Revue d'Economie et de Statistique Appliquée
Volume 16, number 1, June 2019
ISSN : 1112-234X EISSN : 2600-6642
Pages :35-52

STOCHASTIC PRODUCTION FRONTIER ESIMATE WITH UNBALANCED PANEL APPLICATION TO THE TEXTILE, CLOTHING AND LEATHER SECTOR IN TUNISIA

ESTIAMTION DE FRONTIERE DE PRODUCTION STOCHASTIQUE AVEC PANEL INCOMPLET APPLICATION AU SECTEUR TEXTILE, HABILLEMENT ET CUIR EN TUNISIE

***Sawssen HAJJI DHAHRI**
UREP, ISAEG - Université de Gafsa, Tunisie,
sawssenh@gmail.com

Reçu le: 08/03/2016 **Accepté le :** 19/05/2019 **Publication en ligne le**: 10/06/2019

ABSTRACT: The Textile, Clothing and Leather (TCL) industry plays a very important role in the Tunisian economy. Indeed, it drains important currencies to contribute to the improvement of the economic and social situation of the country, and helped solve the problem of unemployment in a large part. Thus, we will study the technical efficiency of Tunisian TCL companies, while taking into account the heterogeneity that characterizes this sector, using the appropriate econometric instruments. In order to measure individual productive efficiency, we used the econometric estimation of a stochastic production frontier with unbalanced panel data. We have recorded that in the TCL sector Tunisian companies are technically efficient at a level of 70% (on average).

Keywords : Technical Efficiency, Stochastic Frontier, Unbalanced Panel.

JEL Classification : C01, C05, C06, D210

RESUME : L'industrie Textile, Habillement et Cuir (THC) joue un rôle très important dans l'économie tunisienne. En effet, il draine des flux de devises importants permettant de contribuer à l'amélioration de la situation économique et sociale du pays, et contribué à résoudre le problème de chômage en une grande partie, ... Ainsi, nous allons étudier l'efficacité technique des entreprises THC tunisiennes, tout en tenant compte de l'hétérogénéité qui caractérise ce secteur, en utilisant les instruments économétriques appropriés. Dans le but de mesurer l'efficacité productive individuelle, nous nous sommes basés sur l'estimation économétrique d'une frontière de production stochastique avec données de panel incomplet. Nous avons enregistré que dans le secteur THC les entreprises tunisiennes sont techniquement efficace à un degré de 70% (en moyenne).

Mots clefs : Efficience technique, Frontière stochastique, Panel incomplet.

* Auteur Correspondant

1. INTRODUCTION :

L'industrie textile figure parmi les principales industries manufacturières en Tunisie. Elle a connu depuis les années 60 une croissance très importante dans l'économie tunisienne et de rester le premier secteur exportateur de l'industrie manufacturier.
L'évolution spectaculaire de ce secteur est due essentiellement à la large contribution à la création d'emploi, à l'augmentation de la valeur ajoutée, à l'amélioration de la balance commerciale et aux investissements.
Toutefois, il ne faut pas se fier à ces statistiques, étant donnée la position menacée sur le marché-cible du secteur textile, les mutations générale de l'économie mondiale, le multiple concurrent,…

Pour toutes ces raisons les entreprises tunisiennes doivent être de plus en plus compétitive et efficace pour faire face à la concurrence mondiale toutes les informations statistique témoignent si besoin en est de l'intérêt crucial d'analysé la performance productive de secteur textile eu égard à la place qu'il occupe dans une dynamique de croissance des industries manufacturière de façon générale et du secteur textile de façon plus particulière.
Ceci dit, nous nous sommes basés sur l'estimation économétrique d'une frontière de production stochastique (avec données d'entreprise du secteur THC), afin de mesurer l'efficacité productive individuelle. Il est à signaler que la littérature, dans ce domaine, tend généralement à neutraliser l'influence de certains facteurs lors de l'estimation de la frontière de production ou après avoir évalué la série des degrés d'efficience technique. Dans notre étude empirique nous avons localisé certains facteurs dont essentiellement :

- Le biais de sélectivité productive.
- L'hétérogénéité de l'efficacité productive.
- L'explication de l'efficacité technique par un ensemble de variables (âge du capital, qualification de main d'œuvre).
- L'étude de la fluctuation de l'efficacité technique dans le temps.

Ainsi, nous allons étudier l'efficacité technique des entreprises textile tunisienne, tout en tenant compte de l'hétérogénéité qui caractérise ce secteur, en utilisant les instruments économétrique appropriés.
La littérature sur la mesure des inefficiences des entreprises à partir des frontières de production ou de coût a connu au cours de ces deux dernières décennies des développements théoriques et empiriques importants, voir par exemple Greene (2005) pour une analyse de la frontière de production avec données de Panel de Chaffai et al. (2003).
Le papier sera organisé comme suit : Dans un premier volet nous essayons de présenter les diffèrent modèle que nous pouvons adopter pour déterminer la frontière de production. En suite, nous étudierons la frontière de production avec panel incomplet. En fin nous mesurant les scores d'efficience productive des 292 entreprises textile observées pendant la période 1983-1993 (panel incomplet) ; et aussi nous essayons de déterminer les variables principales qui expliquent la variation de l'efficacité productive.

1. FRONTIERE DE PRODUCTION PARAMETRIQUE:

En fait, il y a deux types de frontière paramétrique, l'un déterministe et l'autre stochastique. Pour le premier type nous devons faire la distinction entre la frontière déterministe paramétrique et la frontière déterministe statistique

1.1 Frontière déterministe

1.1.1 Frontière déterministe paramétrique

L'approche non paramétrique proposée initialement par Farell (1957) n'avait pas beaucoup de succès à cause des limites qu'elle présente. En effet, la frontière déterministe non paramétrique se révèle sensible à des perturbations statistiques aléatoires[†]. C'est pourquoi il a apporté pour une autre approche paramétrique et il a recommandé en particulier la forme fonctionnelle, Cobb-Douglas.

Aigner et Chu (1968) constituent les premiers auteurs qui se sont inspiré des suggestions de Farrell. Ajuste titre, ils ont spécifié une technologie de production du type Cobb-Douglas. Leur modèle est spécifié selon la relation suivante :

$\text{Log}\,(y_i) = \text{Log}\,(f\,(x_i; \beta)) - u_i$ (1.1)

Avec $u_i \geq 0$

Deux programmes d'optimisation sont alors proposés, par Aigner et Chu (1968), pour estimer cette frontière :

Le premier consiste à minimiser la somme des carrés des résidus:

$\text{Min}\; \Sigma[\text{Log}\, y_i - \text{Log}(f(x_i\,;\beta))]^2$ (1.2)

sachant que $\text{Log}\, y_i - \log f(x_i\,;\beta) \leq 0$

Le second programme est linéaire ; en effet, consiste à minimiser la somme des valeurs absolues des résidus:

$\text{Min}\; \Sigma \left|\text{Log}\, yi - \text{Log}(f(xi\,;\beta))\right|$ (1.3)

sachant que $\text{Log}\, y_i - \log f(x_i\,;\beta) \leq 0$

Dans les deux cas, on se ramène à un problème de programmation quadratique pour le programme (1) et linéaire pour le programme (2) . Ce dernier programme reste intéressant puisque la fonction valeur absolue des écarts est moins sensible aux points aberrants. Toutefois, la méthode d'Aigner et Chu reste critiquée car elle présente plusieurs inconvénients majeurs. Parmi lesquels, on peut citer:

Une forte sensibilité des estimateurs aux points aberrants.

Les estimateurs obtenus ne présentent pas de propriétés statiques (écart types des estimateurs, student,…).En conséquence, il est impossible de réaliser de l'inférence statistique.

La procédure d'Aigner et Chu est beaucoup plus algébrique que statistique, et pour la justifier statistiquement Schmitt ajoute au modèle (1.1) deux hypothèses supplémentaires, qui seront abordées dans la prochaine section.

1.1.2 Frontière déterministe statistique :

La frontière de production sous forme déterministe statistique constitue une extension de l'expression (1.1). En conséquence, la technologie de production prend la forme qui suit :

$\text{Log}\,(y_i) = \text{Log}\,(f(x_i\,;\beta) - u_i \qquad u_i \geq 0$ (1.4)

Sachant que les termes d'erreur ui vérifient les deux hypothèses suivantes :

H_1 : les termes d'erreur u_i sont identiquement et indépendamment distribués selon une loi, de moyenne m et de variance σ^2

[†] Pour plus de détail, le lecteur peut se référer à l'Etude de Fâre et Lovell (1983).

H_2 : L'erreur u_i est indépendante des inputs X_i.

Selon les hypothèses émises sur la distribution du terme aléatoire ui plusieurs méthodes d'estimation économétriques existent.

L'estimation de frontière de production déterministe statistique peut être déterminé par la méthode du maximum de vraisemblance, moyennant une hypothèse supplémentaire sur la loi de l'erreur ui (loi semis – normale, double exponentielle, loi Gamma,…)

Par exemple si on suppose que la distribution de u une et loi semis – normal, alors l'estimateur au maximum de vraisemblance du modèle (1.4) est solution des systèmes (1.2.)et (1.3) on déduit par la suite, les résidus ui qui indiqueront les inefficacités techniques des entreprises.

Toutefois, cette méthode reste critiquée :

Une hypothèse de régularité du maximum de vraisemblance n'est pas respectée, puis qu'il n'y a pas d'indépendance entre le domaine de variation de y et des paramètres ($y_i \in]-\infty ; -x_i\beta]$)[3].

- On doit émettre une hypothèse particulière concernant la distribution de la valeur asymétrique représentant l'inefficacité.

Sensibilité de la mesure de l'inefficacité technique selon la distribution adoptée (Gamma, loi semis – normale, double exponentielle,…).

Il faut signaler tout de même qu'on peut aussi adopter la méthode des MCO corrigées.

La séparation de l'inefficacité technique du terme d'erreur constitue un problème que ce soit dans le cas de frontière déterministe paramétrique ou frontière déterministe statistique. Néanmoins, ce problème on peut être surmontée, faisant appel aux frontières de production stochastiques.

1.2 Frontière stochastique :

La frontière stochastique repose sur la combinaison de deux types d'erreurs. L'une symétrique et l'autre asymétrique. La première n'est rien autre que la variable symétrique classique des erreurs, v. Par contre, la seconde désigne la variable, u, représentant l'inefficacité (u>o).

Les pionniers de la formulation stochastique de la frontière sont Aigner, Lovell et Schmidt (1977), et Meesen et Van Deu Broech (1977), ces auteurs ont été les premières a proposer un modèle à erreurs composées. Les études empiriques qui ont utilisé ce type de support ont reposé sur des information statistiques comportant des données en coupe a des limites. En effet, d'abord on doit mettre une hypothèse particulière concernant la distribution de la variable asymétrique u. D'autre part, on ne peut pas étudier ni l'hétérogénéité ni la variation dans le temps de l'efficacité technique. Nous pouvons surmonter ces difficultés, si nous utilisons des données de Panel.

Ainsi, la première motivation d'utilisation des données de Panel est le contrôle d'hétérogénéité inobservable[‡]. Par ailleurs, si on estime le modèle sur des données de Panel, on peut éviter la supposition des distributions des termes d'erreur (*v* et *u*). En outre, avec les données de Panel il est possible d'étudier comment varie l'efficacité productive des entreprises dans le temps.

- Cas où l'inefficacité technique ne varie pas dans le temps :

[‡] Hausman et Taylor (1981).

On suppose comme au paravent que la technologie peut être représentée par une relation paramétrique particulière f ( ).Disposant des données de Panel, on peut définir la frontière stochastique de production comme suit :

$Y_{it} = f(x_{it}) \exp(v_{it} - u_{it})$ *avec* $i = 1 ; 2 ; \ldots ; N$ *et* $t = 1 ; 2 ; \ldots ; T$ (1.5)

Où Y_{it} la quantité d'output produite par la firme i pendant la période t.

Et X_{it} le vecteur des quantités de facteurs utilisés par cette firme pour réaliser cette production.

v_{it} est une variable aléatoire symétrique.

u_{it} est une variable asymétrique représentant l'inefficacité technique (ui >0).

Dans cette section, on admet que l'inefficacité technique est constante dans le temps, et on remplacera u_{it} dans (1.5) par :

$u_{it} = u_i \quad \forall \quad t$ (1.6)

Si l'on suppose que la spécification (1.5) de la frontière est linéaire par rapport aux paramètres (par exemple une spécification Cobb – Douglas, Translog,…) ;on peut écrire comme suit :

$$Y_{it} = \alpha + x_{iit}\beta + v_{it} - u_i \qquad (1.7)$$

Sachant que Y_{it} est le logarithme de l'output et X'_{it} est le vecteur ligne des logarithmes des inputs.

Si on regroupe le terme u_i avec la constante du modèle α, soit :

$\alpha_i = \alpha - u_i$ (1.8)

Alors, le modèle (1.7) peut s'écrire:

$Y_{it} = \alpha_i + x_{it}\beta + v_{it}$ (1.9)

Ce modèle (1.9) s'apparente au modèle à effets fixes qu'on trouve dans les ouvrages récents d'économétrie.

L'estimation de la frontière (1.9) se fera en deux méthodes selon que l'on suppose que la variable u_i est stochastique ou non.

- Modèle à effets fixes :

Dans cette section, on suppose que u_i est non stochastique pour un individu i, le modèle (1.9) se présente comme suit :

$Y_t = X_t\beta + L_T\alpha_i + v_i$ (1.10)

où L_T est le vecteur somme d'ordre T.

On peut estimer ce modèle (1.10) par l'estimateur « within » afin de garantir des estimateurs BLUE pour β définis selon l'expression :

$$\hat{\beta}_{\mathbf{w}} = \left(\sum \mathbf{X}_{\mathbf{i}}^{'}\mathbf{M}_{\mathbf{i}}\mathbf{X}_{\mathbf{i}}\right)^{-1}\sum \mathbf{X}_{\mathbf{i}}^{'}\mathbf{M}_{\mathbf{i}}\mathbf{Y}_{\mathbf{i}} \qquad (1.11)$$

Avec $M_i = L_T - L_T(L'_T L_T)^{-1} L'_T$

Après avoir calculé β_w, on peut déduire des estimateurs de l'inefficacité technique pour chaque entreprise. Pour cela, on détermine tout d'abord des estimateurs pour les N coefficients qui peuvent être obtenues par la moyenne des résidus de l'entreprise i dans le temps, soit :

$$\hat{\alpha} = \overline{\mathbf{Y}}_{\mathbf{i}} - \overline{\mathbf{x}}_{\mathbf{i}}\hat{\beta}_{\mathbf{w}} \qquad (1.12)$$

$\hat{\alpha}_i$ peut être également obtenue directement en introduisant dans le modèle à estimer N variables indicatrices spécifique à chaque individu.[§]
Par la suite, les inefficacités techniques spécifiques à chaque entreprise sont estimées comme suit :

$$\hat{u}_i = \hat{\alpha} - \hat{\alpha}_i$$

avec $\hat{\alpha} = \mathbf{Max}_{\mathbf{i}}(\hat{\alpha}_i)$

Cette définition associe à la firme la plus efficace une efficacité technique de 100 %.
L'efficacité technique de la firme i sera définie par l'expression :

$EFF_i = \exp(-\hat{u}_i)$ (1.13)

- Modèle à effets aléatoires :

Dans cette section, on suppose que la variable inefficacité technique est stochastique. Ainsi, pour le modèle à effet aléatoire en tient compte des effets non contrôlables par l'entreprise qui peut affecter directement le terme qui représente l'efficacité productive.
L'estimation de ce modèle se fera de deux manières selon que l'on se fixe on non une hypothèse concernant la distribution de la variable inefficacité technique.
Absence d'hypothèse sur la distribution des u i :
On considère le modèle suivant :

$$Y_i = L_T\alpha^* + x_i\beta + \varepsilon_i \qquad (1.14)$$

Avec ;

$\alpha^* = \alpha - u$; $u_i^* = u_i - u$ et $E(u_i) = u$

$\varepsilon_{it} = v_{it} - u_i^*$

$var(v_{it}) = \delta^2_v$; $var(u_i) = \delta^2_u$

$var(\delta_{it}) = \delta^2_u + \delta^2_v$

et $E(\varepsilon_{it}\,\varepsilon_{i't'}) = \delta^2_u$ $\qquad i = i'$ et $t \neq t'$

Ce modèle s'apparente à un modèle classique à erreurs composées. Pour obtenir des estimateurs efficaces pour les paramètres de la régression α^* et β on peut utiliser la méthode de moindre carrés généralisés.
Il est utile de souligner que les estimateurs des MCG, peuvent également être fournis en appliquant la méthode des MCO sur le modèle (1.14) transformé. En effet, Fuller et Battese (1974) ont montré que :[**]

$$\Omega_i^{1/2} = I_T - (1-\theta^{1/2})P_1 \qquad (1.15)$$

Avec

$$\theta = \frac{\sigma_v^2}{\sigma_v^2 + T\sigma_u^2}$$

et $P_i = I_T - M_i$

$(M_i = L_T - L_T(L'_T L_t)^{-1}L'_T)$

[§] La méthode MCO, dans ce cas, donne des estimateurs BLUE pour β et α_i.

[**] En fait, cette transformation permet de fourni un vecteur de perturbations vérifiant les hypothèses standards de la régression classique.

En général $\sigma_{\mathbf{u}}^{2}$ et $\sigma_{\mathbf{v}}^{2}$ sont inconnues, il suffira dans ce cas d'avoir une estimation de $\sigma_{\mathbf{u}}^{2}$ et $\hat{\sigma}_{\mathbf{v}}^{2}$ pour appliquer les moindres carrés quasi - généralisés. L'estimation de $\sigma_{\mathbf{u}}^{2}$ est fournie en exploitant la variabilité rondelle contenue dans la dimension intra – individuelle de l'échantillon étudié. En pratique, les résidus sont obtenus en appliquant les MCO sur le modèle transformé où les variables sont déviées par rapport à leur moyenne individuelle.

Après avoir déterminé les estimateurs des paramètres du modèle (α* et β), on estimera par la suite les composantes de l'inefficacité technique de la même manière que dans l'expression (1.13) sauf que les résidus utilisé pour estimer

$\alpha_i = \alpha^* - u^*_i$ sont fournis par la relation $\hat{\alpha}_i = (Y_{it} - X_{it}^{'}\hat{\beta}_G)$.

Une méthode alternative a été proposée par Taub et par Taub et Griffiths (1979) pour estimer l'inefficacité technique. Cette méthode consiste, tout d'abord, à calculer l'estimateur BLUE de u_i^* :

$$\hat{u}_i^* = -\frac{\sigma_u^2 \sum \varepsilon_{it}}{T\sigma_u^2 + s_v^2}$$

Ou

$$\varepsilon_{it} = Y_{it} - \hat{a}_G^* - x_{it}^{'}\hat{b}_G$$

Nous définissons,

$$\hat{\alpha}_i = \hat{\alpha}_G^* - \hat{u}_i^*$$

Puis on procède de la même manière que dans (1.10).

La frontière de production (1.14) peut être également estimée par la méthode de maximum de vraisemblance. Pour écrire la vraisemblance, on a besoin des distributions des termes aléatoires u_i et v_{it}. Traditionnellement, la variable stochastique v est supposé distribuée selon la loi normale d'espérance nulle et de variance σ^2. Par contre, pour la perturbation u, plusieurs distributions ont été proposées sur des données en coupe (distribution semis – normal, Gamma, double exponentielle ;…). Dans les études empiriques des frontières de production la distribution semis – normal est la plus recommandée. Dans ce cadre, la fonction de densité est définie selon la relation qui suit :

$$\mathbf{f(u_i)} = \frac{2}{\sqrt{2\Pi\sigma_{\mathbf{u}}}}\mathbf{exp}(-\frac{\mathbf{u_i^2}}{2\sigma_{\mathbf{u}}^2}) \qquad u_i \geq 0$$

Les erreurs v_{it} sont indépendantes des u_i. Il s'ensuit que la vraisemblance du modèle (1.14) s'écrit selon la relation suivante :

$$f(\varepsilon_{i1};\varepsilon_{i2};...;\varepsilon_{it}) = \int_{-\infty}^{0} \Pi_t f(\varepsilon_{it} + u_i) f(u_i) du_i$$

$$\Rightarrow \; f(\varepsilon_{i1};\varepsilon_{i2};...;\varepsilon_{+}) = \frac{2}{(2\Pi)^{T/2}\sigma_v^{T-1}\sigma^*}\exp(-\frac{1}{2}\alpha_i^*)\Phi(-\frac{\mu_i^*}{\sigma^*}) \qquad (1.16)$$

où

$$\sigma^{*} = (\sigma_v^2 + T\sigma_u^2)^{1/2} \qquad ; \qquad \mu_i^{*} = \frac{\sigma_u^2 \sum u_{it}}{\sigma_v \sigma^{*}}$$

et $$\alpha_i^{*} = \frac{1}{\sigma_v^2}\left[\sum_t \varepsilon_{it}^2 - \frac{\sigma_u^2(\sum \sigma_{it})^2}{\sigma^{*2}}\right]$$

Φ désigne la fonction de répartition d'une distribution N (0 ;1). Pour avoir l'estimateur du maximum de vraisemblance de la frontière, il suffira de maximiser l'expression (1.16) par rapport aux paramètres σ_u, σ_v, α et β.
Après avoir estimé ces paramètres, on peut déduire une estimation de l'efficacité technique moyenne, ETM selon l'expression :
ETM = (exp (-u_i))
ETM = 2 exp (1/2 σ_u^2)[1-Φ(σ_u)]]
L'estimation des inefficacités individuelles des entreprises est plus recherche, puisqu'il faut avoir une estimation des u_i. Jondrow et al (1982) prépose une méthode conditionnelle qui consiste à estimer les u_i par la moyenne de la distribution conditionnelle des u_i/ε_{it}.
En fait, cette distribution est une normale tronquée de moyenne:

$$E(u_i / \varepsilon_{it}) = \frac{\sigma_u \sigma_v}{\sigma^{*}}\left[\mu_i^{*} + 1\right]\frac{\phi(\frac{\mu_i^{*}}{\sigma^{*}})}{\Phi(\frac{\mu_i^{*}}{\sigma^{*}})}$$

ϕ désigne la fonction densité d'une distribution N(0 ;1). Donc, il suffit de remplacer les expressions μ_i^{*} et σ^{*} par les expressions estimées par le maximum de vraisemblance pour obtenir une estimation de ces valeurs moyennes. On en déduit, finalement, une estimation des efficacités techniques individuelles de chaque firme : exp (u_i).

-Cas où l'inefficacité varie dans le temps :

Lorsque le nombre de périodes dans un panel est important, l'hypothèse de constance de l'inefficacité technique paraît assez restrictive. En conséquence, on envisage dans cette section de relâcher, cette hypothèse en supposant que u_{it} varie dans le temps. Pour étudier ce cas on a choisi le modèle de Cornwell, Schmidt et Sickles (1990). Ces auteurs ont proposé de remplacer le terme α_{it} par une fonction paramétrique flexible dans le temps dont les paramètres varient à travers les firmes.
Cette spécification flexible choisie (à fin de relaxer hypothèse de l'inefficacité constant dans le temps) est la suivante :
$\alpha_{it} = \delta_{i1} + \delta_{i2}\, t + \delta_{i3}\, t^2$ (1.17)
La forme générale de leur modèle est comme suit :

$$Y_{it} = x_{it}^{'}\beta + w_{it}^{'}\delta_i + v_{it}$$

où w_{it} est un premier temps, on considère le cas où δ_i est fixe. L'équation de comportement de l'individu i observé durant les T périodes, s'écrit comme suit :
$Y_i = x_i\beta + w_i\delta_i + v_i$
Avec w_i est une matrice de dimension (TxL)

On estime, tout d'abord, la frontière par l'estimateur du paramètre β en appliquant la transformation suivante :

$$\hat{\beta}_w = (\sum_i x_i' M_w x_i)^{-1} \sum_i x_i' M_w Y_i$$

où

$M_w = I_T - w'_i w_i)^{-1} w'_i$

Par la suite, le calcul du vecteur des résidus nous permet de faire des régressions des résidus spécifiques à chaque firme ($Y_{it} - X'_{it}\beta_w$) sur w_{it} et donc d'obtenir les estimations δ_i. Une méthode alternative[††], pour estimer ces coefficients δi1, δi2 et δi3, consiste à introduire dans le modèle des variables indicatrices D_i individuelle spécifiques aux firmes.

(D_i prend la valeur 1 si l'observation est correspondante à la firme i, 0 sinon).

Ainsi, le modèle s'exprime comme suit :

$$Y_{it} = X_{it}'\beta + \sum_i \delta_{i1} D_i + \delta_{i2}(D_{it}) + \sum_i \delta_{i3}(D_i t^2) + v_{it} \qquad (1.18)$$

Après avoir estimé les paramètres de ce modèle (par exemple par la méthode des MCO) ; On estime par la suite les composantes de l'inefficacité technique. Ceci autorise à écrire :

$$\hat{\alpha}_{it} = \hat{\delta}_{i1} + \hat{\delta}_{i2} t + \hat{\delta}_{i3} t^2$$

d'où $\hat{\alpha}_t = \underset{i}{Max}(\hat{\alpha}_{it})$ et $\hat{u}_{it} = \hat{\alpha}_t - \hat{\alpha}_{it}$ (1.19)

Par ailleurs, si le modèle contient des variables explicatives constantes dans le temps, ces variables seront démasquées par l'inefficacité. En revanche, on peut surmonter ce problème en relâchant l'hypothèse de δi fixe. Ainsi, nous définissons :

$\delta_i = \delta_0 + u_i$ (1.20)

u_i est un terme aléatoire tel que : $E(u_i) = 0$ et $E(u_i u'_i) = \Delta$

On substitue δ_i (1.19) dans l'expression (1.18), on obtient :

$$Y_i = x_i\beta + w_i\delta_0 + \varepsilon_i \qquad (1.21)$$
$$\varepsilon_i = w_i u_i + v_i$$

On peut appliquer la méthode de moindre carrés généralisés, afin d'obtenir des estimateurs efficaces pour β et δ_0 soit :

$$\begin{pmatrix} \hat{\beta} \\ \hat{\delta}_0 \end{pmatrix} = \left[\sum (x_i w_i)' \Omega_i^{-1} (x_i w_i)\right]^{-1} \sum (x_i w_i)' \Omega_i^{-1} Y_i$$

Où $\Omega_i = E(\varepsilon'_i \varepsilon_i) = \sigma^2_u I_T + w_i \Delta w'_i$

En général, σ^2_v et Δ sont inconnues, il suffit dans ce cas d'avoir une estimation de σ^2_v et Δ pour appliquer les moindres carrés quasi-généralisés[‡‡].

2. APPLICATION SUR UN PANEL INCOMPLET:

A part quelques exceptions, la majorité des échantillons basés sur des données Micro-économiques souffrent du problème de sélection. Parmi les sources importantes du problème de sélection on recense le problème de non-réponse.

[††] Cette méthode est valable lorsque le nombre d'observation est réduit.

[‡‡] Cette méthode est développée par Schimidt et Sickles (1996).

L'analyse statistique standard est généralement basée sur des ensembles de données rectangulaires dans lesquels aucune donnée n'est absente. Si un ensemble de données contient des valeurs manquantes, habituellement les observations dans lesquelles une ou plusieurs variables manquent sont exclues. En fait ceci est considéré comme une perte d'information et l'échantillon devient non représentatif rendant l'analyse économétrique inefficace.

La plupart des panels d'entreprises sont incomplets. Pour estimer l'efficacité technique ou l'efficacité allocative, un fichier cylindré d'entreprise est souvent extrait. Evidemment, cette pratique peut conduire à des biais importants si les entreprises qui ne sont pas présentes dans l'échantillon sur l'ensemble de la période étudiée ont des caractéristiques communes qui diffèrent de celles des autres firmes.

Dans cette section on va développer la méthode du maximum de vraisemblance avec des données de Panel non-cylindrés et un mécanisme de sélection ignorable.

Soit $Y_i = (Y_{i1} ; Y_{i2} ; \ldots ; Y_{iT})$

On suppose que la variable de sélection r_{it} vaut 1 si y_{it} est observé et on dénote par T_i le nombre de périodes où l'unité i est observé $\left(\sum_{s=1}^{T} r_{is} = T_i\right)$.

Soit R_i une matrice de dimension[§§](T_iXT) qui transforme Y_i (Tx1) en un vecteur de dimension, T_i, soit Y_i^{obs} :

$$Y_i^{obs} = R_i Y_i \quad \text{et} \quad Y_i^{obs} = (Y_1^{obs} Y_{i2}^{obs} ;\ldots; Y_N^{obs})$$

Lorsque le processus de sélection est ignorable, dans ce cas on peut obtenir des estimateurs efficaces à l'aide de la méthode de maximum de vraisemblance, en effet, la fonction de maximum de vraisemblance s'écrit comme suit :

$$f(Y^{obs} \mid x;\psi) = \int f(Y \mid x;\psi) d\mu(Y^{mis})$$

Où $f(Y \mid x;\psi)$ est la fonction densité sur le panel complet :

$$f(Y \mid x;\psi) = f(Y^{obs} ; Y^{mis} \mid x;\psi)$$

et Y^{mis} c'est le vecteur des éléments non-observables.

La fonction de vraisemblance pour las données observées sera :

$$f(Y^{obs} \mid x;\psi) = \prod_i f(R_i y_i \mid R_i x_i ;\psi)$$

Soit Ω_i la matrice variance-covariance définie selon l'expression :

$$\Omega_i = R_i = \sigma_u^2 L_{Ti} L'_{Ti} + \sigma_v^2 I_{Ti}$$

Où L_{Ti} = (1 ; 1 ; … ; 1) et on pose $X_i^{obs} = R_i X_i$

Si on se donne des distributions particulières aux perturbations ui (loi semi-normale) et vit (loi normale)[***] ; le log de vraisemblance est formulé comme suit :

[§§] Cette matrice est obtenue par la suppression des colonnes de la matrice identité, I(TxT) ; pour les éléments non-observables.

$$Log\ L = N\log 2 - \frac{1}{2}\sum_i T_i \log(2\Pi) - \frac{1}{2}(\sum_i T_i - N)\log(\sigma_v^2) - \frac{1}{2}\sum_i \log(\sigma_v^2 + T_i\sigma_u^2) -$$

$$\frac{1}{2\sigma_v^2}\sum_i (Y_i^{obs} - X_i^{obs}\beta)'A(Y_i^{obs} - X_i^{obs}\beta) + \sum_i \log\left[1 - \Phi\left(\frac{\sigma_u^2}{\sigma_v^2(\sigma_v^2 + T_i\sigma_u^2)^{1/2}}\sum (Y_{it}^{obs} - X\right.\right.$$

Où

$$A = I_{Ti} - \left(\frac{\sigma_u^2}{\sigma_v^2 + T_i\sigma_u^2}\right)L_{Ti}L'_{Ti}$$

LTi c'est la matrice identité de dimension (Ti x Ti)
Φ désigne la fonction densité d'une distribution normale N(0 ;1)
ϕ désigne la fonction densité d'une distribution normale N(0 ;1)
Pour avoir l'estimateur du maximum de vraisemblance de la frontière, il suffit alors de dériver l'expression (2.1) par rapport aux paramètres β , σ_u et σ_v.
Les conditions de premier ordre fournissent le système suivant[†††] :

$$\frac{\partial L}{\partial \beta'} = \frac{1}{2\sigma_v^2}\sum_i X_i' A(Y_i - X_i\beta) + \sum_i \frac{\sigma_u}{\sigma_v(\sigma_v^2 + T_i\sigma_u^2)}\sum_t X_{it}\frac{\phi(\lambda_i)}{1 - \Phi(\lambda_i)} = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial \sigma_u^2} = -\frac{1}{2}\sum_i \frac{T_i}{(\sigma_v^2 + T_i\sigma_u^2)} + \frac{1}{2}\sum_i \sum_{t=1}^{Ti}(Y_{it} - X_{it}\beta)\frac{1}{\sigma_v^2 + T_i\sigma_u^2}(Y_{it} - X_{it}\beta) -$$

$$\sum_i \frac{\sigma_v}{2\sigma_u(\sigma_v^2 + T_i\sigma_u^2)^{3/2}}\sum_t \frac{\phi(\lambda_i)}{1 - \Phi(\lambda_i)}(Y_{it} - X_{it}\beta) = 0$$

$$\frac{\partial L}{\partial \sigma_v^2} = \frac{1}{2\sigma_v^2}\sum_i (T_i - N) - \frac{1}{2}\sum_i \frac{1}{\sigma_v^2 + T_i\sigma_u^2} + \frac{1}{2\sigma_v^2}\sum_i (Y_i - X_i\beta)' I_{Ti}(Y_i - X_i\beta) -$$

$$\sum_i (Y_i - X_i\beta)'\frac{\sigma_u^2(2\sigma_v^2 + T_i\sigma_u^2)}{\sigma_u^2(\sigma_v^2 + T_i\sigma_u^2)^2} LL'(Y_i - X_i\beta) + \sum_i \frac{\sigma_u^2(2\sigma_v^2 + T_i\sigma_u^2)}{2\sigma_u^3(\sigma_v^2 + T_i\sigma_u^2)^{3/2}}\sum_t \frac{\phi(\lambda_i)}{1 - \Phi(\lambda_i)} = 0$$

Où,

$$\lambda_i = \frac{\sigma_u}{\sigma_v}(\sigma_v^2 + T_i\sigma_u^2)^{-1/2}\sum_t (Y_{it} - X_{it}\beta)$$

A l'instar des techniques économiques sur un panel cylindré, il est possible d'adopter des méthodes d'estimation alternatives selon les hypothèses émises sur l'effet spécifique u_i.

$$\widehat{\beta}_W = (\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{T} r_{it}(X_{it} - \overline{X}_i)'(X_{it} - \overline{X}_i)(Y_{it} - \overline{Y}_i))$$

[***] Marno Verbeek and Theo Nijman (1992).
[†††] Voir Seele (1990)

$$\Leftrightarrow \widehat{\beta}_w = (\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{Ti}(X_{it}-\overline{X}_i)'(X_{it}-\overline{X}_i))^{-1}(\sum_{i=1}^{N}\sum_{t=1}^{Ti}(X_{it}-\overline{X}_i)'(X_{it}-\overline{X}_i)(Y_{it}-\overline{Y}_i))$$

Avec

$$\overline{X}_i = -\sum_{t=1}^{Ti} X_{it}$$

$$\text{et} \quad \overline{Y}_i = \sum_{t=1}^{Ti} Y_{it}$$

En revanche, si u_i est une variable aléatoire, on retrouve le cas de modèle à erreurs composées.
On suppose que les perturbations ui et vit sont i.i.d normalement distribuées de moyenne nulle et de variance respective σ_u^2 et σ_v^2. Dans ce cas, on peut estimer le modèle par la méthode de moindres carrés généralisés.
Pour obtenir les estimateurs de MCG on peut, tout simplement, appliquer la méthode des MCO sur des données transformées.
En générale, les variances, sont inconnues, dans ce cas on peut appliquer la méthode MCG quasi-généralisés. Pour cela, il suffit de remplacer σ_u^2 et σ_v^2 par des estimateurs non-biaisés, par exemple, on peut utiliser les estimateurs « Within » et « Between »

Avec
$\hat{\beta}_B$ c'est l'estimateur « Between » de β obtenu selon l'expression :

$$\hat{\beta}_B = (\sum \overline{X}_i' \overline{X}_i)^{-1}(\sum \overline{X}_i \overline{Y}_i)$$

$$\overline{X}_i = \frac{1}{T_i}\sum_{t=1}^{Ti} X_{it}$$

$$\overline{Y}_i = \frac{1}{T_i}\sum_{t=1}^{Ti} Y_{it}$$

Après avoir déterminé les estimateurs de β ; La procédure de calcul de l'inefficacité technique (constante dans le temps) reste la même que dans le cas du modèle avec des données de Panel cylindré. En revanche, la méthode de Gornwell et al (1990) ; où l'inefficience technique est variable dans le temps, est difficile à mettre en œuvre dans le cadre d'un panel non cylindré parce que pour un individu i les années d'observations ne sont pas forcément successives.

Test de biais de sélectivité :

$$Q = (\hat{\beta}(B) - \hat{\beta}(u)(var(\hat{\beta}(B)) - var(\hat{\beta}(u)))^{-1}(\hat{\beta}(B) - \hat{\beta}(u))'$$

Où ;
$\hat{\beta}$ (u) c'est l'estimateur dans le cas de données Panel non-cylindré (« unbalanced »)

$\hat{\beta}$ (B) c'est l'estimateur dans le cas de données Panel cylindré (« Balanced »).

Var ($\hat{\beta}$ (u)) et var ($\hat{\beta}$ (B)) constituent les matrices de variances-covariances respectives. Il s'agit de comparer ce terme. Q par rapport à une valeur de la table de $\chi^2_{(k)}$; où k désigne le nombre de paramètres dans le modèle.

Si Q < $\chi^2_{(k)}$ on accepte Ho. On conclut qu'il y a absence de biais de sélectivité. En revanche, si on a :

* Si Q > $\chi^2_{(k)}$ on refuse Ho.

On envisage de mettre en pratique les différentes approches de calcul de l'efficacité technique à partir d'estimation de frontières de production stochastiques sur la base d'un panel incomplet d'entreprises tunisiennes du secteur textile; couvrant la période 1983-1993.

En utilisant un échantillon extrait de ces enquêtes annuelles des entreprises (EAE), nous avons pu ainsi construire des séries de données de panel incomplet relatif à 362 entreprises qui opèrent dans l'industrie textile et du cuir, observées sur la période de 1983-1993. La répartition de ces entreprises selon le nombre d'années observées figure dans le tableau 1.

Table N°1: Répartition des entreprises selon le nombre d'années observées*.

Nombres d'entreprises	Nombre d'années observées
72	1
63	2
21	3
17	4
27	5
16	6
13	7
20	8
35	9
29	10
51	11

*Source : L'Institut National de la Statistique, Tunisie.

Ainsi, la taille de notre échantillon de panel incomplet est de 1977 observations par contre, si on cylindre l'échantillon (c'est à dire on ne conserve uniquement que les entreprises présentent régulièrement sur toute la période (1983-1993), la taille de l'échantillon se réduit à 561 observations). Les variables nécessaires à l'estimation des modèles proposés ultérieurement sont:

Y : L'output, représenté par la valeur globale « des ventes ».

K : Le facteur capital est représenté par la poste « immobilisations corporelles » et correspond à la valeur d'acquisition des terrains, installation, machines,…

L : Le facteur travail désigne l'emploi total et est mesuré par le nombre des travailleurs manuels et intellectuels.

* Les variables indicatrices.

DACTi : Elle recense les branches d'activité existantes dans l'industrie textile (DACTi prend la valeur 1 si l'entreprise appartient à la branche d'activité 1 et 0 sinon). On y trouve la filature le tissage, l'industrie du cuir, la bonneterie, etc…

DQL : Elle concerne la qualification de la main d'œuvre. DQL = 1 si l'employé est qualifié, 0 sinon. Dans les travailleurs qualifiés on récence : les cadres supérieurs, les ingénieurs,…
Age : Age de capital.
Sur la base de ces données, on estime, en premier lieu, les paramètres de la frontière de production avec modèle à effet fixe et aussi à effet aléatoire (développer dans la première partie de ce papier). Les résultats de la procédure d'estimation opérée par le Logiciel TSP, sont consignés dans le tableau 2

Table N°2: Estimation des paramètres du modèle

Variable	WITHIN				MCQC			
	Données cylindrées		Panel incomplet		Données cylindrées		Panel incomplet	
	Coef.	T-student	Coef.	T-student	Coef.	T-student	Coef.	T-student
			-	-	5.29	15.64	6.34	37.15
C	-	-	0.13	6.12	0.30	9.77	0.16	10.08
Log K	0.13	6.97	0.72	20.05	0.76	17.12	0.90	39.47
Log L	0.73	10.29	-	-	0.01	0.08	0.35	4.93
DACT FT	-	-	-	-	0.06	0.40	0.19	2.81
DATIC	-	-						
R^2	0.96		0.94		0.95		0.92	
Nbre de paramètres	2		2		5		5	
Nbre d'observations	561		1905		561		1905	

(1) Il s'agit de la procédure « Within »
(2) La procédure d'estimation est celles des moindres carrés quasi-généralisés MCQG

La lecture du tableau n°2, suscite les commentaires suivants :
La prise en compte de l'hétérogénéité individuelle en matière de production sous la forme d'un effet aléatoire semble fournir des résultats plus probants sur le plan de la significacité statistique. En outre, cette méthode permet de tenir compte de variables spécifiques aux firmes et invariantes dans le temps, telles que la branche d'activité. On note que dans ce cadre que les branches d'activité filature et tissage et industrie du cuir semblent plus productifs que la branche bonneterie.
Par ailleurs, les résultats d'estimation effectués sur les panels cylindrés semblent souffrir d'un biais de sélectivité induit par le cylindrage opéré sur les données. Ce constat est conforté à travers le test de biais de sélectivité effectué sur la base de la statistique d'Hausman, Q (voir tableau 3).

Table N°3 : **Test de Biais de sélectivité**

	Q(1)	$\chi^2_{(5\%)}$	**Décisions**
Modèle à effet fixe	29.57	11.070	On rejette HO
Modèle à effet aléatoire	68.59	15.507	On rejette HO

Ce test théorique souligne que, si on cylindre l'échantillon pour obtenir un Panel cylindré, il y a un risque d'obtenir des estimateurs qui ne sont pas efficaces, aussi bien pour les paramètres du modèle que pour l'efficacité technique. Effet, Sur la base de ce test, on rejette H0, c'est-à-dire on rejette l'hypothèse qu'il n'y a pas un biais de sélectivité, au seuil de signification de 95%. Par conséquent, on peut décider que le cylindrage de l'échantillon affecte les résultats du modèle estimé. Dans ce cas, si on cylindre l'échantillon alors les conclusions seront erronées, ce que peut conduire à des décisions stratégique et inadéquate. Cette conclusion a été enregistrée pour le cas d'un modèle à effet fixe et aussi à effet aléatoire. Comme on a déjà signalé que pour le modèle à effet aléatoire, on peut tenir compte des aléas incontrôlables par l'entreprise qui peut affecter directement le terme qui représente l'efficacité technique dans le modèle.

On envisage, dans la présente étude, d'étudier la conséquence du Biais de cylindrage sur le calcul de l'efficacité technique.
Dans ce qui suit, nous présenterons les estimations de l'efficacité technique qui ne varie pas dans le temps et l'efficacité productive qui varie dans le temps). Nous expliquerons, enfin, le degré de l'efficacité productive par un ensemble de variables à savoir la qualification de main d'œuvre et l'âge de capital.
Dans la pratique, plusieurs façons de traiter l'efficacité technique se présentent. Dans cette section on envisage de développer celle proposée par Schmidt, Sickles (1984) et Judge (1985), qui consiste à déterminer l'efficacité technique individuelle (qui ne varie pas dans le temps). La moyenne de ces degrés d'efficacité est présentée dans la première ligne du tableau 3. Toutefois, il faut signaler que, la méthode proposée par Schmidt (1984), est sensible à des observations extrêmes (firme extra-efficientes), par exemple, il suffit qu'il y ait une aberration pour une entreprise de ce type pour que la mesure d'efficacité soit affectée. Ceci explique en partie les faibles valeurs de l'efficacité productive industrielle que nous avons trouvée (voir tableau 4). Pour remédier à ce problème, nous adoptons une mesure alternative, moins sensible aux points aberrants. On se base alors sur des mesures tronquée. La mesure d'efficacité EFFQ3 désigne le score d'efficience relative aux 25% des firmes techniquement efficaces dans l'échantillon. On pourra par ailleurs remplacer Q3 par D9 (neuvième décile) on aura ainsi une mesure d'efficacité EFFD9 relative aux 10% des firmes techniquement les plus efficaces dans l'échantillon.

Nous présentons dans le tableau 4, les résultats concernant la mesure de l'efficacité technique, EFFQ3 et EFFD9. L'efficacité technique moyenne, EFFQ3, est de 72%. Donc, en moyenne l'inefficacité technique est de 28%, cette mesure est relative au 20% des firmes efficientes dans l'échantillon. Ceci veut dire qu'avec les mêmes quantités de facteurs utilisées, les entreprises de secteur THC ont les possibilités de produire en moyenne près de 30% de plus.

Table N°4 : Efficacité invariante dans le temps (avec un modèle à effet fixe)

	Panel incomplet		
Méthode de Schmidt (1984)(1)	Moyenne	Ecart type	Min
EFF	18%	0.11	2%
EFFQ3	72%	0.25	12%
EFFD9	58%	0.24	9%

En deuxième phase, on considère que le terme qui représente l'efficacité productive est stochastique, afin de tenir compte des aléas qui peuvent affecter les scores d'efficience. On part, alors, d'un modèle à effets aléatoires, deux mesures d'efficacité sont présentées dans le tableau 5.

Table N°5 : **L'efficacité productive (avec un modèle à effet aléatoire)**

	Panel incomplet		
Méthode de Schmidt (1984) (RE)(*)	Moyenne	Ecart type	Min
EFFR	13%	0.07	3%
EFFQ	77%	0.21	20%
EFFD9R		0.21	15%
Méthode de Judge (1992)			
EFFJM	14%	0.08	3%
EFFQ3JM	79%	0.20	22%
EFFD9JM	63%	0.20	16%

(*) La méthode de Schmidt et Sickles (1984) basée sur l'estimation MCQG.

La première est basée sur la méthode de Schmidt et Sickles (1984) EFFR, la deuxième use la méthode de Judge (1992), EFFJM. Dans le cadre du Panel incomplet l'efficacité technique moyenne varie entre 77% et 79% selon les méthodes adoptées. C'est-à-dire les entreprises du secteur THC peut économiser près de 22% (au moyenne) de leurs facteurs de production tout en gardant le même niveau de production. Ainsi, on remarque une légère différence entre ces deux mesures. Parmi les 49 entreprises de branche industrie de cuir, 8 apparaissent techniquement efficaces, les autres entreprises sont inefficaces. Elles pourraient économiser près de 50% de ces facteurs de production sans réduire leur niveau de production tant d'un point de vue quantitative que d'un point de vue qualitatif.

Pour la branche d'activité bonneterie, 55 entreprises opérant efficacement, soit 28% de l'ensemble de firmes bonneterie. En outre, 74 entreprises de ce branche d'activité bonneterie gaspillent ces inputs. Elles pourraient économiser près de 25% de ces facteurs de production sans réduire leur niveau d'output. On enregistre aussi que 32% des firmes bonneterie sont techniquement inefficace à un degré de 50%. En filature, 13 entreprises seulement de cette branche d'activité présentent un score d'efficacité technique est égal à l'unité. En outre, les autres 65% entreprises de filature et tissage gaspille près de 50% ces facteurs de production. Avec le modèle à effets aléatoires, on remarque aussi que l'efficacité technique moyenne des entreprises bonneterie est supérieure à celles des autres branches d'activité (FT et Ind. De cuir).

Le tableau 6 illustre les efficacités techniques annuelles moyennes. Ainsi, on peut analyser les fluctuations de la productivité d'une période à une autre. On remarque qu'il n'y a pas une fluctuation très importante d'efficacité technique durant toutes les années 83-93.

Table N°6: efficacité productive moyenne (variable dans le temps)

	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	83-93
EFFit	74%	65%	77%	76%	70%	74%	73%	76%	65%	75%	77%	74%

A l'instar de Seale (1991), nous avons essayé dans cette section d'expliquer l'efficacité technique par un ensemble de variable jugés pertinentes. Nous proposons d'utiliser les variables Age. (Age)² et QL. (QL est une variable indicatrice qui prend 1 si l'agent est qualifié et 0 sinon).

D'après le tableau 7 on remarque que le degré de l'efficacité augmente lorsque l'effectif des travailleurs qualifiés est important.

Table N° 7 : **Explication d'efficacité technique**
Nbre d'observation = 292.

Variable	Var. dep. EFF	Var. dep. EFFR	Var. dep. EFFJM
Age	0.03**	0.03**	0.03**
	($0.29.10^{-2}$)	($0.24.10^{-2}$)	($0.24.10^{-2}$)
$(Age)^2$	$-0.12.10^{-2}$*	$-0.12.10^{-2}$*	$-0.12.10^{-2}$*
	($0.12.10^{-3}$)	($0.15.10^{-3}$)	($0.15.10^{-3}$)
QL	0.35*	0.28*	0.29*
	(0.12)	(0.095)	(0.096)

Les valeurs entre parenthèses sont des écart-types.
(*) Significative au seuil de 5% (**) significative au seuil de 1%.

Par ailleurs ce résultat souligne que l'âge de capital à un effet positif sur efficacité productive des entreprises jusqu'à approximativement les 13 premières années*. Après cet âge son impact devient un effet négatif et la firme tend à devenir relativement inefficace.

3. CONCLUSION :

Dans ce papier, nous avons essayé de localiser certains facteurs dont essentiellement : le biais de sélectivité, l'hétérogénéité de l'efficacité productive et l'explication de l'efficacité technique par un ensemble de variables (âge du capital, qualification de main d'œuvre). On a noté qu'il y un biais de sélectivité pour l'échantillon en question. Ainsi, si on se base sur des données cylindrées, dans ce cas, alors les conclusions seront erronées, ce que peut conduire à des décisions stratégique et politiques inadéquates.
Dans le cadre d'un Panel d'entreprises THC tunisiennes, il en ressort que dans le secteur THC les entreprises tunisiennes sont techniquement efficace à un degré de 70% (en moyenne). Cela signifie que les entreprises THC tunisiennes peuvent économiser près de 30% (en moyenne) de leur facteur de production tout en gardant le même niveau de production. Ainsi, l'entreprise peut enregistrer des profits sans changer le plan de production, si elle est techniquement inefficace; d'où la nécessité de détermination de mesure de l'efficacité productive pour l'entreprise en général. Par conséquent, les mesures des scores d'efficacité productives sont nécessaires afin que l'entreprise puisse prendre des décisions appropriées, dans le cadre de gérance des plans de production efficace pour maximiser son profit à court et à long terme.

BIBLIOGRAPHIE :

1. **Aigner D., Lovell C. et Shmidt P.,** « *On estimation the industry production function*.», Américan economic review, 1968, 58, pp 826-839.
2. **Aigner D., Lovell C. et Shmidt P.,** « *Formulation and estimation of stochastic frontier production function models*.», Journal of econometrics, 1977, 6, pp 39-56
3. **Chaffaï M.,** « *Estimation de frontiére d'efficience: un survol des développements récents de la littérature*.», Revue d'economie du développement, 1997, pp 33-67.
4. **Chaffaï M. et Plane P.,** « *Some recent developments on the measurement of productive performance: application to the Moroccan Garment Sector*. », Revue d'economie du développement, 2014, 22, 91-107

5. **Cornwell C. et Shmidt P.**, « *Production frontiers and efficiency measurement.*», Econometrics of Panal Data theory and application, 2 ème édition, L. Matyas P.Sevestre, Chap 32, pp 845-878, 1996 .
6. **Green W.,** « *Technical inefficiency in manufacturing industries*.», Economic journal, 1991, 101,P 523-538.
7. **Green W.,** « *Reconsidering heterogeneity in panel data estimators of the stochastic frontier model*.», Journal of Econometrics, 20015, 126, 269-303.
8. **Goaied M. et Baccouche R.,** « *Performance productives des entreprises tunisiennes, Apllication sur données de Panel*.», IEQ (series : Note et documents de travail n°6 – 96), 1996.
9. **Hausman J.,** «Specifaction tests in econometrics.», Econometrica, 1978, 46, pp341-361
10. **Hausman J. et Taylor W.,** « *Panal Data and unobsevables individuel effects*.», Econometrica, 1981, 49, pp 1377-1398.
11. **Heckman J.,** «*Sample selection Biais as a specification error*. », Econometrica,1979, 47, pp 153-161.
12. **Jondrow J. et al.,** « *On the estimation of technical inefficiency in the stochastic frontier production function model*. », Journal of econometrics, 1982, pp 233-238.
13. **Kalirajan K. et Obwana M.,** «*Frontier production function : the stochastics coefficient approach*. », Oxford Bulleletin of Economics and Statistic, 1994, 56, pp 87-95.
14. **Kunbhakar S.,** « *Temporal patterns of technical efficiency : Results from competing models*. », International Journal of Industrial Organization, 1996, 15, pp 597-616.
15. **Maria M., Breen J., Wallace M., Hennessy T.,** «*Technical efficiency and technology heterogeneity of beef farms: a latent class stochastic frontier approach*. », Working paper, University of Warwick, England,2016.