CAHIERS AFRICAINS DES DROITS DE L'HOMME ET DE LA DEMOCRATIE AINSI QUE DU DEVELOPPEMENT DURABLE
REVUE AFRICAINE INTERDISCIPLINAIRE

ISSN : 2791-1063 (Imprimé)
ISSN : 2791-1071 (En ligne)

28ème année - Numéro 84 - Volume 2 - Juillet-Septembre 2024

ESSAI D'ELABORATION D'UN MODELE D'ESTIMATION DU TAUX DE MARGE COMMERCIALE D'UNE ENTREPRISE A PARTIR DE LA CADENCE D'APPROVISIONNEMENT ET DE LA VITESSE DE ROTATION DES STOCKS : CAS DES ENTREPRISES PETROLIERES DE MBUJIMAYI

Par

Jeannot KATAMBAYI KAYEMBE et Ibrahim YERO KANDE
Apprenants à la Faculté des Sciences économiques et de gestion de l'Université de Kinshasa

RESUME

L'objectif de cette étude est d'élaborer un modèle d'estimation du taux de marge commerciale à partir de la cadence d'approvisionnement et de la vitesse de rotation des stocks.

En effet, la crise pétrolière mondiale engendrée par la guerre de l'Ukraine datant de février 2022 a provoqué une pénurie légendaire en ressources énergétiques. Cette crise a provoqué des distorsions dans la quasi-totalité des activités mondiales compte tenu du rôle prépondérant du pétrole au niveau planétaire.

Dans un contexte de mondialisation, cette crise a été exportée ou importée dans d'autres pays à travers les échanges internationaux, les chaines de valeur et les intégrations économiques et a entrainé des perturbations dans la cadence d'approvisionnement et la vitesse de rotation des stocks pétroliers. Voilà pourquoi, nous nous sommes appesantis sur cette étude pour déterminer l'impact de ces deux variables sur le taux de marge commerciale.

Mots-clés : *Cadence d'approvisionnement, vitesse de rotation des stocks, taux de marge commerciale, modèle de régression multiple, R^2 corrigé, variance, paramètre B_k, erreur, variables.*

ABSTRACT

The objective of this study is to develop a model for estimating the markup rate based on the supply rate and inventory turnover rate.

Indeed, the global oil crisis triggered by the war in Ukraine in February 2022 caused a legendary shortage of energy resources. This crisis caused distortions in almost all global activities, given the predominant role of oil at the global level.

In a context of globalization, this crisis has been exported or imported to other countries through international trade, value chains, and economic integration, causing disruptions in the supply rate and inventory turnover rate for oil. That is why we have *focused on this study to determine the impact of these two variables on the commercial margin rate.*

***Keywords**: Supply rate, inventory turnover rate, commercial margin rate, multiple regression model, adjusted R^2, variance, parameter B_k, error, variables.*

I. INTRODUCTION

Dans un contexte de mondialisation, l'occident a connu l'une des pénuries légendaires en ressources énergétiques depuis l'avènement de la guerre de l'Ukraine en février 2022. Dépendant à plus de 40% des ressources énergétiques produites par la Russie, la quasi-totalité des pays de l'Union Européenne a éclaboussé l'un des socles de son économie en infligeant une pluie des sanctions économiques à ce fournisseur principal du carburant et de gaz. Il en est résulté, par conséquent, des graves dysfonctionnements dans les secteurs de transport, industriel et dans l'ensemble d'autres activités ménagères et celles des petites et moyennes entreprises, compte tenu du rôle prépondérant de ces ressources.

Les pays de l'Union Européenne n'ont pas été les seuls à payer le prix de leurs sanctions. L'interconnexion du monde actuel a conduit à la transmission de cette crise à la plupart de pays de la planète. Parmi les facteurs fondamentaux de l'importation ou l'exportation de ce fléau se trouvent les intégrations économiques et plusieurs autres relations multilatérales et bilatérales. A cela s'ajoutent les chaînes de valeurs mondiales, régionales ou sous-régionales et les investissements directs étrangers.

Aussi, la RDC en général dont l'économie est totalement extravertie et la ville de Mbujimayi en particulier, n'ont pas été épargnées par cette crise. Ces distorsions ont été perceptibles dans les afflux massifs des véhicules et motos autour des stations d'essence. Ainsi, il s'en est suivi d'une flambée des prix du carburant et de l'ensemble de biens sur le marché. En conséquence, ces dysfonctionnements ne pouvaient pas demeurer sans entrainer des perturbations sur la cadence d'approvisionnement et la vitesse de rotation des stocks des entreprises pétrolières de la ville de Mbujimayi.

Selon le modèle de Wilson[1], la cadence d'approvisionnement est le *nombre optimal de commandes que peut lancer une entreprise pour minimiser son coût total, c'est-à-dire la somme du coût de lancement ou d'acquisition et celui de possession ou de détention*[2]. Or, l'optimalité correspond à la maximisation des profits et la minimisation des coûts. De ce fait, l'entreprise doit éviter deux extrêmes dont

[1] W. BAHRINI WESLATI, *Principes fondamentaux de gestion,* école supérieure de l'économie numérique, 2018-2019, p. 35.
[2] M. NKUBA, Cours de recherche opérationnelle, inédit, ISP Mbujimayi, 2012.

la constitution des stocks invendus qui augmenterait inutilement le coût de stockage, d'une part, et des ruptures de stocks qui impacterait sur la fidélisation de la clientèle, d'autre part.

Par ailleurs, la vitesse de rotation de stocks est le nombre de jours moyen de rétention de ces derniers depuis l'achat des marchandises jusqu'à leur vente. C'est donc la longueur ou la période moyenne de stockage en jours[3]. Plus ce délai est court, plus l'entreprise jouit d'une bonne conjoncture économique et écoule facilement ses marchandises et meilleure sera la marge commerciale et partant, le taux de marque, appelé communément « marge brute ».

Etant donné que la théorie économique reconnait qu'il existe une relation de cause à effet entre la cadence d'approvisionnement et la vitesse des stocks d'une part, et le taux de marge commerciale d'autre part, nous nous attèlerons, dans cette étude, à élaborer un modèle d'estimation multiple pouvant établir cette relation de causalité sur les entreprises pétrolières de la ville de Mbujimayi.

II. METHODOLOGIE

Cette partie est consacrée à la présentation de notre population statistique et aux méthodes et techniques de recherche que nous avons utilisées pour aboutir aux résultats escomptés.

A. La population statistique

Notre population statistique est constituée de 6 entreprises pétrolières dont les noms suivent :

- ENGEN ;
- MONALUX ;
- NKALO ;
- MLB ;
- PETROMBU ; et
- ETOILE

Toutes ces entreprises se trouvent dans la ville de Mbujimayi de la province du Kasaï Oriental. Cette dernière est l'une des provinces de la République Démocratique du Congo, logée au centre du pays. Il s'agit d'une province enclavée qui traverse une forte crise depuis l'écroulement de la Minière de Bakwanga (MIBA) qui se trouvait au cœur de son économie.

[3] F. LUMONANSONI MAKWALA, *Pratique de la théorie financière dans l'entreprise,* 3ème édition, éd MADOSE, Kinshasa, 2016, p.127.

B. L'échantillonnage

Etant donné qu'il s'agit d'une étude statistique, il est impossible de deviner un échantillon sur lequel nous allons mener notre étude. Il existe ainsi des formules de calcul d'une taille d'échantillon sur une population connue. Dans le cadre de notre étude, nous avons recouru à la formule statistique de Léman SCHEFER pour la détermination de la taille d'échantillon. Elle s'énonce de la manière suivante : $n= \frac{z^2 \,.\, p \,.\, q.N}{z^2 \,.\, p \,.\, q+(N-1)\,.d^2}$

Avec :

- Z^2 : valeur tabulaire issue de la table de la loi normale centrée réduite lorsqu'on a un seuil de confiance de 5% dans un intervalle ou une limite de 95%. Ainsi cette valeur sera égale à 1,96 ;
- p : proportion ou la prévalence qui contient les attributs de la population à enquêter. Et dans ce cas la norme standard exige d'utiliser 50%, soit 0,5 ;
- q : probabilité de non réalisation qui est donnée par la formule q= 1-p ou 1-0,5=0,5 ; et
- m : marge d'erreur de 5% soit 0,05.

La formule d'ajustage est telle que $nj= \frac{n}{1+(n-1)/N}$

Ainsi en appliquant toutes ces formules, nous aurons l'échantillon suivant :

$n= \frac{(1{,}96)^2 * \ 0{,}5 \,.\, 0{,}5.6}{(1{,}96)^2 * \ 0{,}5 \,.\, 0{,}5+(6-1)\,.(0{,}05)^2} \rightarrow \frac{5{,}7624}{0{,}9729} = 5{,}92$

$nj = \frac{5{,}92}{1+(5{,}92-1)/6} \rightarrow nj = 3{,}25$, soit 3 entreprises pétrolières. Donc, nous pouvons conclure que notre échantillon est représentatif.

C. Méthodes et techniques utilisées

Pour aboutir aux résultats, nous avons utilisé les méthodes analytique et statistique. Ces méthodes ont été appuyées par les techniques documentaires et d'enquête. La méthode analytique nous a permis d'analyser la cadence d'approvisionnement, la vitesse de rotation des stocks ainsi que le taux de marge commerciale des entreprises pétrolières de Mbujimayi. La méthode de régression linéaire multiple quant à elle, nous a permis d'établir une relation de causalité entre la cadence d'approvisionnement et la vitesse de rotation des stocks d'un côté avec la rentabilité des entreprises pétrolières de l'autre côté.

Aussi, la technique documentaire nous a permis de consulter les ouvrages, thèses, mémoires de DEA, articles scientifiques ainsi que d'autres publications en dur et en soft sur internet en vue de bien cerner la quintessence de notre étude. La technique d'enquête, quant à elle, nous a permis d'administrer un questionnaire aux comptables et gestionnaires des entreprises pétrolières échantillonnées afin de récolter les données inhérentes à notre étude.

III. CADRE CONCEPTUEL

Cette partie est consacrée à l'analyse des théories ou des concepts qui constituent le socle de notre étude. Il s'agit notamment de la cadence d'approvisionnement, de la vitesse de rotation des stocks, de la marge commerciale et du modèle de régression multiple.

A. Cadence d'approvisionnement

Selon le modèle de Wilson[4], la cadence d'approvisionnement est le *nombre optimal de commandes que peut lancer une entreprise pour minimiser son coût total, c'est-à-dire la somme du coût de lancement ou d'acquisition et celui de possession ou de détention*[5]. Or, l'optimalité correspond à la maximisation des profits et la minimisation des coûts. De ce fait, l'entreprise doit éviter deux extrêmes dont la constitution des stocks invendus qui augmenterait inutilement le coût de stockage, d'une part, et des ruptures de stocks qui impacterait sur la fidélisation de la clientèle, d'autre part.

Elle est donnée part la formule suivante qui est la dérivée première de la fonction du coût total par rapport au temps N :

$$\text{Min de (N)} : \rightarrow \left(\text{Ct N} + \frac{\text{Q}}{2\text{N}} \cdot c_P\right)' = 0 \rightarrow \left(\text{Ct N} + \frac{\text{Q}c_P}{2\text{N}}\right)' = 0$$

$$\rightarrow \text{Ct} + \left(\frac{0-2\,\text{Q}c_P}{4\text{N}^2}\right) = 0 \rightarrow \text{Ct} - \frac{\text{Q}c_P}{2\text{N}^2} = 0 \rightarrow \text{Ct} = \frac{\text{Q}c_P}{2\text{N}^2} \rightarrow 2\text{Ct N}^2 = \text{Q}c_P$$

$$\rightarrow \text{N}^2 = \frac{\text{Q}c_P}{2\text{Ct}} \rightarrow \text{N} = \sqrt{\frac{\text{Q}c_P}{2\text{Ct}}} \text{ ou N} = \sqrt{\frac{\text{Q t.p}}{2\text{Ct}}}$$ ([6]).

Où :

- Q est la consommation annuelle ;
- c_P est le coût de possession ou de détention ;
- p est le tarif unitaire du fournisseur ;
- t est le pourcentage de détention ;
- Ct est le coût de lancement d'une commande, et
- N est le nombre de commande.

B. Vitesse de rotation des stocks

La vitesse de rotation des stocks est l'un des ratios les plus importants de l'analyse financière d'une entreprise. En se référant au cas d'une entité commerciale, ce ratio donne le nombre moyen des jours de rétention des stocks depuis l'achat des marchandises jusqu'à leur vente.

La vitesse de rotation des stocks est *la longueur ou la période moyenne de stockage en jours.*

---

[4] W. BAHRINI WESLATI., *op. cit*, p. 35
[5] M.NKUBA, Cours de recherche opérationnelle, première licence, ISP Mbujimayi, année 2012
[6] W. BAHRINI WESLATI, *op. cit.*, p. 36

Elle est donnée par la formule suivante :

Longueur ou période de stockage en jours = 365 jours/ratio de rotation des stocks ([7]). Or, le ratio de rotation des stocks = coûts de vente /stock moyen.

C. Le taux de marge commerciale

Le taux de marge commerciale est le pourcentage de cette marge par rapport au chiffre d'affaires hors taxes. Il est l'un des ratios de performance d'une importance capitale dans la mesure où il renseigne sur la significativité ou l'insignifiance de la marge commerciale par rapport au chiffre d'affaires.

Or, la marge commerciale elle-même permet de mesurer si l'activité d'une entreprise est bénéficiaire en observant son activité commerciale. Indicateur du compte de résultat, elle présage ce que sera le niveau des gains à réaliser par l'entreprise, donc, sa rentabilité et sa compétitivité. Un bon taux de marge brute est nécessaire à la rentabilité de l'exploitation ([8]).

a) Détermination du taux de marge commerciale

Il est déterminé par la formule suivante :

$$\text{Taux de marge commerciale} = \frac{\textbf{marge commerciale}}{\textbf{chiffre d'affaires hors taxes}} * \mathbf{100}$$

$$= \frac{\textbf{chiffre d'affaires hors taxes} - \textbf{coût d'achatdes marchandises vendues}}{\textbf{chiffre d'affaires hors taxes}} * 100. ([9])$$

D. Modèle de régression multiple

Il s'avère que notre sujet conduit indubitablement à l'élaboration d'un modèle de régression linéaire multiple à deux variables explicatives et une variable expliquée. A cet effet, la cadence d'approvisionnement et la vitesse de rotation des stocks serviront de variables indépendantes, tandis que le taux de marge commerciale, la variable dépendante.

C'est pourquoi dans cette partie, nous nous intéressons aux aspects théoriques de ce modèle de régression en gravitant autour de 5 points essentiels, notamment :

1) Les généralités sur le modèle de régression multiple ;
2) La présentation du modèle de régression multiple ;
3) L'élaboration d'un modèle multiple ;
4) Les tests de validité du modèle global et de ses paramètres ;
5) L'intervalle de confiance et la prévision.

---

[7] F. LUMONANSONI MAKWALA., *op.cit.*, p. 127.
[8] Guide d'application du SYSCOHADA, p.331.
[9] MBANGALA MAPAPA & ALBERT CORHAY, *Fondements de gestion financière*, Presses Universitaires de Liège, 2015, p.150.

a) Généralités

Un modèle de régression multiple est un modèle d'estimation linéaire qui contient plus d'un régresseur (variables explicatives x_{1t}, x_{2t}, x_{3t}.... x_{kt}). Ce modèle fait partie de ceux de relations de cause à effet ou des modèles causals[10].

Les modèles économétriques ne demeurent pas sans présenter des risques de surestimation ou de sous-estimation des valeurs mobilières dans un marché financier[11]. C'est pourquoi, il faut toujours vérifier si un modèle est à jour et s'adapte aux réalités de l'environnement économique.

En effet, le modèle de régression linéaire a été inventé par Carl Friendrich GAUSS. Il a d'abord été publié par Adrien-Marie LEGENDRE dans un article scientifique[12]. Par la suite, l'économètre PEARSON (1908) a étendu ce modèle simple à celui multiple, devant inclure plusieurs variables dans les estimations ou les prévisions[13]. Cette nouvelle découverte a permis de mettre au point une solution pour observer les liens entre une variable quantitative dépendante et n variables quantitatives indépendantes.

Pour établir ce genre de modèle, il faut qu'il existe préalablement une relation de cause à effet entre les variables. Or, la causalité n'est pas la corrélation dans la mesure où la causalité a un impact unidirectionnel tandis que la corrélation entraine une influence réciproque.

Les modèles économétriques ont déjà fait l'objet de plusieurs études.

Par exemple, dans sa thèse ayant porté sur « l'Arbitrage entre les types de gestion des besoins en fonds de roulement dans les entreprises : essai d'analyse sur les données de panel », LUSILAO L.J a expliqué un modèle théorique en panel, lequel l'a conduit à la modélisation suivante en rapport avec le besoin en fonds de roulement et les performances des entreprises du portefeuille de l'Etat congolais :

$$\text{BFR} = a_0 + a_1\,\text{CHTRSTOCK} + a_2\text{RSTO} + a_3\text{RCA} + a_{4R}\text{RDE} + a_5\text{RRL} + a_6\text{RAE} + a_8 + a_9\,\text{TAIL} + a_{10}\,\text{OPCRO} + a_{11}\text{TEND} + a_{12}\text{SECT} + E_i.$$

Par ailleurs, dans son étude sur la régression linéaire multiple, ROUSSON V. démontre que cette dernière est une généralisation de la régression simple. En régression multiple, on essaiera de prédire une variable réponse Y non pas

---

[10] A. KAMIANTAKO MIYAMUENI, *Cours des Méthodes Quantitatives de Gestion : Module : Prévision*, Paulogas service, UNIKIN, FASEG, Kinshasa, RDC, 2020, p. 13.
[11] F. LUMONANSONI MAKWALA, *op. cit*, p. 41
[12] https://www.voxco.com, consulté le 17 /8/2023 à 10 heures
[13] https://www.stasoft.fr consulté le 17/08/2023 à 10 heures

à partir d'un seul prédicteur X, mais à partir de m prédicteurs que l'on notera $X_1, X_2, X_3, X_4, \ldots X_m$.

b) Présentation du modèle de régression multiple

Un modèle de régression multiple peut se présenter sous la forme d'un système d'équations ou d'une fonction matricielle[14].

- **Sous la forme d'un système d'équations**

Dans ce cas, on multiplie chaque somme des coefficients du paramètre par le modèle total sans le terme de l'erreur.

Sachant que le modèle multiple est $Y_t = B_0 + B_1X_{1t} + B_2X_{2t} + B_kX_{kt} + u_t$

$$\begin{cases} \sum_1^n 1 = nB_0 + B_1\sum_1^n X_{1t} + B_2\sum_1^n X_{2t} + B_k\sum_1^n X_{kt} \\ \sum_1^n X_{1t} = B_0\sum_1^n X_{1t} + B_1\sum_1^n X^2{}_{1t} + B_2\sum_1^n X_{1t}\ X_2 + B_k\sum_1^n X_{1t}\ X_{kt} \\ \sum_1^n X_{2t}Y_t = B_0\sum_1^n X_{2t} + B_1\sum_1^n X_{1t}X_{2t} + B_2\sum_1^n \quad + B_k\sum_1^n X_{2t}\ x_{Kt} \\ \sum_1^n X_{kt}Y_t = B_0\sum_1^n X_{kt} + B_1\sum_1^n X_{1t}X_{kt} + B_2\sum_1^n X_{2t}X_{kt} + B_k\sum_1^n X^2{}_{kt} \end{cases}$$

- **Sous la forme matricielle**

$$\begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ y_3 \\ \\ Y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & X_{11}X_{21}X_{31}\ X_{k1} \\ 1 & X_{12}X_{22}\ X_{32}X_{k2} \\ 1 & X_{13}X_{23}\ X_{33}X_{k3} \\ \\ 1 & X_{1n}X_{2n}\ X_{3n}X_{kn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} B_0 \\ B_1 \\ B_2 \\ \\ B_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \\ U_3 \\ \\ U_n \end{bmatrix}$$

$$y_{nx1} = X_{nxk}B_{nx1}U_{nx1}$$

D'où la formule Y = XB + U

c) Elaboration d'un modèle multiple

Sachant que l'objectif de la méthode des moindres carrés ordinaires est de minimiser la somme des carrés des erreurs, nous procédons de la manière suivante pour faire cette minimisation et tirer le modèle de régression linéaire multiple :

[14] J. BOSONGA, *Manuel d'économétrie*, PUK, Kinshasa, RDC, 2021, p.89

Sachant que U $=Y - X\widehat{B}$ *et que* $U'U = (Y - X\hat{B})'\,(Y - X\hat{B})$,

Alors on obtient $Y'Y - Y'X\widehat{B} - X'\hat{B}'Y + X'\hat{B}'Y + X'\hat{B}'X\widehat{B} = U'U$
$\rightarrow U'U = Y'Y - 2X'\hat{B}'Y + X'\hat{B}'X\hat{B}$

$$\frac{\partial S}{\partial B} = 0 - 2X'Y + 2\hat{B}X'X = 0$$

$$2\widehat{B}\quad X'X = 2X'Y$$

$$\rightarrow \boldsymbol{\widehat{B}} = \frac{\boldsymbol{X'Y}}{\boldsymbol{X'X}} \ \boldsymbol{ou} \ \boldsymbol{\widehat{B}} = \boxed{(\boldsymbol{X'X})^{-1}\boldsymbol{X'Y}}$$

Pour élaborer un modèle de régression linéaire simple ou multiple, il faut impérativement qu'il soit **linéaire dans ses paramètres**.

Or, dans la présentation de ce genre de modèle, plusieurs situations peuvent être observées en rapport avec la non-linéarité:

1) Modèle double logarithmique ou modèle log-log

Soit le modèle non linéaire suivant :

$Y_t = B_0 X_t^{B_1} e^{u_t}$ (5.2)

*E*n appliquant une transformation logarithmique sur les deux membres de la relation, cette dernière devient : $\boldsymbol{l_n\, Y_t = l_n\, B_0 + B_1\, l_n X_t + u_t}$ (5.3)

Ce modèle devient alors linéaire et peut être estimé par une régression des moindres carrés ordinaires. A cause de la présence des logarithmes dans les deux membres de la relation (5.2), un tel modèle est appelé modèle log-log ou modèle double logarithmique[15].

La relation (5.3) peut simplement s'écrire $Y_t^* = B_0^* + B_1\, X_t^* + u_t$ (5.4)

Où $Y_t^* = l_n\, Y_t$ $\quad X_t^* = l_n X_t$ $\quad B_0^* = l_n\, B_0$

L'un des traits intéressants d'un modèle log-log est que le coefficient de la pente (B_1) mesure l'élasticité de Y par rapport à X. En effet,

$$E_Y / \mathrm{X} = \frac{\frac{dy}{\mathrm{Y}}}{\frac{dx}{\mathrm{X}}} = \frac{d\, l_n\, Y}{d\, l_n\, X} = B_1 \quad (5.5)$$

Le modèle log-log est aussi connu sous l'appellation de « modèle à élasticité constante » car le coefficient d'élasticité entre X et Y est une constante et demeure indépendante des variables X et / ou Y.

L'expression analytique généralisé du modèle log-linéaire est donnée par :

$Y_t = B_0 X_t^{B_1} X_{2t}^{B_2} + \ldots X_t^{B_K} e^{u_t}$ (5.6)

---

15 J. BOSONGA, *op.cit.*, p. 124

Sous la forme logarithmique, cette relation devient :

$$\boldsymbol{l_n\, Y_t = l_n\, B_0 + B_1\, l_n X_{1t} + B_2\, l_n X_{2t} + B_3\, l_n X_{3t} + \dots\ B_K\, l_n X_{Kt} + u_t} \quad \textbf{(5.7).}$$

2) Modèles semi-logarithmiques

On distingue deux groupes de modèles semi-logarithmiques, notamment les modèles log-lin et les modèles lin-log.

2.a) Modèle log-lin

Soit le modèle de régression du type :

$$Y_t = e^{B_0 + B_1 X_t + u_t}$$

$$\boldsymbol{l_n\, Y_t = B_0 + B_1\, X_t + u_t} \quad \textbf{(5.8)}$$

Cette relation peut aussi s'écrire comme :

$$Y_t^* = B_0 + B_1\, X_t + u_t \quad \text{où} \quad Y_t^* = l_n\, Y_t \quad (5.9)$$

Ce modèle est appelé « log-lin » parce que la variable dépendante apparait sous forme logarithmique tandis que la variable explicative est linéaire.

Remarquons que le coefficient de la pente (B_1) du modèle log-lin mesure la variation relative de Y consécutive à un changement de la valeur absolue de la variable explicative X, c'est-à-dire :

$$B_1 = \frac{\text{variation relative de la variable dépendante}}{\text{variation relative de la variable explicative}} = \frac{d\, l_n\, Y_t}{dX_t}$$ (16).

2.b) Modèle lin-log

Un autre type de modèle semi-logarithmique est le modèle lin-log. Soit le modèle linéaire suivant :

$$e^{y_t} = B_0 X_t^{B_1} e^{u_t}$$

$$Y_t = B_0^* + B_1\, l_n X_t + u_t \qquad (5.11)$$

Ce modèle se caractérise par le fait que la variable dépendante est linéaire et la variable explicative est, quant à elle, sous la forme logarithmique. Le modèle semi-log du type lin-log s'intéresse à la variation absolue de Y consécutive à un changement de X en pourcentage. En effet, le coefficient B_1 représente :

$$B_1 = \frac{\text{variation absolue de Y}}{\text{variation absolue de } l_n \text{ X}} = \frac{\text{variation absolue de Y}}{\text{variation relative de X}} = \frac{\Delta Y}{\frac{\Delta X}{X}} \qquad (5.12)$$

La relation (5.12) peut aussi s'écrire : $\Delta Y = B_1\, (\frac{\Delta X}{X})$ (5.13)

[16] J. BOSONGA, *op.cit.*, p.125.

De la relation (5.13), la valeur absolue de Y est égale à la pente (B_1) multipliée par la variation relative de X. Par conséquent, pour une meilleure interprétation des résultats de l'estimation de l'équation (5.11), il faut multiplier la valeur du coefficient estimé de la pente par 0,01 (ou bien la diviser par 100).

A cet effet, une application intéressante est celle des modèles d'Engel. Selon Ernest Engel, « la dépense totale consacrée à la nourriture tend à croitre selon une progression arithmétique lorsque la dépense totale augmente en progression géométrique ».

Exemple :

La liaison entre les dépenses d'alimentation (DA) et le total des dépenses (DT) peut être régressée par le modèle lin-log, car les dépenses d'alimentation progressent plus lentement que le total des dépenses. Les résultats d'un modèle lin-log sont les suivants :

$\widehat{DA_t}$ = -3 851,19 + 7 324,27 $l_n\ D_t$
t : (-2,65) (3,09) R^2= 0,8633

Le coefficient de la pente (B_1) signifie qu'une variation de 1% de la dépense totale se traduit en moyenne par une hausse de 73Fc des dépenses de nourriture (on a divisé le coefficient estimé par 100)[17].

3) Modèle log-hyperbole ou modèle logarithmique réciproque

La forme générale des modèles log-hyperbole est :

$$l_n\ Y_t = B_0 - B_1\ ((\frac{1}{X_t}) + u_t \qquad (5.14)$$

Ce modèle (5.14) peut aussi s'écrire comme suit :

$$\boldsymbol{Y_t^* = B_0 + B_1^*\ X_t^* + u_t} \qquad (5.15)$$

Où $Y_t^* = l_n\ Y_t$; $X_t^* = \frac{1}{X_t}$ et $B_1^* = -B_1$

4) Modèles polynomiaux [18]

Une fonction polynomiale de degré k est de la forme générale :

$$Y_t = B_0 + B_1\ X_t + B_2\ X_t^2 + \ldots B_K\ X_t^k + u_t \quad (5.16)$$

Cette fonction, bien que non linéaire dans les variables, peut devenir linéaire par la transformation des variables se trouvant dans le membre de droite.

La transformation linéaire des fonctions polynomiale consiste à réécrire le modèle (5.16) comme ci-après :

---

[17] J. BOSONGA, *op.cit.*, p. 126.
[18] *Ibidem*, p.127.

$\boldsymbol{Y_t = B_0 + B_1 X_{1t} + B_2 X_{2t} + \ldots B_k X_{kt}}$ **(5.17)**

Où $X_{1t} = X_t$; $X_{2t} = X_t^{\,2}$;… ; $X_{kt} = X_t^{\,k}$

Quelques applications courantes de ce type de modèle sont :

- L'estimation d'une tendance (trend) pour une série chronologique accusant, par exemple deux points de retournement :

$$Y_t = B_0 + B_1 t + B_2 t^2 + B_3 t^3 + u_t \qquad (5.18)$$

- L'estimation d'une fonction de coût total :

$$CT_t = B_0 + B_1 Q_t + B_2 Q_t^{\,2} + u_t \qquad (5.19)$$

Où CT_t = coût total de la période t ;
Q_t = quantité produite au temps t ;
u_t = le terme de l'erreur t.

5) Les Modèles de courbe de vie du produit

Ces modèles tentent de déterminer l'évolution probable des ventes connaissant le seuil de saturation. Il s'agit notamment du modèle de COMPERTZ et du modèle logistique.

5.a) Le modèle de COMPERTZ [19]

Ce modèle est défini par la formule suivante :

$$Y_t = e^{br^t + a}$$

Ou bien sous la forme logarithmique : $l_n Y_t = br^t + a$ (b inférieur à 0 et 0 inférieur à r inférieur à 1) ; le coefficient r défini la vitesse de diffusion. Il est possible d'estimer ce modèle lorsqu'on connait ou lorsqu'on postule la valeur de la saturation.

Les étapes de la linéarisation du modèle avec seuil de saturation estimé sont les suivantes :

$l_n Y_t = br^t + a$
$l_n Y_t - a = br^t$
$\boldsymbol{l_n (l_n Y_t - a) = l_n b + t l_n r}$
$\boldsymbol{Y_t^{*} = a_0 + a_1 t}$ **(5.20)**
Où $Y_t^{*} = l_n (l_n Y_t - a)$
$a_0 = l_n b$
$a_1 = l_n r$

[19] J. BOSONGA, *op.cit.*, p.127.

5.b) Modèle logistique[20]

La courbe logistique (ou courbe de Verhulst ou courbe de Pearl) est définie par la relation suivante :

$Y_t = \frac{Y_{max}}{1+ \mathrm{br}^{\mathrm{t}}}$ (0 inférieur à r inférieur à 1) (5.21)

Où Y_{max} représente le seuil de saturation, r, la vitesse de diffusion.

La linéarisation du modèle avec seuil de saturation connu est donc :

$\frac{Y_{max}}{Y_t} = 1 + \mathrm{br}^{\mathrm{t}}$ (5.22)

$(\frac{Y_{max}}{Y_t} - 1) = \mathrm{br}^{\mathrm{t}}$

$l_n\,(\frac{Y_{max}}{Y_t} - 1) = l_n\mathrm{b} + \mathrm{t}l_n\mathrm{r}$

$\boldsymbol{Y_t}^* = \boldsymbol{a_0} + \boldsymbol{a_1}\ \mathbf{t}$ **(5.23)**

Où $Y_t^* = l_n\,(\frac{Y_{max}}{Y_t} - 1)$

$a_0 = l_n\mathrm{b}$

$a_1 = l_n\mathrm{r}$

6) Les modèles servant à calculer la tendance et le taux de croissance

6.a) Les modèles servant à calculer la tendance

Beaucoup de variables économiques augmentent ou diminuent avec le temps. Si la tendance observée est linéaire, elle peut être modélisée de façon suivante :

$\boldsymbol{Y_t} = \boldsymbol{B_0} + \boldsymbol{B_1}\mathbf{t} + \boldsymbol{u_t}$ **(5.24)**

Où t est la variable temps.

6.b) Les modèles de courbes à taux de croissance constant

En considérant les différences premières des variables Y_t et u_t, le modèle se présente de la manière suivante :

$\Delta \boldsymbol{Y_t} = \mathbf{B} + (\boldsymbol{u_t} - (\boldsymbol{u_{t-1}})$ **(5.25)**[21]

7) Modèles d'estimation selon la méthode de double moindres carrés ordinaires

Ce genre de modèles est établi lorsqu'il existe un problème d'endogénéité de la variable indépendante. Donc, la variable explicative est corrélée avec l'erreur, ce qui est inadmissible économétriquement. Dans ce cas, il faut estimer d'abord cette variable indépendante en fonction d'une autre variable qui l'explique puis se servir de cette variable estimée pour déterminer les paramètres du modèle initial.

[20] J. BOSONGA, *op.cit.*, p.127.
[21] *Ibidem*, p. 132.

Sans être exhaustif, nous ne venons de présenter que quelques cas fréquents de modèles d'estimation simples ou multiples. Mais de tous ces derniers, nous ne nous attèlerons que sur le modèle ci-dessous qui cadre avec notre travail:

$$\boldsymbol{Y_t = B_0 + B_1 X_{1t} + B_2 X_{2t} + \ldots + B_k X_{kt} + u_t} \qquad \textbf{(5.26)}$$

Cependant, avant de l'utiliser, nous allons, de prime abord, le matérialiser par un exemple.

d) Les tests de validité d'un modèle

Les tests de validité d'un modèle de régression linéaire peuvent être globaux ou paramétriques.

1) Calcul du coefficient de détermination noté $\mathbf{R^2}$

Le coefficient de détermination noté $\mathbf{R^2}$**,** se définit comme la partie de la variance de Y expliquée par les variables explicatives, ou l'opposé de la variance de Y qui n'est pas qui n'est pas expliquée par les variables explicatives.

D'où, $\mathbf{R^2} = \frac{variance\ expliquée}{variance\ totale} = \frac{SCE}{SCT} = 1 - \frac{SCR}{SCT}$

Dans le cas des variables centrées

$$\mathbf{R^2} = \frac{\hat{B}\, x'y}{y'y} = \frac{\sum_1^n \hat{y}^2}{\sum_1^n y^2}$$

Ou $\mathbf{R^2 = 1 -} \frac{e'e}{y'y} = \frac{\sum_1^n {e_t}^2}{\sum_1^n {y_t}^2}$

Dans le cas des variables non centrées,

$$\mathbf{R^2} = \frac{\hat{B}\, X'Y - n\bar{Y}^2}{Y'Y - n\bar{Y}^2} = 1 - \frac{e'e}{Y'Y - n\bar{Y}^2}$$ ([22]).

Par construction, cette statistique est comprise entre 0 et 1.

Donc, $0 \leq R^2 \leq 1$. Une valeur proche de 1 indique que la qualité de l'ajustement est bonne dans la mesure où la part de la variance de Y expliquée par le modèle est élevée. Le coefficient de détermination R^2 est un indicateur de la qualité de l'ajustement linéaire entre les variables explicatives et la variable expliquée. Il mesure la part de la variance totale expliquée par les variables explicatives et permet donc de juger de la qualité de l'ajustement du modèle. Une valeur proche de 1 indique que la qualité de l'ajustement est bonne dans la mesure où la part de la variance de Y expliquée par le modèle est élevée. Cependant, il doit être utilisé avec précaution. Un R^2 élevé ne doit en aucun cas être interprété comme une mesure du degré d'explication de la

[22] J. BOSONGA, *op. cit.*, p.97.

variable dépendante par les variables explicatives, mais seulement comme une forte association entre ces variables ([23]).

Le R^2 est une fonction non décroissante du nombre de variables explicatives inclues dans le modèle. Ainsi, dans le cadre d'une régression multiple, le R^2 a tendance à s'accroitre chaque fois qu'une nouvelle variable explicative s'ajoute dans le modèle, indépendamment du pouvoir explicatif de cette variable. En effet, à moins qu'il soit exactement égal à zéro, chaque variable explicative additionnelle dans le modèle permet, par construction de diminuer la somme des carrés des résidus, puisque la méthode des moindres carrés ordinaires a précisément pour but de minimiser cette somme des carrés des résidus. Ainsi, l'ajout d'une variable explicative accroit presque certainement le R^2 sans améliorer obligatoirement l'ajustement fourni par le modèle. Il y a donc un biais dans l'évaluation du coefficient de détermination dû au fait que l'on a tenu compte explicitement, ni du nombre de variables explicatives, ni du nombre d'observations. Pour y remédier, on a défini un coefficient de détermination ajusté, connu aussi sous le nom de R^2 corrigé (ou R^2 ajusté), noté $\bar{R}^2$ qui tient compte du nombre de variables explicatives présentées dans le modèle.

$\bar{R}^2 = 1 - \frac{e'e/(n-K)}{y'y/(n-1)}$. Cette relation montre qu'en ajoutant une variable explicative dans le modèle, la somme des carrés des résidus (SCR = $\sum_1^n(Y_t - \widehat{Y_t})^2 = \sum_1^n {e_t}^2$) diminue, mais le degré de liberté (n-K) aussi (car K augmente), on obtient pas d'augmentation systématique de $\bar{R}^2$ comme pour le R^2.

Le coefficient de détermination corrigé $\bar{R}^2$ peut aussi être déterminé par la formule suivante :

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{(n-1)}{(n-k)}(1 - R^2).$$

2) Calcul des variances

$${\sigma_u}^2 = \frac{\sum_1^n \boldsymbol{u^2}}{n-K}$$

$$\sigma_{B_k} = \sqrt{{\sigma_u}^2 * \textit{chaque élément de la diagonale principale de}} \textit{ la matrice inverse.}$$

e) Tests de validité du modèle global et de ses paramètres

1) Tests paramétriques

Le test d'un paramètre $\boldsymbol{B_k}$est effectué au moyen de la table de Student, par la comparaison de t_c et t_h ; où t_c désigne le t calculé et t_h, le t théorique.

$$t_c = \frac{B_k}{\sigma_{B_0}}$$

[23] J. BOSONGA, *op. cit.*, p.97.

En consultant la table de Student au seuil de signification de 0,05, si le t calculé (t_c) est supérieur à celui théorique $(t\frac{\propto}{2}, n-K)$, le paramètre est valide. En revanche, l'inverse détermine l'invalidité ou l'insignifiance.

2) Tests du modèle global

Le test de validité du modèle global est effectué à partir du coefficient de détermination R^2. Il est effectué suivant la procédure suivante selon la table de Fichier :

- **Tests de fichier**

$$\text{Fcal} = \frac{R^2/\,(K-1)}{(1-R^2)\,(n-K)} \sim F\,(k, n-K)$$

Sur la table de fichier, si F_{cal} est égal ou supérieur à F_{th}, le modèle est valide.

f) Intervalle de confiance

Au lieu de faire une prévision ponctuelle, il est judicieux de créer intervalle dans lequel pourrait se situer un paramètre donné.

Donc $B_k \in B_k \pm t\frac{\propto}{2}; n - K_{\sigma_{B_k}} \rightarrow B_k \in B_k \pm (t_0, 025; 2)\sigma_{B_k}$

IV. ANALYSE ET INTERPRETATION DES RESULTATS

Dans cette partie, nous allons présenter les résultats que nous avons obtenus après l'analyse et l'interprétation des données que nous avons récoltés dans les entreprises pétrolières de Mbujimayi.

A. Présentation des variables du modèle d'estimation et des matrices $(\mathbf{X}'X)^{-1}$ *et* $\mathbf{X}'Y$

Tableau n°1 : Présentation des variables du modèle d'estimation multiple

Années	Cadence d'approvisionnement (X_{1t})	Vitesse de rotation des stocks (X_{2t})	Marge commerciale ((Y_t)
2018	1,28	40	0,288
2019	1,29	42	0,243
2020	1,24	42	0,20
2021	1,39	71	0,123
2022	1,21	71	0,097
Sommation	**6,42**	**266**	**0,951**
Moyenne	**1,28**	**53,2**	**0,19**

Source : Nous-même à partir des résultats sur la cadence d'approvisionnement, la vitesse de rotation des stocks et la marge commerciale moyenne.

Dans ce tableau, nous avons présenté les variables dont nous nous servirons dans l'élaboration du modèle d'estimation linéaire multiple. Ces variables sont déterminées par l'application de toutes les formules que nous avons expliquées dans la théorie sur la cadence d'approvisionnement, la vitesse de rotation des stocks et le taux de marge commerciale, et cela aux travers de différentes moyennes déterminées à partir des données récoltées qui se trouvent dans les annexes. Ainsi, dans les lignes qui suivent, nous allons utiliser ces variables en vue de l'élaboration du modèle d'estimation du taux de marge commerciale à partir de la cadence d'approvisionnement et de la vitesse de rotation des stocks.

A cet effet, sachant que le modèle d'estimation multiple est tel que $\boldsymbol{\hat{B}} = (\mathbf{X}'\boldsymbol{X})^{-\mathbf{1}}\mathbf{X}'\boldsymbol{Y}$, nous avons procédé d'abord par la détermination des éléments de la matrice inverse tels que présentés dans le tableau suivant :

Tableau N°2 : présentation des éléments de la matrice inverse $(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$

73,68354516	−57,60027614	0,00676709
−57,60027614	46,85453322	−0,046376606
0,00676709	−0,046376606	0,00099037

Source : Nous-même, à partir de nos calculs

Dans ce tableau, nous avons présenté les éléments de la matrice inverse dont dépendra la détermination du modèle d'estimation. Cette matrice provient d'un long processus allant de la matrice initiale, passant par sa transposée et le déterminant vers les matrices de cofacteurs. C'est donc cette matrice que nous allons multiplier celle) $\mathbf{X}'\boldsymbol{Y}$ pour obtenir le modèle d'estimation.

Tableau n°3 : présentation des éléments de la matrice $\mathbf{X}'\mathbf{Y}$

0,951
1,21845
45,746

Source : Nous-même, à partir de nos calculs

Dans ce tableau, nous avons présenté les éléments de la matrice $\mathbf{X}'\boldsymbol{Y}$ en vue de l'élaboration du modèle d'estimation multiple. Ainsi, en multipliant la matrice inverse $(\mathbf{X}'\boldsymbol{X})^{-\mathbf{1}}$ ***à celle*** $\mathbf{X}'\boldsymbol{Y}$, on obtient le modèle d'estimation suivant :

$\boldsymbol{\hat{B}}$ **= 0,199562283 +0,190499174 X_{1t} – 0,004766606 X_{2t}**

Ce modèle des entreprises pétrolières de Mbujimayi peut aussi être écrit de la manière suivante :

Marge com = 0,199562283 +0,190499174cad – 0,004766606vit

Où cad.= cadence d'approvisionnement, vit. = vitesse de rotation des stocks et marge com.= marge commerciale.

B. Calcul du coefficient de détermination noté $\mathbf{R^2}$

$$\mathbf{R^2} = \frac{\hat{B}\,\mathrm{X}'Y - n\bar{Y}^2}{\mathrm{Y}'Y - n\bar{Y}^2}$$

$\mathbf{R^2} = \frac{0{,}203844291-5(\mathbf{0{,}19})^2}{0{,}206531-5(\mathbf{0{,}19})^2} \rightarrow \mathbf{R^2} = \frac{0{,}023344291}{0{,}026031} \rightarrow$ **R^2 = 0,8967 soit 0,90 ou 90%.**

Donc, la partie de la variance de la marge commerciale (Y) expliquée par la cadence d'approvisionnement et la vitesse de rotation des stocks est de 90%. La qualité de l'ajustement est bonne dans la mesure où ce coefficient se rapproche de 1.

C. Calcul du coefficient de détermination corrigé noté $\bar{R}^2$

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{(n-1)}{(n-k)}(1-R^2)$$

$$= 1 - \frac{5-1}{5-3}(1-0{,}8967)$$

$$= 1 - 2\,(1 - 0{,}8967)$$

$$= \mathbf{0{,}7934} \text{ ou } \mathbf{79{,}34\%}.$$

Donc, le coefficient qui corrige le biais dans l'évaluation du coefficient de détermination en tenant compte explicitement du nombre de variables explicatives et du nombre d'observations est de 79,34%.

D. Calcul de la somme des carrés résiduels

Tableau n°4 : Calcul de la somme des carrés des erreurs

Années	(Y_t)	(X_{1t})	(X_{2t})	$\hat{Y}_t$	e=$(Y-\hat{Y})$	e^2
2018	0,288	1,28	40	0,252736985	0,035263014	0,00124348
2019	0,243	1,29	42	0,245108765	-0,00210876	0,000004446
2020	0,20	1,24	42	0,235583806	-0,03558380	0,001266207
2021	0,123	1,39	71	0,125927108	-0,00292710	0,000008567
2022	0,097	1,21	71	0,091637257	0,005362742	0,000028759
$\sum_1^n$	0,951	6,42	266			**0,002551459**

Source : Nous-même, à partir du modèle d'estimation et des variables d'étude.

Dans ce tableau, nous avons déterminé la somme des carrés des erreurs qui devra nous permettre de calculer la variance des mêmes erreurs à partir de laquelle nous déterminerons aussi les autres variances des paramètres. Pour calculer cette somme des carrés des erreurs, nous avons remplacé les variables explicatives dans le modèle ($\hat{Y}_t$), et avons soustrait le résultat trouvé de la variable expliqué (Y_t). Enfin, nous avons procédé par la sommation de la somme des carrés de ces erreurs.

E. Calcul des variances de l'erreur et des paramètres

$$\sigma_u{}^2 = \frac{\sum_1^n \boldsymbol{e^2}}{n-K} \rightarrow \sigma_u{}^2 = \frac{0{,}002551459}{5-3} \rightarrow \sigma_u{}^2 = \mathbf{0{,}001275729}$$

${\sigma_{B_0}}^2$ = 73,68354516 $*$ 0,001275729 = 0,094000235

$\sigma_{B_0} \rightarrow \sqrt{0{,}094000235}$ = **0,306594578**

${\sigma_{B_1}}^2$ = 46,85453322 $*$ 0,001275729 = 0,059773686

$\sigma_{B_1} \rightarrow \sqrt{0{,}059773686}$ = **0,244486578**

${\sigma_{B_2}}^2$ = 0,00099037 $*$ 0,001275729 = 0,000001263

$\sigma_{B_2} \rightarrow \sqrt{0{,}000001263}$ = **0,00112403**

F. Tests de validation du modèle et de ses paramètres et du modèle global

a) Tests paramétriques

- Test de B_0: $t_c = \frac{B_0}{\sigma_{B_0}} \rightarrow \frac{0{,}199562283}{0{,}306594578}$ = 0,650899583

En consultant la table de student au seuil de signification de 0,05 au point

$t\frac{\propto}{2}, n - K \rightarrow t_0, 025; 5 - 3 \rightarrow t_0, 025; 5 - 3$

$\rightarrow t_0, 025; 2, t_{th}$ = 4,303 >0,650899583

Donc le paramètre B_0 n'est pas significatif. Toutefois, cela n'est pas grave étant donné que B_0ne donne pas le sens de la droite d'ajustement.

- Test de B_1: $t_c = \frac{B_1}{\sigma_{B_1}} \rightarrow \frac{0{,}190499174}{0{,}244486578}$ = 0,779301372

Sur la table de student, au seuil de signification de 0,05 au point

$t\frac{\propto}{2}, n - K \rightarrow t_0, 025; 2, t_{th}$ = 4,303 >0,779301372

Donc le paramètre B_1 n'estpas aussi significatif. Cela entame la qualité du modèle car B_1 est un paramètre qui donne le sens de l'ajustement.

- Test de B_2: $t_c = \frac{B_2}{\sigma_{B_2}} \rightarrow \frac{-0{,}004766606}{0{,}00112403}$ = - 4,240639485

En considérant la table de student, au seuil de signification de 0,05 au point $t\frac{\propto}{2}, n - K, t_{th}$ = 4,303 >- 4,240639485.

Donc le paramètre B_2n'est pas significatif, or B_2 aussi donne le sens de l'ajustement.

b) Tests du modèle global

Au départ nous avons déterminé que R^2 = 0,8967, soit 0,90 ou 90%, et que la qualité de l'ajustement était bonne.

En outre, nous avons déterminé un coefficient de détermination corrigé ($\bar{R}^2$)0,7934 ou 79,34%. Cependant, le test global de Fisher sera fait à partir du coefficient de détermination R^2.

1° Tests de ficher

Fcal= $\frac{R^2/(K-1)}{(1-R^2)(n-K)} \sim F(k, n-K)$

$$= \frac{0{,}8967/(3-1)}{(1-0{,}8967)/(5-3)} \sim F(2{,}2)$$

$$= \frac{0{,}44835}{0{,}05165}$$

Fcal = 8,68054211

Sur la table de fichier, au seuil de signification de 0,05 ; au point F(2,2),

$$F_{th} = 19 > 8{,}68054211$$

Donc, le modèle global n'est pas bon et par conséquent, on ne peut pas l'utiliser pour faire des prévisions.

2° Intervalle de confiance

Au lieu de faire une prévision ponctuelle, il est judicieux de créer intervalle dans lequel pourrait se situer un paramètre donné.

Donc $B_k \in B_k \ \pm t\frac{\propto}{2}; n - K_{\sigma_{B_k}} \rightarrow B_k \in B_k \ \pm (t_0, 025; 2)\sigma_{B_k}$

a) <u>Intervalle de confiance B_0</u>

$B_0 \in [0{,}199562283 \ \pm 4{,}303 * 0{,}306594578]$

$B_0 \in \ [-1{,}119714186 ; 1{,}518838752]$

b) <u>Intervalle de confiance de B_1</u>

$B_1 \in \ [0{,}190499174 \ \pm 4{,}303 * 0{,}244486578]$

$B_1 \in \ [-0{,}861526571 ; \ 1{,}242524919]$

c) <u>Intervalle de confiance deB_2</u>

$$B_2 \in \ [-0{,}004766606 \pm 4{,}303 * 0{,}00112403]$$

$$B_2 \in \ [-0{,}009603307 ; \ \ 0{,}000070095]$$

V. DISCUSSION DES RESULTATS

L'originalité de notre étude s'établit à plusieurs niveaux, notamment dans l'espace géographique et temporel ainsi que les résultats auxquels nous avons abouti.

En effet, contrairement aux autres chercheurs, nous avons focalisé notre étude sur les entreprises pétrolières de Mbujimayi dans un espace temporel de 5 ans, allant de 2018 à 2022. A l'issue de notre étude, nous avons obtenu les résultats suivants :

- Un modèle économétrique des entreprises pétrolières de Mbujimayi

→ **Marge com.= 0,199562283 +0,190499174cad – 0,004766606vit**

Où marge com. = marge commerciale, cad.= cadence d'approvisionnement et vit.= vitesse de rotation des stocks.

- Un **R^2 de 0,8967 soit 0,90 ou 90% et un** $\bar{R}^2$ de 0,7934, soit **79,34%**.

Bien que les résultats divergent en fonction des raisons susmentionnées, nous avons parfois recouru aux mêmes méthodes scientifiques.

En revanche, nos prédécesseurs, ont, quant à eux, mené leurs études sur des espaces spatio-temporels différents et ont abouti aux résultats conformes à leurs objectifs. En voici quelques exemples :

- La thèse du Professeur LUSILAO L.J. a porté sur « l'Arbitrage entre les types de gestion des besoins en fonds de roulement dans les entreprises : essai d'analyse sur les données de panel ». Il a obtenu ses résultats à partir du modèle suivant :

BFR =a_0 + a_1 CHTRSTOCK + a_2RSTO + a_3RCA +a_{4R}RDE +a_5RRL +a_6RAE +a_8+ a_9 TAIL +a_{10} OPCRO + a_{11}TEND +a_{12}SECT + E_i.

Dans son étude sur la régression linéaire multiple, ROUSSON V. démontre que cette dernière est une généralisation de la régression simple. En régression multiple, on essaiera de prédire une variable réponse Y non pas à partir d'un seul prédicteur X, mais à partir de m prédicteurs que l'on notera X_1, X_2, X_3, X_4, … X_m.

CONCLUSION

Notre étude a porté sur « l'essai d'élaboration d'un modèle d'estimation de la marge commerciale d'une entreprise à partir de la cadence d'approvisionnement et de la vitesse de rotation des stocks : cas des entreprises pétrolières de Mbujimayi». Dans cette thématique, notre objectif consistait notamment à élaborer un modèle de régression multiple ayant deux variables explicatives et une seule expliquée.

Pour aboutir aux résultats escomptés, nous avons utilisé les méthodes analytique et statistique. La première nous a permis de procéder par des analyses tant univariée que multivariée pour déterminer les caractéristiques de chaque variable ainsi que les relations qui unissent les variables explicatives à celle expliquée. La deuxième méthode nous a permis de considérer, selon la théorie, la cadence d'approvisionnement et la vitesse de rotation des stocks comme des variables exogènes et le taux de marge commerciale comme une variable endogène. Nos méthodes ont été appuyées par les techniques documentaire et d'enquête.

A l'issue de notre étude, nous avons déterminé que la cadence d'approvisionnement et la vitesse de rotation des stocks de carburant des entreprises pétrolières de Mbujimayi ont indubitablement impacté sur le taux de marge commerciale. Cet impact transparaît dans les résultats suivants comprenant un modèle de régression linéaire multiple et un coefficient de détermination:

- **Marge com.= 0,199562283 +0,190499174cad – 0,004766606vit**

Où marge com. = marge commerciale, cad.= cadence d'approvisionnement et vit.= vitesse de rotation des stocks.

- **R^2 de 0,8967 soit 0,90 ou 90% et $\bar{R}^2$ de 0,7934**, soit **79,34%**.

En considérant le coefficient de détermination, il s'avère que la partie de la variance de la marge commerciale (Y) expliquée par la cadence d'approvisionnement et la vitesse de rotation des stocks est de 90%. La qualité de l'ajustement est bonne dans la mesure où ce coefficient se rapproche de 1.

Dans un contexte de mondialisation, il s'avère que le carburant joue un rôle prépondérant dans la quasi-totalité des activités économiques. En vue de faciliter son approvisionnement régulier dans la ville de Mbujimayi, nous émettons les suggestions suivantes :

- Le gouvernement congolais devrait construire des chemins de fer pour intégrer les provinces et faciliter la fluidité des transactions commerciales pétrolières ;
- Pour désenclaver la ville de Mbujimayi, la route de Kalambambuji serait une ouverture incontournable pour l'approvisionnement facile des entreprises pétrolières de Mbujimayi ;
- Les gestionnaires des entreprises pétrolières de Mbujimayi devraient accorder une importance capitale à la cadence d'approvisionnement pour minimiser leurs coûts totaux.

BIBLIOGRAPHIE

I. OUVRAGES

1. BOSONGA B.L. J., *Manuel d'économétrie*, PUK, Kinshasa, RDC, 2021.
2. MBANGALA MAPAPA et CORHAY A., *Fondements de gestion financière*, Université de Liège, Belgique, 2015.
3. Guide d'application du SYSCOHADA.
4. LUMONANSONI MAKWALA F., *Gestion des risques,* DEA 2 Gestion, Finances, Banques et Assurances, UNIKIN, 2022.
5. LUMONANSONI MAKWALA F., *Pratique de la théorie financière dans l'entreprise*, 3ème édition, éd. MADOSE, Kinshasa, 2016.

II. SEMINAIRE ET COURS

1. BAHRINI OUESLATI W., *Principes fondamentaux de gestion d'approvisionnement*, Université de Mamouda, 2018-2019.
2. NKUBA M., Cours de recherche opérationnelle, inédit, ISP Mbujimayi, 2012.
3. KAMIANTAKO MIYAMUENI A., Cours des Méthodes Quantitatives de Gestion : Module : Prévision, Paulogas service, UNIKIN, FASEG, Kinshasa, RDC, 2020.

III. THESE ET AUTRES PUBLICATIONS EN LIGNE

1. LUSILAO LUNGELA J., *Arbitrage entre les types de gestion des besoins en fonds de roulement dans les entreprises : essaie d'analyse sur les données de Panel*, Thèse de doctorat présentée à l'UNIKIN, Kinshasa, RDC, 2021-2022
2. https://www.universalis.fr, premier puits de pétrole-Encyclopaedia Universalis
3. https://www. Wikipedia.théorie des coûts de transactions
4. https://www. googlescholar, Michel Ghertman, Olivier Williamson et la théorie des coûts de transaction, *in la Revue française de Gestion* 2003/1 (n°142), pp. 43 à 63.

ANNEXE

PRESENTATION DES MOYENNES DE DONNEES BRUTES RECOLTEES AUPRES DES ENTREPRISES PETROLIERES DE MBUJIMAYI

1. Evolution des moyennes de consommations annuelles du carburant en USD de 2018 à 2022

Tableau n°1 : moyennes de consommations annuelles en USD

	2018	**2019**	**2020**	**2021**	**2022**
NKALO	938892,85	824010,11	959891,66	754557,45	955788
PETROMBU	30387	43044,1	46564,16	77594,54	103541,96
MONALUX	638066,41	717163,25	751336,94	889451,23	1092467,1
Moyenne	**535782,09**	**528072,4**	**585 930,9**	**573867,74**	**717265,7**

Source : Nous-même, à partir des données des tableaux de consommation totale des entreprises pétrolières de notre échantillon à l'aide du langage Excel.

A travers ce tableau, nous avons déterminé les différentes moyennes de consommation annuelle des entreprises qui constituent notre échantillon. Ces dernières nous aident à calculer la cadence d'approvisionnement moyenne. Pour déterminer chaque moyenne, nous avons divisé la somme de trois consommations de chaque colonne par 3. Par exemple, la moyenne de 2018 est obtenue de la manière suivante : (938 892,85 + 30 387 + 638 066,41)/3. Celle de 2019 : (824 010,11 + 43 044,1 + 717 163,25)/3 ainsi de suite. La plus grande moyenne est celle de l'an 20222 avec 717 265,7 USD, tandis que la plus petite est celle de 2019 avec 528 072,4 USD.

2. Evolution du coût de passation moyen en USD de 2018 à 2022

Tableau n°2 : coût de passation moyen en USD

	NKALO	**PETROMBU**	**MONALUX**	**MOYENNE**
2018	23 419,49	1 500	18 720	**14 546,50**
2019	16 420,03	3 700	22 534	**14 218,01**
2020	23 924,17	5 600	21 435	**16 986,39**
2021	24 813,57	6 250	24 640	**18 567,86**
2022	39 678,59	8 780	31 725	**26 727,86**

Source : Nous-même, à partir des données des tableaux des commandes des entreprises pétrolières de notre échantillon, à l'aide du logiciel Excel.

Aux travers de ce tableau, nous avons déterminé les différentes moyennes annuelles de commande qui nous permettront de réaliser les calculs inhérents à la détermination de la cadence d'approvisionnement moyenne. Pour déterminer chaque moyenne annuelle en ligne, nous avons divisé la somme de trois commandes de la même ligne par 3. Par exemple, le coût moyen de passation en 2018 est obtenu de la manière suivante : (23 419,49 +1 500 +18 720)/3. En 2019, ce coût de passation moyen est ainsi déterminé : (16 420,03 + 3700 + 22 534)/3. Il en va de même des autres années.

3. Evolution des stocks initiaux moyens annuels en USD

Tableau n°3 : Les stocks initiaux moyens annuels en USD

	NKALO	PETROMBU	MONALUX	MOYENNE
2018	100 811,17	1 440	94 839,23	**65 696,8**
2019	98 689,69	1 156,25	58 485,91	**52 777,28**
2020	115 922,54	1 252,5	86 898,21	**68 024,42**
2021	122 124,01	1 120	79 354,43	**67 532,81**
2022	378 876,51	1 327,62	82 243	**154 149,04**

Source : Nous-même, à partir des données des tableaux des stocks initiaux des entreprises pétrolières de notre échantillon, à l'aide du logiciel Excel.

A travers ce tableau, nous avons déterminé la moyenne annuelle des stocks initiaux. Cette dernière contribuera à calculer la vitesse de rotation du stock à partir du stock moyen. Ainsi, pour déterminer chaque moyenne en ligne, nous avons divisé la sommation en ligne des stocks initiaux des entreprises par 3. Par exemple, la moyenne de 2018 est déterminée de la manière suivante : (100 811,17 +1 440 + 94 839,23)/3. Pour l'année 2019, la même moyenne est ainsi déterminée : (98 689,69 +1 156,25 + 58 485,91)/3, ainsi de suite.

4. Détermination des stocks finals moyens annuels en USD

Tableau n°4 : Stocks finals moyens annuels en USD

	NKALO	PETROMBU	MONALUX	MOYENNE
2018	98 689,61	1 156,25	58 485,91	**52 777,26**
2019	115 922,54	1 252,5	86 898,21	**68 024,42**
2020	122 124,01	1 120	79 354,43	**67 532,81**
2021	378 876,51	1 327,62	82 243	**154 149,04**
2022	672 932,98	1 827	74 069,36	**249 609,78**

Source : Nous-même, à partir des données des tableaux des stocks finals des entreprises pétrolières de notre échantillon, à l'aide du logiciel Excel.

Dans ce tableau, nous avons déterminé la moyenne des stocks finals annuelle. Cette dernière contribuera à déterminer la vitesse de rotation du stock à partir du stock moyen. Ainsi, pour calculer chaque moyenne nous avons divisé la sommation en ligne des stocks finals des entreprises par 3. C'est pourquoi la moyenne de 2018 est déterminée de la manière suivante : (98 689,61 + 1 156,25 + 58 485,91)/3 et celle de 2019 : (115 922,54 + 1 252,5 + 86 898,21)/3, ainsi de suite.

5. Evolution des stocks vendus moyens annuels en USD de 2018 à 2022

Tableau n°5 : les stocks vendus moyens annuels en USD

	NKALO	PETROMBU	MONALUX	MOYENNE
2018	936 780,36	30 000	635 413,5	**534 064,62**
2019	821 001,72	42 500	714 401,76	**525 967,83**
2020	956 966,66	46 080	748 821,77	**583 956,14**
2021	751 033,95	77 000	886 200	**571 411,32**
2022	951 648	102 600	1 089 360	**714 536**

Source : Nous-même, à partir des données des tableaux de stocks vendus de nos entreprises d'échantillonnage, à l'aide du logiciel Excel.

Dans ce tableau, nous avons déterminé la moyenne annuelle des stocks vendus pour faciliter le calcul de la vitesse de rotation des stocks ou du délai moyen de stockage. Pour obtenir chaque moyenne, nous avons divisé la somme des stocks en ligne par 3. Par exemple, pour déterminer la moyenne de 2018, nous avons procédé de la manière suivante : (936 780,36 + 30 000 + 635 413,5)/3, et pour 2019 : (821 001,72 + 42 500 +714 401,76)/3, ainsi de suite.

6. Evolution des rentabilités moyennes annuelles de 2018 à 2022

Tableau n°6: Marges commerciales moyennes annuelles

	NKALO	PETROMBU	MONALUX	**MOYENNE**
2018	39,56%	25%	21,88%	**0,288**
2019	24,67%	21,87%	26,25%	**0,243**
2020	18,75%	20 %	20,63%	**0,20**
2021	11,76%	12,5%	12,5%	**0,123**
2022	8%	10%	11%	**0,097**

Source : Nous-même, à partir des marges commerciales de toutes nos entreprises échantillonnées.

Dans ce tableau, nous avons déterminé les différentes moyennes de marge commerciale des entreprises pétrolières qui nous serviront de variable expliquée dans notre étude. Pour calculer chaque moyenne, nous avons divisé la somme des rentabilités en ligne par 3. Ainsi, la rentabilité moyenne de 2018 est déterminée de la manière suivante : (39,56% +25% + 21,88%)/3, et celle de 2019 : (24,67% + 21,87% +26,25%)/3, ainsi de suite.