

# Modélisation du délaminage macroscopique du contreplaqué par la méthode des plans d'expériences

EL Moustaphaoui Anouar<sup>1</sup>

Chouaf Abdelkarim<sup>2</sup>

Chergui M'hamed<sup>3</sup>

<sup>1</sup> ENSEM, Laboratoire de Contrôle et de Caractérisation Mécanique des Matériaux et des Structures, Maroc, anouar.most@gmail.com.

<sup>2</sup> ENSEM, Laboratoire de Contrôle et de Caractérisation Mécanique des Matériaux et des Structures, Maroc, a.chouaf.ensem@gmail.com.

<sup>3</sup> ENSEM, Laboratoire de Contrôle et de Caractérisation Mécanique des Matériaux et des Structures, Maroc, y8chergui@gmail.com.

## Résumé

La complexité de l'endommagement des panneaux de contreplaqué rend la prédiction de leur rupture une tâche très difficile. Parmi ces endommagements prédominants, nous trouvons le délaminage qui est certainement le plus méconnu et le plus difficile à modéliser. Pour modéliser ce phénomène, nous avons opté pour une méthode empirique, celle des plans d'expériences. Cette méthode vise à établir et analyser les relations existantes entre les grandeurs étudiées et leurs sources de variations supposées. Elle permet de déterminer des modèles mathématiques approchés des réponses exprimées en fonction des facteurs. Cette modélisation est déduite des valeurs obtenues à l'issue de séries de simulation expérimentales. L'obtention de ces modèles nécessite dans un premier temps de limiter l'étude aux facteurs et aux interactions ayant une influence significative sur les réponses observées en utilisant des plans de criblage. Enfin, pour déterminer d'une façon quantitative les variations de la réponse vis-à-vis des facteurs et interactions d'influence significative, nous avons utilisée la méthodologie des surfaces de réponses. Les deux structures étudiées sont des panneaux de Ceiba et de Peuplier.

Mots clés : Délaminage, Contreplaqué, Plan d'expériences, Plan de criblage, Surfaces de réponses.

## 1. Introduction

L'arrivée de dérivés et de composites à base de bois, présentant des caractéristiques plus intéressantes que sa forme naturelle, a donné un nouvel élan industriel à ce matériau [1]. L'un des meilleurs dérivés et composites de bois est le panneau de contreplaqué. Le contreplaqué est un panneau constitué de minces feuilles de bois obtenues par déroulage. Ce panneau se distingue par une superposition des plis à fils croisés, la cohésion des plis est assurée par collage et pressage à chaud. Ce procédé pourrait engendrer divers défauts macroscopiques. Parmi ces défauts, nous pouvons citer le délaminage, des micro-vides ou des impuretés [2]. Dans cette présente étude, nous allons nous intéresser principalement au délaminage. En effet, le délaminage est un mécanisme de rupture qui se caractérise par un décollement ou une décohésion entre les plis du stratifié. La cause du délaminage pourrait être attribuée, en grande partie, à l'existence des contraintes interlaminaires. Ces contraintes interlaminaires se développent à partir de la discontinuité du comportement mécanique entre les plis individuels [3].

Notre objectif est de réaliser une modélisation du délaminage pour des essences différentes à savoir le *Ceiba* et le *Peuplier*. Pour cela, nous avons opté pour une méthode empirique celle des plans d'expériences. Cette méthode permet notamment d'établir des modèles quadratiques faisant intervenir des paramètres de différentes natures (la température, le temps de pressage et le dépôt de colle). Cette méthode de modélisation est basée sur l'expérimentation. Le but des plans d'expériences est d'obtenir un maximum d'information en ne réalisant qu'un minimum d'essais, ce qui répond parfaitement au défi qu'impose le contexte économique actuel.

L'obtention de ces modèles nécessite dans un premier temps de limiter l'étude aux facteurs ayant une influence statistiquement significative sur les réponses observées. On utilise pour cela des plans dits de criblage afin de mesurer l'effet des facteurs et des interactions sur les réponses et d'éliminer les paramètres n'ayant pas d'influence [4].

Enfin, une méthodologie des surfaces de réponses sera abordée. Cette méthodologie constitue le second volet de la méthode des plans d'expériences. Elle vise à déterminer d'une façon quantitative les variations de la réponse vis-à-vis des facteurs d'influence significative et permet d'élaborer des modèles quadratiques qui relient entre les réponses observées et les facteurs influents [5].

## 2. Matériaux et méthodes

### 1. Matériaux considérés

Nous avons étudié deux types de contreplaqué :

- Le premier type est un panneau de contreplaqué à base de l'essence de *Ceiba*.
- Le deuxième type est un panneau de contreplaqué à base de l'essence de *Peuplier*.

Les éléments constituant ces deux panneaux sont mentionnés dans le tableau 1.

Tableau 1 : Eléments constituant les panneaux de contreplaqué du *Ceiba* et du *Peuplier*

	Face	Intérieur	Ame	Intérieur	Face
Epaisseur (mm)	0,8	2	1,5	2	0,8

Leurs dimensions nettes après la phase de la finition sont mentionnées dans le tableau 2.

Tableau 2 : Dimensions des panneaux de contreplaqué du *Ceiba* et du *Peuplier*

Longueur (mm)	Largeur (mm)	Epaisseur (mm)
2500	1700	7

## 2. Modélisation du délaminage

### 1. Etude de criblage

L'étude de criblage constitue la première partie de la méthode des plans d'expériences. Elle permet de déterminer, parmi les facteurs recensés par l'expérimentateur, ceux qui ont une influence non négligeable sur les variations des réponses observées afin d'éliminer les autres et minimiser ainsi le nombre de coefficients à identifier dans les modèles traduisant ces réponses.

## 2. Expérimentation

Les réponses observées dans cette étude sont :

- Pourcentage d'Apparition du Délaminage du contreplaqué de Ceiba ( $PAD_C$ ).
- Pourcentage d'Apparition du Délaminage du contreplaqué de Peuplier ( $PAD_P$ ).

Nous rappelons que le processus de fabrication du contreplaqué passe par plusieurs étapes fondamentales. En effet, la stratification est considérée comme l'étape majeure de ce processus. Cependant, cette étape pourrait générer plusieurs défauts à savoir le délaminage. Certes, le délaminage microscopique est prépondérant dans la stratification des matériaux composites, et certaines industries lui accordent une importance considérable. Toutefois, l'industrie du contreplaqué le considère comme négligeable et secondaire devant le délaminage macroscopique qui provoque une chute considérable des propriétés mécaniques du panneau produit. Par conséquent, nous allons nous intéresser qu'au délaminage à l'échelle macroscopique.

Le délaminage macroscopique des panneaux de contreplaqué est relativement facile à détecter, nous contrôlons dans un premier temps les quatre bords du panneau (figure 1), puisque à ce niveau là, les contraintes deviennent très singulières. Ce phénomène est reconnu par « l'effet de bord libre » [6]. Au niveau de ces zones particulières, le mode d'ouverture (mode I) est le mode de délaminage le plus critique parce qu'il nécessite le moins d'énergie. Ensuite, nous contrôlons le délaminage au milieu du panneau sur lequel nous créons une flexion pour voir si le délaminage s'est produit au milieu ou pas (figure 2).



Figure 1 : Panneau du contreplaqué délaminé au bord

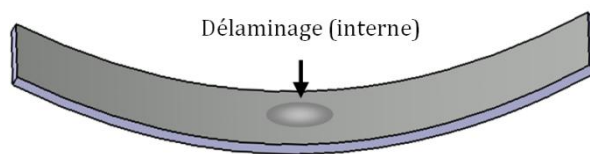


Figure 2 : Panneau du contreplaqué délaminé au milieu

Maintenant, pour étudier le délaminage macroscopique, nous avons choisi comme réponse un pourcentage d'apparition du délaminage (PAD). Ce pourcentage est calculé en divisant le nombre de panneaux délaminés lors d'une d'expérience sur 9, car chaque expérience est composée de 9 panneaux.

## 3. Construction du plan d'expériences

### 3.1. Définition des facteurs et leurs modalités

Le domaine expérimental est constitué de l'ensemble des combinaisons de facteurs qu'il est possible de réaliser. Dans notre cas, nous étudions trois facteurs (température, temps de pressage et le dépôt de colle) avec différentes modalités. Le tableau 3 résume les différentes modalités de ces facteurs.

Tableau 3 : Modalités utilisées dans le domaine expérimental

Température (°C)	Temps de pressage (min)	Dépôt de colle (g/m <sup>2</sup> )
80	4	200
100	6	300
120	8	400

### 3.2. Définition du modèle empirique

Cette étape revient à choisir une forme du modèle adaptée aux objectifs de l'étude et à estimer le nombre d'inconnues  $p$  associées au modèle.

Nous rappelons que les modèles associés aux études de criblage sont des modèles additifs. Dans ces modèles, nous souhaitons affiner la connaissance des effets moyens des facteurs pris en considération par le calcul des interactions présentes entre ces facteurs.

Les modèles que nous recherchons sont donc de la forme suivante [7] :

$$Y = cst + W_T + W_t + W_D + W_{Tt} + W_{TD} + W_{tD} \quad (1)$$

Avec :

$Y$  réponse observée

$W_i$  facteur  $i$  étudié

$W_{ij}$  interaction entre le facteur  $i$  le facteur  $j$

Chacun de ces facteurs possèdent trois modalités. Par conséquent le nombre total d'inconnues  $p$  du modèle est calculé comme suit :

$$p = 1 + \sum_{i=1}^k (m_i - 1) + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=i+1}^k (m_i - 1)(m_j - 1) = 19 \quad (2)$$

Avec :

$m_i$  modalité de niveau  $i$

### 3.3. Définition du domaine expérimental

La définition du domaine expérimental repose sur la définition des facteurs et de leurs modalités. En effet le domaine est défini comme étant l'ensemble des combinaisons réalisables à partir des modalités des facteurs.

Nos modèles possèdent 19 inconnues et nécessitent donc au moins 19 expériences. Nous avons choisi de réaliser les 27 (=3x3x3) expériences du plan complet pour déterminer les coefficients des modèles.

## 3. Résultats et discussion

### 1. Analyse mathématique des résultats d'essais

L'analyse mathématique des résultats d'essais a pour objectif de calculer les  $p$  coefficients des modèles à partir des résultats des  $N$  expériences réalisées.

Le plan d'expériences peut se retranscrire sous la forme [8] :

$$\{Y\} = (X)\{Coefficients\} + \{E\} \quad (3)$$

Avec :

$\{Y\}$  le vecteur des résultats d'essais,

$(X)$  la matrice du modèle,

$\{Coefficients\}$  le vecteur des estimations des coefficients,

$\{E\}$  le vecteur d'erreur.

### 2. Analyse statistique du modèle

L'analyse statistique du modèle est l'étape principale de l'analyse des résultats. Elle se base dans certains cas sur les données de l'analyse mathématique comme pour l'application de la méthode de Daniel ou de Lenth. Son objectif est d'identifier les facteurs statistiquement influents sur les réponses observées. Dans notre étude, nous avons opté pour la méthode de l'analyse de variance.

#### 2.1. Analyse de variance

L'intérêt de l'analyse de variance est de pouvoir tester de manière absolue l'influence des facteurs sur les variations d'une réponse donnée [9].

Les résultats de l'analyse de variance pour les deux essences étudiées sont présentés dans les tableaux 4 et 5 :

Tableau 4 : Analyse de variance sur le Ceiba

Source	SCE	ddl	CM	F <sub>obs</sub>	F <sub>crit</sub>	Conclusion
t	15,41	2	7,7	70	4,46	Influent
D	1,06	2	0,53	4,81	4,46	Influent
T	8,03	2	4,01	36,45	4,46	Influent
t*D	0,05	4	0,012	0,1	3,84	non influent
t*T	2,71	4	0,67	6,09	3,84	Influent
D*T	0,1	4	0,025	0,22	3,84	non influent
t*D*T	0,27	8	0,03	0,27	3,44	non influent
Error	25,34	216	0,11			
Total	52,97	242				

Tableau 5 : Analyse de variance sur le Peuplier

Source	SS	df	MS	F	F <sub>crit</sub>	Conclusion
t	16,22	2	8,11	202,75	4,46	Influent
D	1,95	2	0,97	24,37	4,46	Influent
T	14	2	7	175	4,46	Influent
t*D	2,12	4	0,53	13,25	3,84	Influent
t*T	8,81	4	2,2	55	3,84	Influent
D*T	1,01	4	0,25	6,25	3,84	Influent
t*D*T	1	8	0,12	3	3,44	non influent
Error	8,89	216	0,04			
Total	54	242				

L'hypothèse  $H_0$  qui est dans notre cas : « Les modèles additifs ne permettent pas de décrire les variations du pourcentage d'apparition du délaminage » qualifie la non significativité de l'élément qui lui est associé. Ces résultats permettent donc de déterminer la significativité des facteurs et des interactions. Dans le cas de non significativité, les termes concernés peuvent être exclus du modèle. Il est alors préférable de refaire une analyse de variance afin de s'assurer que tous les éléments restants sont bien significatifs.

Le modèle additif faisant intervenir le poids des facteurs et des interactions influents s'écrit donc :

$$PAD_{Ceiba} = 0,31 - 0,06 T_1 - 0,18 T_2 - 0,09 t_1 - 0,24 t_2 - 0,01 D_1 - 0,07 D_2 - 0,08 T_1 t_1 + 0,02 T_1 t_2 + 0,001 T_2 t_1 + 0,14 T_2 t_2 \quad (4)$$

$$PAD_{Peuplier} = 0,66 - 0,03 T_1 - 0,29 T_2 - 0,11 t_1 - 0,22 t_2 - 0,03 D_1 - 0,08 D_2 + 0,07 T_1 t_1 - 0,11 T_1 t_2 - 0,03 T_1 D_1 - 0,13 T_1 D_2 - 0,18 T_2 t_1 - 0,11 T_2 t_2 + 0,0004 T_2 D_1 + 0,04 T_2 D_2 - 0,0007 t_1 D_1 - 0,06 t_1 D_2 - 0,04 t_2 D_1 - 0,02 t_2 D_2 \quad (5)$$

### 3. Méthodologie des surfaces de réponses :

La méthodologie des surfaces de réponses (MSR) constitue le second volet de la méthode des plans d'expériences. Cette technique vise à déterminer d'une façon quantitative les variations de la réponse vis-à-vis des facteurs d'influence significative, identifiés lors d'une première étude de criblage.

#### 3.1. Définition du modèle empirique

Nous voulons choisir une forme de modèle qui définit correctement les variations de la réponse. Pour cela, nous choisissons une forme quadratique qui satisfait cette exigence [10].

On recherche donc un modèle de la forme :

$$Y = \alpha_0 + \sum_{i=1}^k \alpha_i x_i + \sum_{i=1}^k \alpha_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=i+1}^k \alpha_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=i+1}^k \alpha_{iij} x_i^2 x_j + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=i+1}^k \alpha_{ijj} x_i x_j^2 + \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=i+1}^k \alpha_{iiij} x_i^2 x_j^2 \quad (6)$$

Dans lequel,  $\alpha_m$  représentent les coefficients du modèle à identifier.

#### 3.2. Analyse mathématique des résultats d'essais

L'application de la méthode des moindres carrés sur les résultats d'essais a permis d'obtenir les coefficients des modèles, et par la suite obtenir les deux modèles recherchés ( $Y_c$ ; pour le Ceiba et  $Y_p$ ; pour le Peuplier) comme suit :

$$Y_c = 0,01 - 0,28 T - 0,31 t - 0,10 D + 0,25 T^2 + 0,31 t^2 + 0,09 D^2 + 0,14 Tt + 4,63 \cdot 10^{-18} TD + 1,16 \cdot 10^{-18} tD + 0,06 Tt^2 + 0,03 TD^2 - 1,11 \cdot 10^{-16} tD^2 + 0,02 T^2 t + 0,01 T^2 D + 0,01 t^2 D - 0,19 T^2 t^2 - 0,05 T^2 D^2 - 0,05 t^2 D^2 \quad (7)$$

$$Y_p = 0,51 - 0,48 T - 0,39 t - 0,32 D + 0,002 T^2 + 0,05 t^2 + 0,11 D^2 - 0,24 Tt - 0,02 TD - 0,07 tD + 0,22 Tt^2 + 0,02 TD^2 + 0,05 tD^2 + 0,11 T^2 t + 0,23 T^2 D + 0,09 t^2 D + 0,16 T^2 t^2 - 0,08 T^2 D^2 - 0,001 t^2 D^2 \quad (8)$$

### 3.3. Analyse statistique des modèles

L'analyse statistique consiste à analyser les modèles dans leur globalité afin de vérifier si l'hypothèse choisie en retenant des modèles de forme quadratique a bien été validée. Elle permet de calculer la probabilité  $P$  de refuser à tort l'hypothèse nulle  $H_0$  qui est dans ce cas : « Des modèles de forme quadratiques ne permettent pas de décrire les variations de l'apparition du délaminage du Ceiba et du Peuplier ».

Cette analyse donne les résultats présentés dans les tableaux 6 et 7 :

Tableau 6 : Analyse de variance du modèle de Ceiba

Source	SCE	ddl	CM	F	P
Model	3,019	18	0,167	45,37	<0,00001
Error	0,029	8	0,003		
Total	3,049	26			

Tableau 7 : Analyse de variance du modèle de Peuplier

Source	SCE	ddl	CM	F	P
Model	4,910	18	0,272	15,65	0,0002
Error	0,133	8	0,017		
Total	5,043	26			

Nous obtenons pour nos deux réponses une valeur très faible de la probabilité  $P$ , ce qui conforte l'hypothèse de l'utilisation des modèles quadratiques pour modéliser les réponses.

Maintenant, pour mieux évaluer ces résultats obtenues à partir de l'analyse de variance, nous faisons appel aux expressions des qualités descriptives ( $R^2$ ) et prédictives ( $Q^2$ ).

Ces expressions sont exprimées à partir des relations suivantes [11]:

$$R^2 = 1 - \frac{\frac{SCE}{N-P}}{\frac{SCT}{N-1}} \quad (9)$$

$$Q^2 = 1 - \frac{PRESS}{SCT} \quad (10)$$

Avec :

$SCE$  la somme des carrés des écarts,

$SCT$  la somme totale des carrés des écarts,

Et l'expression  $PRESS$  (*PRediction Error Sum of Square*) est définie comme suit :

$$PRESS = \sum_{i=1}^N \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{(1 - h_{ii})^2} \quad (11)$$

Avec :

$y_i$  la réponse mesurée au point  $i$ ,

$\hat{y}_i$  la réponse calculée par le modèle au point  $i$ ,

$h_{ii}$  le  $i^{\text{ème}}$  terme diagonal de la matrice  $H$  définie comme suit :

$$H = X(X^t X)^{-1} X^t \quad (12)$$

Le coefficient de détermination  $R^2$  traduit la contribution du modèle dans la restitution de la variation de la réponse observée. Le coefficient de corrélation  $Q^2$  traduit la qualité prédictive du modèle.

Finalement, ces expressions ( $R^2$  et  $Q^2$ ) sont calculées pour ces modèles, leurs valeurs sont données dans le tableau 8 :

Tableau 8 : Coefficient de détermination et coefficient prédictif des modèles

	Ceiba	Peuplier
$R^2$	96,85 %	91,44 %
$Q^2$	88,84 %	69,20 %

Les valeurs du coefficient de détermination  $R^2$  des deux modèles sont proches de 1. Par conséquent, la qualité descriptive associée aux modèles adoptés est très intéressante.

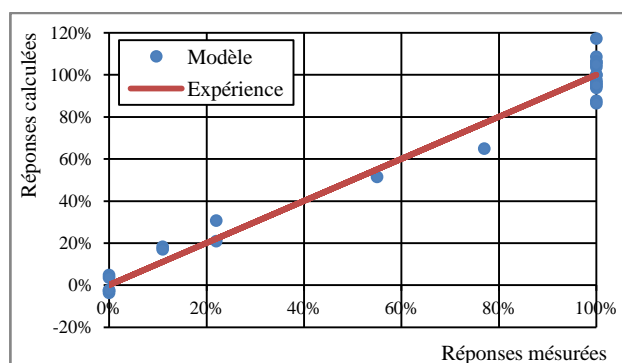
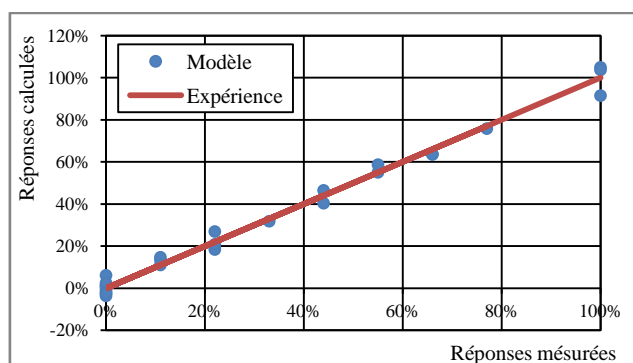
Nous pouvons remarquer que le coefficient prédictif  $Q^2$  du Peuplier est relativement faible, ce qui nécessite de tracer les graphes d'adéquation des modèles pour confronter les résultats expérimentaux avec les résultats donnés par les modèles obtenus.

### 3.4. Analyse graphique du modèle :

Avant de visualiser les surfaces de réponse traduites par les modèles, nous allons illustrer de manière graphique la bonne qualité descriptive de nos modèles à travers leurs graphes d'adéquation associés.

#### 3.4.1. Graphe d'adéquation du modèle

La construction du graphe d'adéquation du modèle repose sur un nuage de points qui matérialise en abscisse la variation de la réponse mesurée et en ordonnée la variation de la réponse calculée à partir du modèle obtenu (Figure 3 et 4). La représentation de la première bissectrice permet de porter visuellement un jugement sur l'alignement des points : plus le nuage est proche de cette première bissectrice, plus le modèle décrit convenablement la variation des résultats d'essais. Le graphe d'adéquation permet alors de traduire graphiquement la qualité descriptive  $R^2$  du modèle.



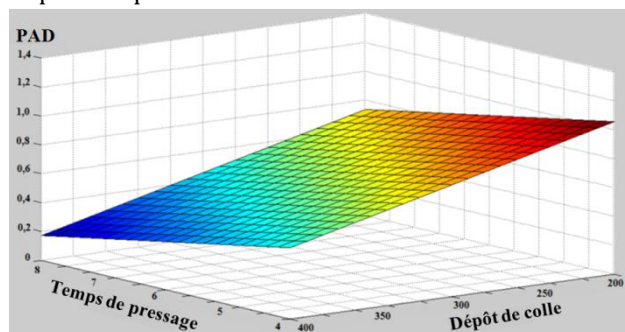
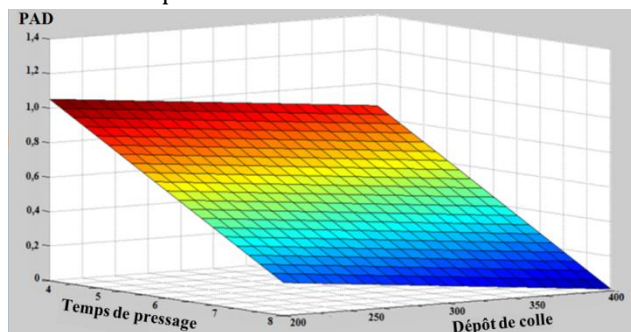
Les graphes d'adéquation des modèles ont permis de constater que les modèles retenus modélisent parfaitement les réponses aux points présents dans la matrice d'expériences.

Nous pouvons relever qu'il y a une concordance entre les valeurs des coefficients de détermination  $R^2$  et de corrélation  $Q^2$  calculés dans le tableau 11 et les graphes d'adéquation 9 et 10. L'écart entre les résultats expérimentaux et ceux calculés par le modèle du Peuplier est justifié par la valeur du coefficient prédictif  $Q^2$ . Par contre, dans le cas du Ceiba, l'écart est relativement négligeable.

Après l'étape de la modélisation, nous représentons graphiquement les modèles à l'aide des courbes des surfaces de réponse qui permettent de mieux rendre compte les variations des réponses en fonction des paramètres expérimentaux.

#### 3.4.2. Représentation graphique des surfaces de réponses

D'une manière générale, les surfaces de réponses présentent les variations des réponses en fonction de deux facteurs à la fois, les autres facteurs étant fixes. Pour notre cas, nous avons choisi de présenter la variation de Ceiba et du Peuplier en fonction du temps et du dépôt de colle en fixant la température. Les figures 5 et 6 représentent les surfaces de réponses associées aux modèles de PAD de Ceiba et du Peuplier respectivement.



Nous pouvons révéler que le  $PAD_C$  varie entre 0% et 104%. De la même manière, le  $PAD_P$  oscille entre 18% et 103%. Cette variation importante du pourcentage d'apparition de délaminage confirme la corrélation forte du délaminage des deux essences étudiées aux facteurs de stratification. Ces pourcentages sont inversement proportionnels aux facteurs pris en considération.

#### 4. Conclusion

A partir de la méthode des plans d'expériences nous avons modélisé le délaminage de deux types de contreplaqué, l'un est à base de Ceiba et l'autre à base de Peuplier. Pour ce faire, nous avons utilisé des modèles quadratiques en utilisant la méthode des surfaces de réponses. Les résultats que nous avons obtenus, nous ont permis de tirer un certain nombre de conclusion :

- Nous avons mis en évidence la forte corrélation entre le délaminage des deux essences étudiées et les facteurs de stratification pris en considération.
- Grâce à L'étude de criblage nous avons éliminé les interactions qui ne présentent pas une influence statistiquement significative sur les réponses observées.
- Avec la réduction du nombre d'interactions nous avons ainsi minimisé le nombre de coefficients identifiés dans les modèles.
- A partir d'une analyse statistique des résultats, les modèles ont été affinés afin d'optimiser leurs qualités descriptive et prédictive. Ces modèles ont ensuite été testés dans des régions du domaine expérimental non explorées par le plan d'expériences.
- Nous avons révélé que le Peuplier est très sensible au délaminage comparativement au Ceiba.
- Pour remédier à cette concentration de délaminage, il est recommandé de combiner avec le Peuplier une essence moins sensible au délaminage, comme le cas de Ceiba. Cela, permettrait d'atténuer l'apparition du délaminage.
- Grâce au plan d'expérience, nous avons déterminé plusieurs valeurs optimales des facteurs considérés qui permettent d'éviter totalement le délaminage pour les deux structures étudiées.

#### 5. Références :

- [1] CLAUDEL J.B. *Caractérisation du comportement mécanique de panneaux de contreplaqué sous sollicitation de flexion et flexion-compression*. PhD Thesis, Université de Metz, France; 2002.
- [2] FOUGEROUSSE M, BARRAY R, DEON G. *Résistance des panneaux contreplaqués à la pourriture : premiers essais sur l'influence de l'épaisseur des plis*. Revue Bois et Forêt des Tropiques 197, 1982.
- [3] AVRIL C. *Etude expérimentale et numérique de la résistance interlaminaire en mode I de thermoplastiques à renfort tissé*. Philippe OLIVIER et Jacques LAMON. JNC 16, Toulouse, France; Jun 2009.
- [4] H.C. Srinivasaiah, N. Bhat. *Characterization of sub-100nm CMOS process using screening experiment technique*. Proceedings 17th International Conference on VLSI Design, Mumbai, India, pages 285 -290, 2004.
- [5] J. Goupy. *Plan d'expériences pour surface de réponse*. Dunod, 1999.
- [6] VANDELLOS T. *Vers un modèle de zones cohésives adaptée à l'étude du délaminage dans les composites stratifiés*. 10e colloque national en calcul des structures, Giens, France, Mai 2011.
- [7] J. Goupy. *La méthode des plans d'expériences – Optimisation du choix des essais et de l'interprétation des résultats*. Ed. Dunod, 1996.
- [8] M. Pillet. *Introduction aux plans d'expériences par la métho de Taguchi*. Les Editions d'Organisation Université, 1994.
- [9] J.J. Drosesbeke J. Fine G. Saporta. *Plan d'expériences – Application à l'entreprise*. Ed. Technip, 1997.
- [10] A.I. Khuri, J.A. Cornell. *Response surfaces: designs and analysis*. Marcel Dekker, seconde édition, 1996.
- [11] R. Myers, D. Montgomery. *Response Surface Methodology, Process and product Optimization Using designed Experiments*. Wiley, 1995.