacanau_2015$Ref[3],col="red",pch = 16)
```

Hourtin IPLAC

```
tmp <-
boxplot(RHourtin_2013$IPLAC,RHourtin_2014$IPLAC,RHourtin_2015$IPLAC,main=
"Hourtin IPLAC",names=c("2013","2014","2015"),ylim=c(0.5,1))
```

```
points(x=1,y=RHourtin_2013$Ref[1],col="red",pch = 16)
points(x=2,y=RHourtin_2014$Ref[1],col="red",pch = 16)
points(x=3,y=RHourtin_2015$Ref[1],col="red",pch = 16)
```

Hourtin MBA

```
tmp <-
boxplot(RHourtin_2013$MBA,RHourtin_2014$MBA,RHourtin_2015$MBA,main="Hou
rtin MBA",names=c("2013","2014","2015"),ylim=c(0.5,1))
points(x=1,y=RHourtin_2013$Ref[3],col="red",pch = 16)
points(x=2,y=RHourtin_2014$Ref[3],col="red",pch = 16)
points(x=3,y=RHourtin_2015$Ref[3],col="red",pch = 16)
```

Hourtin MCS

```
tmp <-
boxplot(RHourtin_2013$MCS,RHourtin_2014$MCS,RHourtin_2015$MCS,main="Hou
rtin MCS",names=c("2013","2014","2015"),ylim=c(0.5,1))
```

```
points(x=1,y=RHourtin_2013$Ref[2],col="red",pch = 16)
points(x=2,y=RHourtin_2014$Ref[2],col="red",pch = 16)
```

```
points(x=3,y=RHourtin_2015$Ref[2],col="red",pch = 16)
```

```
points(x=3,y=RParentis_2012$Ref[1],col="red",pch = 16)  
> points(x=4,y=Rparentis_2013$Ref[1],col="red",pch = 16)  
> points(x=5,y=RParentis_2014$ref[1],col="red",pch = 16)  
> points(x=6,y=RParentis_2015$Ref[1],col="red",pch = 16)  
> points(x=7,y=RParentis_2016$Ref[1],col="red",pch = 16)  
> abline(h=0.4, col="orange",lty=3)  
> abline(h=0.8, col="blue",lty=3)  
> abline(h=0.6, col="green",lty=3)  
> text(x =7,y= 0.392,"poormoderate")  
> text(x =7,y= 0.392,"poormoderate",cex = 0.5)  
> text(x =7,y= 0.392,"poormoderate",cex = 0.2)  
> text(x =7,y= 0.608,"poormoderate",cex = 0.5)
```

Graphique à nuage de point

```
> plot(RCazaux_2011$x,RCazaux_2011$IPLAC,ylim =  
c(0.9,1),xlab="Combinaisons",ylab="IPLAC",xaxt="n",main = "Variations IPLAC  
Cazaux 2011")+abline(h=0.97)+abline(h=1,col="red")+abline(h=0.92,col="red")  
+axis(1,at=c(1:8), labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))  
+text(7.96, 0.974, "Ref")+text(7.95, 0.996, "+0.05")+text(7.960, 0.924, "-0.05")  
> plot(RCazaux_2012$x,RCazaux_2012$IPLAC,ylim =  
c(0.9,1),xlab="Combinaisons",ylab="IPLAC",xaxt="n",main = "Variations IPLAC  
Cazaux 2012")+abline(h=0.956)+abline(h=1,col="red")+abline(h=0.906,col="red")  
+axis(1,at=c(1:8), labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))  
+text(7.96, 0.96, "Ref")+text(7.95, 0.996, "+0.05")+text(7.960, 0.91, "-0.05")  
> plot(RCazaux_2013$x,RCazaux_2013$IPLAC,ylim =  
c(0.85,1),xlab="Combinaisons",ylab="IPLAC",xaxt="n",main = "Variations IPLAC  
Cazaux 2013")+abline(h=0.918)+abline(h=0.968,col="red")  
+abline(h=0.868,col="red")+axis(1,at=c(1:8),  
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.924, "Ref")  
+text(7.95, 0.974, "+0.05")+text(7.960, 0.874, "-0.05")  
> plot(RCazaux_2014$x,RCazaux_2014$IPLAC,ylim =  
c(0.85,1),xlab="Combinaisons",ylab="IPLAC",xaxt="n",main = "Variations IPLAC  
Cazaux 2014")+abline(h=0.945)+abline(h=0.995,col="red")  
+abline(h=0.895,col="red")+axis(1,at=c(1:8),  
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.951, "Ref")  
+text(7.95, 0.989, "+0.05")+text(7.960, 0.901, "-0.05")  
> plot(RCazaux_2015$x,RCazaux_2015$IPLAC,ylim =  
c(0.85,1),xlab="Combinaisons",ylab="IPLAC",xaxt="n",main = "Variations IPLAC  
Cazaux 2015")+abline(h=0.929)+abline(h=0.979,col="red")  
+abline(h=0.879,col="red")+axis(1,at=c(1:8),  
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.935, "Ref")  
+text(7.95, 0.985, "+0.05")+text(7.960, 0.885, "-0.05")  
> plot(RCazaux_2016$x,RCazaux_2016$IPLAC,ylim =  
c(0.85,1),xlab="Combinaisons",ylab="IPLAC",xaxt="n",main = "Variations IPLAC  
Cazaux 2016")+abline(h=0.912)+abline(h=0.962,col="red")
```

```
+abline(h=0.862,col="red")+axis(1,at=c(1:4), labels=c("mjs","mas","jjs","jas"))
+text(4, 0.918, "Ref")+text(3.970, 0.968, "+0.05")+text(3.970, 0.868, "-0.05")
```

```
> plot(RCazaux_2010$x,RCazaux_2010$MBA,ylim =
c(0.7,1),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MBA Cazaux
2010")+abline(h=0.808)+abline(h=0.858,col="red")+abline(h=0.758,col="red")
+abline(h=0.708,col="orange")+abline(h=0.908,col="orange")+axis(1,at=c(1:4),
labels=c("jjs","jjo","jas","jao"))+text(4, 0.818, "Ref")+text(3.970, 0.868, "+0.05")
+text(3.970, 0.768, "-0.1")+text(4, 0.718, "Ref")+text(3.970, 0.918, "+0.1")
```

```
> plot(RCazaux_2011$x,RCazaux_2011$MBA,ylim =
c(0.8,1),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MBA Cazaux
2011")+abline(h=0.901)+abline(h=0.951,col="red")+abline(h=0.851,col="red")
+axis(1,at=c(1:8), labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))
+text(7.97, 0.911, "Ref")+text(7.950, 0.961, "+0.05")+text(7.960, 0.861,"-0.05")
+abline(h=1,col="orange")+abline(h=0.801,col="orange")+text(7.97, 0.990, "-0.1")
+text(7.97, 0.811, "+0.1")
```

```
> plot(RCazaux_2012$x,RCazaux_2012$MBA,ylim =
c(0.75,1),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MBA
Cazaux 2012")+abline(h=0.853)+abline(h=0.903,col="red")
+abline(h=0.803,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.97, 0.862, "Ref")
+text(7.950, 0.912, "+0.05")+text(7.960, 0.812,"-0.05")
+abline(h=0.953,col="orange")+abline(h=0.753,col="orange")+text(7.97, 0.763, "-
0.1")+text(7.97, 0.963, "+0.1")
```

```
> plot(RCazaux_2013$x,RCazaux_2013$MBA,ylim =
c(0.65,1),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MBA
Cazaux 2013")+abline(h=0.728)+abline(h=0.778,col="red")
+abline(h=0.678,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.97, 0.738, "Ref")
+text(7.950, 0.788, "+0.05")+text(7.960, 0.688,"-0.05")
```

```
> plot(RCazaux_2014$x,RCazaux_2014$MBA,ylim =
c(0.7,1),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MBA Cazaux
2014")+abline(h=0.815)+abline(h=0.865,col="red")+abline(h=0.765,col="red")
+axis(1,at=c(1:8), labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))
+text(7.97, 0.825, "Ref")+text(7.950, 0.875, "+0.05")+text(7.960, 0.775,"-0.05")
+abline(h=0.915,col="orange")+abline(h=0.715,col="orange")+text(7.97, 0.925,
"+0.1")+text(7.97, 0.725, "-0.1")
```

```
> plot(RCazaux_2015$x,RCazaux_2015$MBA,ylim =
c(0.65,1),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MBA
Cazaux 2015")+abline(h=0.797)+abline(h=0.847,col="red")
+abline(h=0.747,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.97, 0.807, "Ref")
+text(7.950, 0.857, "+0.05")+text(7.960, 0.757,"-0.05")
+abline(h=0.897,col="orange")+abline(h=0.697,col="orange")+text(7.97, 0.907,
"+0.1")+text(7.97, 0.707, "-0.1")
```

```
> plot(RCazaux_2016$x,RCazaux_2016$MBA,ylim =
c(0.65,1),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MBA
Cazaux 2016")+abline(h=0.779)+abline(h=0.829,col="red")
```

```
+abline(h=0.729,col="red")+abline(h=0.879,col="orange")
+abline(h=0.679,col="orange")+axis(1,at=c(1:4), labels=c("mjs","mas","jjs","jas"))
+text(4, 0.789, "Ref")+text(3.970, 0.839, "+0.05")+text(3.970, 0.739, "-0.05")
+text(4, 0.889, "+0.1")+text(3.970, 0.689, "-0.1")
```

```
> plot(RCazaux_2015$x,RCazaux_2015$MCS,ylim =
c(0.9,1),xlab="Combinaisons",ylab="MCS",xaxt="n",main = "Variations MCS Cazaux
2015")+abline(h=1)+abline(h=0.95,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.97, 0.995, "Ref")
+text(7.960, 0.955, "-0.05")
```

```
> plot(RLacanau_2013$x,RLacanau_2013$IPLAC,ylim =
c(0.8,1),xlab="Combinaisons",ylab="IPLAC",xaxt="n",main = "Variations IPLAC
Lacanau 2013")+abline(h=0.939)+abline(h=0.989,col="red")
+abline(h=0.889,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.945, "Ref")
+text(7.95, 0.980, "+0.05")+text(7.960, 0.896, "-0.05")+abline(h=1,col="orange")
+abline(h=0.839,col="orange")+text(7.96, 0.995, "+0.1")+text(7.95, 0.846, "-0.1")
```

```
> plot(RLacanau_2014$x,RLacanau_2014$IPLAC,ylim =
c(0.7,1),xlab="Combinaisons",ylab="IPLAC",xaxt="n",main = "Variations IPLAC
Lacanau 2014")+abline(h=0.839)+abline(h=0.889,col="red")
+abline(h=0.789,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.849, "Ref")
+text(7.95, 0.899, "+0.05")+text(7.960, 0.799, "-0.05")
+abline(h=0.939,col="orange")+text(7.95, 0.749, "-0.1")
+abline(h=0.739,col="orange")+text(7.95, 0.949, "+0.1")
```

```
> plot(RLacanau_2015$x,RLacanau_2015$IPLAC,ylim =
c(0.7,1),xlab="Combinaisons",ylab="IPLAC",xaxt="n",main = "Variations IPLAC
Lacanau 2015")+abline(h=0.786)+abline(h=0.736,col="red")
+abline(h=0.836,col="red")+axis(1,at=c(1:4), labels=c("mjs","mas","jjs","jas"))
+text(4, 0.796, "Ref")+text(3.970, 0.846, "+0.05")+text(3.970, 0.746, "-0.05")
```

```
> plot(RLacanau_2013$x,RLacanau_2013$MBA,ylim =
c(0.7,1),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MBA
Lacanau 2013")+abline(h=0.803)+abline(h=0.853,col="red")
+abline(h=0.753,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.813, "Ref")
+text(7.95, 0.863, "+0.05")+text(7.960, 0.763, "-0.05")
+abline(h=0.703,col="orange")+text(7.95, 0.713, "-0.1")
+abline(h=0.903,col="orange")+text(7.95, 0.913, "+0.1")
```

```
> plot(RLacanau_2014$x,RLacanau_2014$MBA,ylim =
c(0.7,0.85),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MBA
Lacanau 2014")+abline(h=0.764)+abline(h=0.814,col="red")
+abline(h=0.714,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.771, "Ref")
+text(7.95, 0.821, "+0.05")+text(7.960, 0.721, "-0.05")
```

```

> plot(RLacanau_2015$x,RLacanau_2015$MBA,ylim =
c(0.6,1),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MBA
Lacanau 2015")+abline(h=0.759)+abline(h=0.809,col="red")
+abline(h=0.709,col="red")+axis(1,at=c(1:4), labels=c("mjo","mao","jjo","jao"))
+text(4, 0.771, "Ref")+text(3.970, 0.819, "+0.05")+text(3.970, 0.719, "-0.05")
+abline(h=0.859,col="orange")+text(3.980,0.671, "-0.1")
+abline(h=0.659,col="orange")+text(3.98,0.871, "+0.1")
> plot(RLacanau_2013$x,RLacanau_2013$MCS,ylim =
c(0.85,1),xlab="Combinaisons",ylab="MCS",xaxt="n",main = "Variations MCS
Lacanau 2013")+abline(h=0.997)+abline(h=1,col="red")+abline(h=0.947,col="red")
+axis(1,at=c(1:8), labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))
+text(7.96, 0.992, "Ref")+text(7.95, 1.05, "+0.05")+text(7.960, 0.942, "-0.05")
+abline(h=0.897,col="orange")+text(7.95, 0.903, "-0.1")
> plot(RLacanau_2014$x,RLacanau_2014$MCS,ylim =
c(0.75,1),xlab="Combinaisons",ylab="MCS",xaxt="n",main = "Variations MCS
Lacanau 2014")+abline(h=0.872)+abline(h=0.822,col="red")
+abline(h=0.922,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.882, "Ref")
+text(7.95, 0.932, "+0.05")+text(7.960, 0.832, "-0.05")
+abline(h=0.972,col="orange")+text(7.95, 0.772, "-0.1")
+abline(h=0.782,col="orange")+text(7.95, 0.982, "+0.1")

> plot(RLacanau_2015$x,RLacanau_2015$MCS,ylim =
c(0.6,1),xlab="Combinaisons",ylab="MCS",xaxt="n",main = "Variations MCS
Lacanau 2015")+abline(h=0.797)+abline(h=0.847,col="red")
+abline(h=0.747,col="red")+axis(1,at=c(1:4), labels=c("mjo","mao","jjo","jao"))
+text(4, 0.807, "Ref")+text(3.970, 0.857, "+0.05")+text(3.970, 0.757, "-0.05")
> plot(RParentis_2010$x,RParentis_2010$IPLAC,ylim =
c(0.5,0.7),xlab="Combinaisons",ylab="MCS",xaxt="n",main = "Variations IPLAC
Parentis 2010")+abline(h=0.603)+abline(h=0.653,col="red")
+abline(h=0.553,col="red")+axis(1,at=c(1:4), labels=c("jjs","jjo","jas","jao"))
+text(3.96, 0.613, "Ref")+text(3.95, 0.663, "+0.05")+text(3.960, 0.563, "-0.05")
> plot(RParentis2011$x,RParentis2011$IPLAC,ylim =
c(0.5,1),xlab="Combinaisons",ylab="IPLAC",xaxt="n",main = "Variations IPLAC
Parentis 2011")+abline(h=0.713)+abline(h=0.763,col="red")
+abline(h=0.663,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.723, "Ref")
+text(7.95, 0.773, "+0.05")+text(7.960, 0.673, "-0.05")
> plot(RParentis_2012$x,RParentis_2012$IPLAC,ylim =
c(0.5,0.8),xlab="Combinaisons",ylab="IPLAC",xaxt="n",main = "Variations IPLAC
Parentis 2012")+abline(h=0.644)+abline(h=0.694,col="red")
+abline(h=0.594,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.654, "Ref")
+text(7.95, 0.704, "+0.05")+text(7.960, 0.604, "-0.05")
> plot(Rparentis_2013$x,Rparentis_2013$IPLAC,ylim =
c(0.5,0.7),xlab="Combinaisons",ylab="IPLAC",xaxt="n",main = "Variations IPLAC
Parentis 2013")+abline(h=0.585)+abline(h=0.635,col="red")
+abline(h=0.535,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.592, "Ref")
+text(7.95, 0.642, "+0.05")+text(7.960, 0.542, "-0.05")

```

```

> plot(RParentis_2014$x,RParentis_2014$IPLAC,ylim =
c(0.3,0.6),xlab="Combinaisons",ylab="IPLAC",xaxt="n",main = "Variations IPLAC
Parentis 2014")+abline(h=0.443)+abline(h=0.493,col="red")
+abline(h=0.393,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.453, "Ref")
+text(7.95, 0.503, "+0.05")+text(7.960, 0.403, "-0.05")
+abline(h=0.543,col="orange")+text(7.95, 0.353, "-0.1")
+abline(h=0.343,col="orange")+text(7.95, 0.553, "+0.1")
>plot(RParentis2011$x,RParentis2011$MBA,ylim =
c(0.5,1),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MBA
Parentis 2011")+abline(h=0.646)+abline(h=0.596,col="red")
+abline(h=0.696,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.656, "Ref")
+text(7.95, 0.706, "+0.05")+text(7.960, 0.606, "-0.05")

> plot(RParentis_2015$x,RParentis_2015$IPLAC,ylim =
c(0.5,0.7),xlab="Combinaisons",ylab="IPLAC",xaxt="n",main = "Variations IPLAC
Parentis 2015")+abline(h=0.597)+abline(h=0.647,col="red")
+abline(h=0.547,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.607, "Ref")
+text(7.95, 0.657, "+0.05")+text(7.960, 0.557, "-0.05")

> plot(RParentis_2016$x,RParentis_2016$IPLAC,ylim =
c(0.5,0.7),xlab="Combinaisons",ylab="IPLAC",xaxt="n",main = "Variations IPLAC
Parentis 2016")+abline(h=0.586)+abline(h=0.636,col="red")
+abline(h=0.536,col="red")+axis(1,at=c(1:4), labels=c("mjs","mas","jjs","jas"))
+text(3.96, 0.596, "Ref")+text(3.95, 0.646, "+0.05")+text(3.960, 0.546, "-0.
> plot(RParentis_2010$x,RParentis_2010$MBA,ylim =
c(0.4,0.7),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MBA
Parentis 2010")+abline(h=0.573)+abline(h=0.623,col="red")
+abline(h=0.523,col="red")+axis(1,at=c(1:4), labels=c("jjs","jjo","jas","jao"))
+text(3.96, 0.583, "Ref")+text(3.95, 0.633, "+0.05")+text(3.960, 0.533, "-0.05")
+abline(h=0.673,col="orange")+text(3.95, 0.483, "-0.1")
+abline(h=0.473,col="orange")+text(3.95, 0.683, "+0.1")05")

> plot(Rparentis_2013$x,Rparentis_2013$MBA,ylim =
c(0.4,0.7),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MBA
Parentis 2013")+abline(h=0.546)+abline(h=0.596,col="red")
+abline(h=0.496,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.553, "Ref")
+text(7.95, 0.603, "+0.05")+text(7.960, 0.503, "-0.05")
> plot(RParentis_2014$x,RParentis_2014$MBA,ylim =
c(0.35,0.65),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MBA
Parentis 2014")+abline(h=0.507)+abline(h=0.557,col="red")
+abline(h=0.457,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.517, "Ref")
+text(7.95, 0.567, "+0.05")+text(7.960, 0.467, "-0.05")
+abline(h=0.607,col="orange")+text(7.95, 0.417, "-0.1")
+abline(h=0.407,col="orange")+text(7.95, 0.617, "+0.1")

```



```

> plot(RParentis_2015$x,RParentis_2015$MBA,ylim =
c(0.35,0.65),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MBA
Parentis 2015")+abline(h=0.514)+abline(h=0.564,col="red")
+abline(h=0.464,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.524, "Ref")
+text(7.95, 0.574, "+0.05")+text(7.960, 0.474, "-0.05")
+abline(h=0.614,col="orange")+text(7.95, 0.414, "-0.1")
+abline(h=0.424,col="orange")+text(7.95, 0.624, "+0.1")
> plot(RParentis_2016$x,RParentis_2016$MBA,ylim =
c(0.4,0.7),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MBA
Parentis 2016")+abline(h=0.573)+abline(h=0.623,col="red")
+abline(h=0.523,col="red")+axis(1,at=c(1:4), labels=c("mjs","mas","jjs","jas"))
+text(3.96, 0.583, "Ref")+text(3.95, 0.633, "+0.05")+text(3.960, 0.533, "-0.05")
+abline(h=0.673,col="orange")+text(7.95, 0.483, "-0.1")
+abline(h=0.473,col="orange")+text(7.95, 0.683, "+0.1")

```

```

plot(RParentis2011$x,RParentis2011$MCS,ylim =
c(0.6,0.9),xlab="Combinaisons",ylab="MCS",xaxt="n",main = "Variations MCS
Parentis 2011")+abline(h=0.742)+abline(h=0.792,col="red")
+abline(h=0.692,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.752, "Ref")
+text(7.95, 0.802, "+0.05")+text(7.960, 0.702, "-0.05")
+abline(h=0.842,col="orange")+text(7.95, 0.652, "-0.1")
+abline(h=0.642,col="orange")+text(7.95, 0.852, "+0.1")

```

```

> plot(RParentis_2012$x,RParentis_2012$MCS,ylim =
c(0.6,0.8),xlab="Combinaisons",ylab="MCS",xaxt="n",main = "Variations MCS
Parentis 2012")+abline(h=0.694)+abline(h=0.744,col="red")
+abline(h=0.644,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.704, "Ref")
+text(7.95, 0.754, "+0.05")+text(7.960, 0.654, "-0.05")

```

```

> plot(Rparentis_2013$x,Rparentis_2013$MCS,ylim =
c(0.4,0.8),xlab="Combinaisons",ylab="MCS",xaxt="n",main = "Variations MCS
Parentis 2013")+abline(h=0.601)+abline(h=0.651,col="red")
+abline(h=0.551,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.611, "Ref")
+text(7.95, 0.661, "+0.05")+text(7.960, 0.561, "-0.05")
+abline(h=0.701,col="orange")+text(7.95, 0.511, "-0.1")
+abline(h=0.501,col="orange")+text(7.95, 0.711, "+0.1")

```

```

> plot(RParentis_2014$x,RParentis_2014$MCS,ylim =
c(0.25,0.55),xlab="Combinaisons",ylab="MCS",xaxt="n",main = "Variations Mcs
Parentis 2014")+abline(h=0.415)+abline(h=0.465,col="red")
+abline(h=0.365,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.425, "Ref")
+text(7.95, 0.475, "+0.05")+text(7.960, 0.375, "-0.05")
+abline(h=0.515,col="orange")+text(7.95, 0.325, "-0.1")
+abline(h=0.315,col="orange")+text(7.95, 0.525, "+0.1")

```

```

> plot(RParentis_2015$x,RParentis_2015$MCS,ylim =
c(0.5,0.75),xlab="Combinaisons",ylab="MCS",xaxt="n",main = "Variations MCS

```

```

Parentis 2015")+abline(h=0.632)+abline(h=0.682,col="red")
+abline(h=0.582,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.96, 0.642, "Ref")
+text(7.95, 0.692,"+0.05")+text(7.960, 0.592, "-0.05")

> plot(RParentis_2016$x,RParentis_2016$MCS,ylim =
c(0.45,0.75),xlab="Combinaisons",ylab="MCS",xaxt="n",main = "Variations MCS
Parentis 2016")+abline(h=0.592)+abline(h=0.642,col="red")
+abline(h=0.542,col="red")+axis(1,at=c(1:4), labels=c("mjs","mas","jjs","jas"))
+text(3.96, 0.602, "Ref")+text(3.95, 0.652, "+0.05")+text(3.960, 0.552, "-0.05")
+abline(h=0.692,col="orange")+text(3.95, 0.502, "-0.1")
+abline(h=0.492,col="orange")+text(3.95, 0.702, "+0.1")
> plot(RHourtin_2013$x,RHourtin_2013$IPLAC,ylim =
c(0.8,1),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations IPLAC
Cazaux 2013")+abline(h=0.939)+abline(h=0.989,col="red")
+abline(h=0.889,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.97, 0.945, "Ref")
+text(7.950, 0.984, "+0.05")+text(7.960, 0.895,"-0.05")+abline(h=1,col="orange")
+abline(h=0.839,col="orange")+text(7.97, 0.845, "-0.1")+text(7.97, 0.995, "+0.1")

> plot(RHourtin_2014$x,RHourtin_2014$IPLAC,ylim =
c(0.6,0.9),xlab="Combinaisons",ylab="IPLAC",xaxt="n",main = "Variations IPLAC
Hourtin 2014")+abline(h=0.748)+abline(h=0.798,col="red")
+abline(h=0.698,col="red")+axis(1,at=c(1:8),
labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))+text(7.97, 0.758, "Ref")
+text(7.950, 0.808, "+0.05")+text(7.960, 0.708,"-0.05")
+abline(h=0.848,col="orange")+abline(h=0.648,col="orange")+text(7.97, 0.658, "-
0.1")+text(7.97, 0.858, "+0.1")

> plot(RHourtin_2013$x,RHourtin_2013$MBA,ylim =
c(0.85,1),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MBA
Cazaux 2013")+abline(h=0.990)+abline(h=1,col="red")+abline(h=0.940,col="red")
+axis(1,at=c(1:8), labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))
+text(7.97, 0.985, "Ref")+text(7.950, 0.995, "+0.05")+text(7.960, 0.935,"-0.05")
+abline(h=0.890,col="orange")+text(7.97, 0.885, "-0.1")
> plot(RHourtin_2015$x,RHourtin_2015$MBA,ylim =
c(0.75,1),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MBA
Hourtin 2015")+abline(h=0.892)+abline(h=0.842,col="red")
+abline(h=0.942,col="red")+axis(1,at=c(1:4), labels=c("mjo","mao","jjo","jao"))
+text(3.97, 0.901, "Ref")+text(3.950, 0.949, "+0.05")+text(3.960, 0.849,"-0.05")
+abline(h=0.992,col="orange")+text(3.97, 0.997, "+0.1")
+abline(h=0.792,col="orange")+text(3.97, 0.798, "-0.1")
> plot(RHourtin_2013$x,RHourtin_2013$MCS,ylim =
c(0.8,1),xlab="Combinaisons",ylab="MBA",xaxt="n",main = "Variations MCS Cazaux
2013")+abline(h=0.917)+abline(h=0.967,col="red")+abline(h=0.867,col="red")
+axis(1,at=c(1:8), labels=c("mjs","mjo","mas","mao","jjs","jjo","jas","jao"))
+text(7.97, 0.922, "Ref")+text(7.950, 0.972, "+0.05")+text(7.960, 0.872,"-0.05")
+abline(h=1,col="orange")+abline(h=0.817,col="orange")+text(7.97, 0.822, "-0.1")
+text(7.97, 0.995, "+0.1")

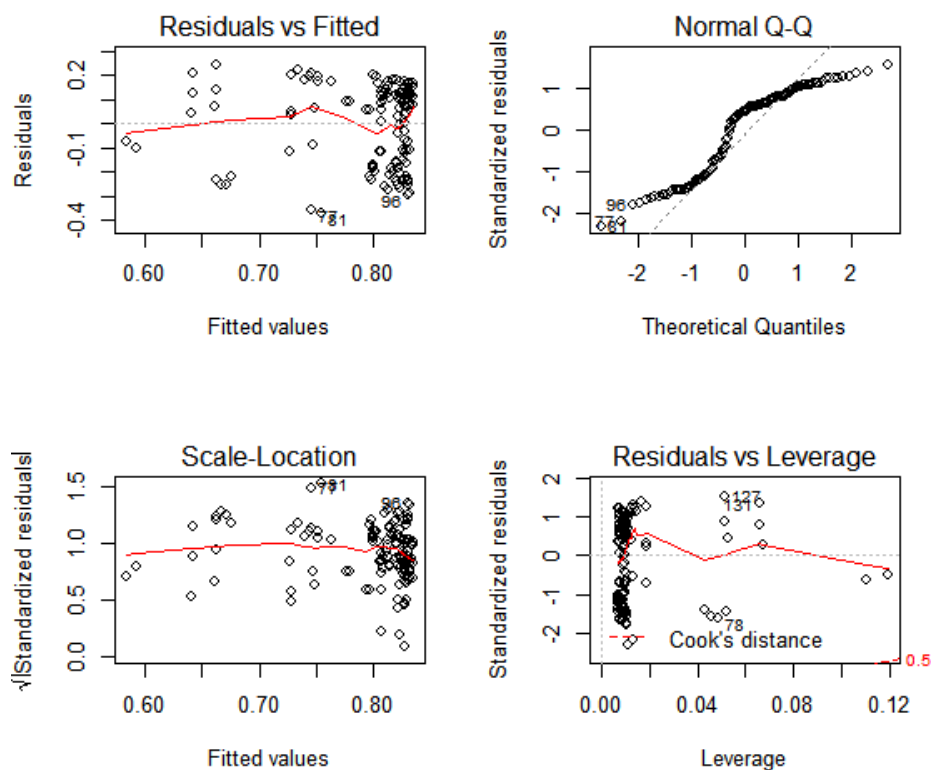
```

```
> plot(RHourtin_2014$x,RHourtin_2014$MCS,ylim =
c(0.5,1),xlab="Combinaisons",ylab="MCS",xaxt="n",main = "Variations MCS Hourtin
2014")+abline(h=0.782)+abline(h=0.832,col="red")+abline(h=0.732,col="red")
+axis(1,at=c(1:8), labels=c("mjs", "mjo", "mas", "mao", "jjs", "jjo", "jas", "jao"))
+text(7.97, 0.792, "Ref")+text(7.950, 0.842, "+0.05")+text(7.960, 0.742, "-0.05")
+abline(h=0.882,col="orange")+abline(h=0.682,col="orange")+text(7.97, 0.692, "-
0.1")+text(7.97, 0.892, "+0.1")
```

Test corrélation phosphore

Après vérification la distribution des résidus ne permet pas d'effectuer de test paramétrique de corrélation linéaire et régression de Pearson :

```
> reg=lm(I$IPLAC~I$PhT)
> par(mfrow=c(2,2))
> plot(reg)
```



Plusieurs transformations (log, centrer-réduire, au carré) ont été testées mais n'ont pas suffi à permettre aux résidus à respecter les

conditions d'application (homoscedasticité, indépendance, résidus centrés et suivant une loi normal).

Des tests non paramétriques de corrélation non linéaire de Spearman ont été effectués sur l'ensemble des données et par lac, avec le taux moyen de phosphore par combinaisons de trois mois, le taux moyen de phosphore par année, la médiane du taux de phosphore par année et la médiane du taux de phosphore par combinaisons. La valeur indiquée correspond au coefficient de corrélation rho et l'ensemble des p.value étaient significatives (supérieures à 0,05).

Ligne de code pour les tests de Spearman :

```
> cor.test(I$IPLAC,I$PhT,method = "spearman")
      spearman's rank correlation rho
data:  I$IPLAC and I$PhT
S = 541454.1, p-value = 0.000573
alternative hypothesis: true rho is not equal to 0
sample estimates:
      rho
-0.2915751
```

Code pour la figure 10:

```
> plot(I$IPLAC~I$PhT, col=c(1:7)[an],pch=c(1:4)[lac])
> legend("bottomleft", levels(an), fill=c(1:7), cex=0.8)
> legend("bottom", levels(lac), pch=c(1:4), cex=0.8,ncol=2)
```

Code pour la figure 9:

```
library("ggplot2 »)
ggplot(data=l,aes(x=PhT,y=IPLAC,col=Lac))+geom_point()+ylim(c(0,1))
+scale_x_continuous(trans="log")+stat_smooth(method = "lm")
```

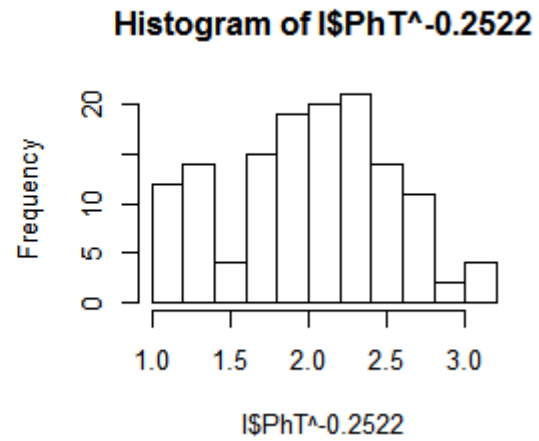
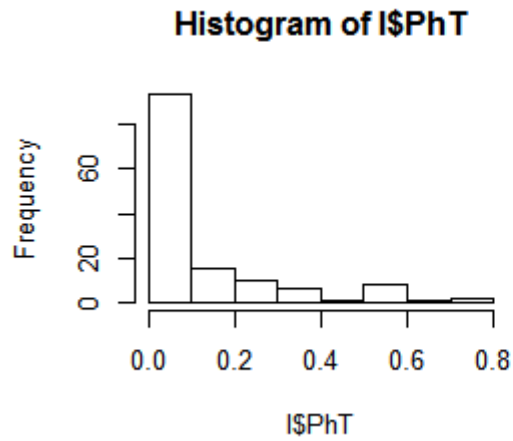
La fonction `powerTransformation` du package `car` a permis d'établir quelle transformation est la plus appropriée pour améliorer la linéarité et la normalité des données.

```
> library(car)
> powerTransform(I$IPLAC)
Estimated transformation parameters
I$IPLAC
2.414396
> powerTransform(I$PhT)
Estimated transformation parameters
(I$PhT)
-0.2522299
```

Création de 2 vecteurs a et b correspondant respectivement à IPLAC et Phosphore.

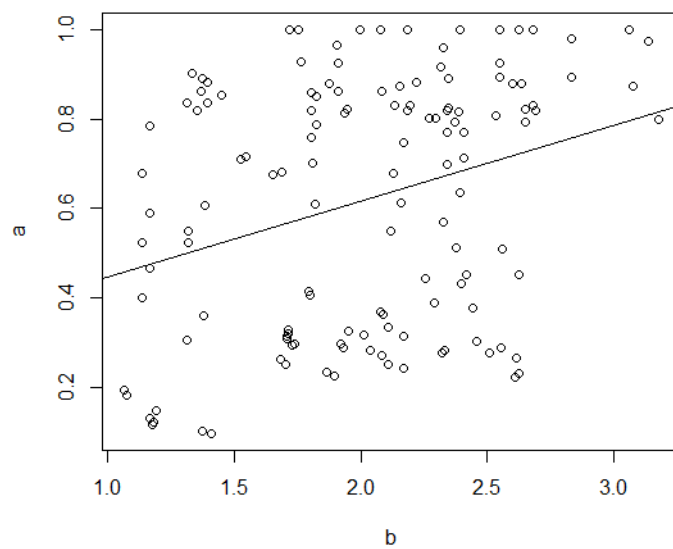
```
a<-I$IPLAC^2.414396
```

```
b<-I$PhT^-0.2522
```

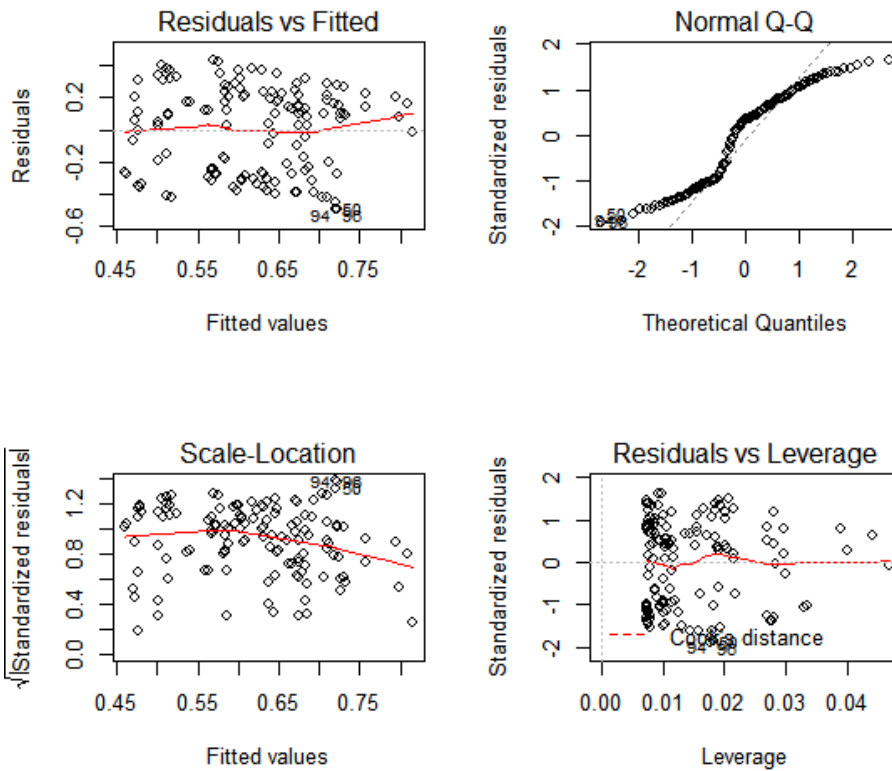


On teste graphiquement la relation linéaire entre les deux variables

```
plot(a~~b)
```



Cependant les résidus ne respectent toujours pas les conditions d'application



Dans un deuxième temps le package lmer2 a permis de réaliser une analyse « model mixte avec effet aléatoire », avec la fonction lmer et lac en tant que facteur aléatoire.

```
> reg=lmer(a~b+1|lac)
> summary(reg)
```

Linear mixed model fit by REML t-tests use Satterthwaite approximations to degrees of freedom [lmerMod]

Formula: a ~ b + 1 | lac

REML criterion at convergence: -199.9

Scaled residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-2.59907	-0.61649	-0.02393	0.49572	2.86660

Random effects:

Groups	Name	Variance	Std.Dev.	Corr
lac	(Intercept)	0.19646	0.4432	
	b	0.02771	0.1665	-0.83
	Residual	0.01049	0.1024	

Number of obs: 136, groups: lac, 4

Fixed effects:

	Estimate	Std. Error	df	t value	Pr(> t)
(Intercept)	0.6893	0.1243	3.0208	5.543	0.0114 *

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

On a bien une corrélation négative entre les deux (coeff Corr négatif : -0.83)