

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET
POPULAIRE**



**Ministère de l'enseignement Supérieur
Et de la Recherche Scientifique**

Université SAAD DAHLEB Blida

Faculté des technologies

Département des énergies renouvelables

Mémoire

Présenté pour l'obtention du diplôme de **Master**

Spécialité : **Energie Renouvelable**

Option : **Conversion Thermique**

Thème

Estimation-Prédiction Du Potentiel Energétique

Des Déchets Ménagers De Wilaya De Ain Defla

Présenté par : **Mr HADJ MAHAMMED Hamza**

Devant le jury composé de :

Président : MERZOUK Mustafa

Professeur – université de Blida

Examinatrice: FERRADJI Fatma

Docteur – université de Blida

Promotrice: KHELALFA Nawal El-Kahina

Docteur – université de Blida

Co-promotrice : MEZAOUER AMEL

Docteur – université de Blida

Remerciements

En premier lieu, je tiens à remercier notre Allah, pour le courage et la force qu'il m'a donné pour effectuer ce travail. Au moment d'achever ce travail modeste, Je remercie profondément ma promotrice Mme KHELALFA Nawal El-Kahina.

Je tiens à remercier tous ceux et celles qui ont contribué à la poursuite de ce travail, en particulier, Mme MEZAOUER AMEL.

Et je remercie mes enseignants et les membres de jury pour accepter d'évaluer ce travail.

Enfin, je remercie tous ceux ou celles qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire.

Je remercie tous les étudiants(es) de master en conversion thermique.

Je remercie vivement mes parents pour leur aide et leur contribution à l'aboutissement de mes études et en témoignage de reconnaissance.

Dédicace :

*A ma Chère Mère A mon Père Dont le mérite, les sacrifices et les qualités
humaines m'ont permis de vivre ce jour. A mes Frères et ma sœur Slimane, Nanna,
Bahmed, Mohammed A tous les gens m'aiment Mesaoud, Mohammed, Brahim,
Hammou, Rostom, Nacerddine.....*

Résumé :

Les énergies renouvelables sont une importante alternative à l'épuisement des énergies fossiles et un moyen primordial dans la lutte contre les effets néfastes des changements climatiques, notamment la réduction des émissions des gaz à effet de serre. Parmi ces sources d'énergie renouvelables et propres, la biomasse se présente comme l'une des sources d'énergie les plus prometteuses. Notre travail s'inscrit dans le cadre d'une étude prospective visant à développer une politique de Production de l'énergie par le biais de la biomasse (les déchets ménagers en particulier) en Algérie, qui s'impose comme une nécessité face à une demande accrue d'énergie d'une part et aux enjeux environnementaux d'autre part.

Notre étude a pris la wilaya d'Ain Defla comme échantillon d'étude pour prévoir la quantité des déchets ménagers qui pourra être générée dans les deux prochaines années. Cela permettra d'évaluer la quantité de biogaz qui sera produit au niveau du centre d'enfouissement technique. Les résultats de cette étude permettront aux décideurs de la wilaya de prendre les décisions adéquates pour la valorisation du biogaz et la dépollution atmosphérique de leur environnement.

Mots clés : Energie renouvelable ; prédiction, Biogaz ; Déchets ménagers ;

ملخص:

تعد الطاقات المتجددة بديلا هاما لاستنفاد الوقود الأحفوري والوسيلة الرئيسية في مكافحة الآثار الضارة لتغير المناخ، بما في ذلك الحد من انبعاثات غازات الاحتباس الحراري. من بين مصادر الطاقة المتجددة والنظيفة الكتلة الحيوية التي تعد أحد أكثر مصادر الطاقة الواعدة، حيث يعد عملنا جزء من دراسة مستقبلية تهدف على تطوير سياسة إنتاج الطاقة من خلال الكتلة الحيوية (وخاصة النفايات المنزلية)، والتي تبرز كضرورة في مواجهة الطلب المتزايد على الطاقة من ناحية والقضايا البيئية من ناحية أخرى.

وقد اتخذت دراستنا من ولاية عين دقلية عينة للدراسة لتحديد كمية النفايات المنزلية المتوقع توليدها بعد عامين. وهذا سيوفر قيمة لكمية الغاز الحيوي التي ستنتج في موقع دفن النفايات التقني. وستمكن نتائج هذه الدراسة صانعي القرار في الولايات من اتخاذ القرارات الصحيحة لاستعادة الغاز الحيوي وتنظيف بيئتهم في الغلاف الجوي.

الكلمات المفتاحية: الطاقات المتجددة؛ الكتلة الحيوية؛ النفايات المنزلية؛ التنبؤ.

Abstract :

Renewable energies are an important alternative to the depletion of fossil fuels and an essential means of combating the harmful effects of climate change, including the reduction of greenhouse gas emissions. Biomass is one of the most promising renewable and clean energy sources. Our work is part of a prospective study aimed at developing a policy of energy production through biomass (household waste in

particular) in Algeria, which is a necessity in the face of increased demand for energy on the one hand and environmental issues on the other.

Our study took the Ain Defla wilaya as the study sample to determine the amount of household waste that is expected to be generated 2 years later. This will provide value for the amount of biogas that will be produced at the technical landfill site. The results of this study will enable wilaya decision-makers to make the right decisions for the recovery of biogas and the atmospheric clean-up of their environment.

Keywords: Renewable energy; Biomass; Household waste; prediction.

Table des matières

Liste des figures :	8
Liste des tableaux :	10
Introduction générale :	1
Chapitre I : Etude bibliographie	3
I.1 l'état de l'art	3
I.2. Production d'énergie en Algérie :	8
I.2.1 Production d'énergie primaire :	8
I.2.2 Production d'énergie dérivée :	9
I.3. Consommation d'énergie en Algérie :	10
I.3.1 Consommation des industries énergétiques :	10
I.3.1 Consommation nationale par forme d'énergie :	11
I.4. Le potentiel des énergies renouvelables en Algérie :	12
I.4.1 Le potentiel solaire :	12
I.4.2 Le potentiel géothermique :	12
I.4.3 Le potentiel éolien :	13
I.4.4 Le potentiel hydraulique :	13
I.4.5 Le potentiel de la biomasse :	13
I.5 Le programme national en énergie renouvelable :	13
I.6 Les déchets ménagers en Algérie :	15
I.6.1 COMPOSITION DES DMA :	15
I.7 L'importance de la prédiction du potentiel énergétique de la biomasse :	18
Chapitre II : L'analyse prédictive	19
II.1 Les catégories des modèles d'analyse prédictive :	19
II.1.1 Modèles prédictifs :	19
II.1.2 Modèles descriptifs :	20
II.1.3 Modèles de décision :	20
II.2 Les différents modèles de prédiction :	20
II.2.1 Les modèles de classification :	20
II.2.2 Les modèles de régression :	22
II.2.2 Les séries chronologiques :	23
II.2.3 Les réseaux neurones artificiels :	25
Chapitre III : Modélisation mathématique	26
III.1 Le choix de la technique :	26

III.2 Les étapes d'application des séries chronologiques :	26
III.3 Le déroulement de l'application :	28
III.3.2 Traitement des données :	28
III.3.3 Le choix du modèle :	29
III.3.4 La dessaisonalisation :	31
Chapitre IV : Résultats et discussion	38
IV.1 Les résultats de la prédiction :	38
IV.2. L'analyse des résidus :	39
IV.2 l'équivalence de la quantité des déchets en biogaz :	40
IV.2.1 Le modèle LandGEM :	41
IV.2.2 Le modèle GIEC :	42
IV.2.3 Le modèle Afvalzorg :	42
Conclusion générale :	44
Les références :	45
Les annexes :	47

Liste des figures :

Chapitre I : Etude bibliographie

Figure 1.1	Structure de la production d'énergie primaire	13
Figure 1.2	Structure de la production d'énergie dérivée	14
Figure 1.3	Structure de la consommation des industries énergétiques	16
Figure 1.4	Consommation nationale par forme d'énergie	17
Figure 1.5	Composition moyenne annuelle des DMA - Wilaya de Jijel – 2018/2019	21
Figure 1.6	Composition Moyenne annuelle DMA Constantine 2018 – 2019	22
Figure 1.7	Composition Moyenne des DMA de la wilaya de M'Sila 2018-2019	23
Figure 1.8	Composition Moyenne des DMA – W. Ouargla 2018-2019	24

Chapitre III : Modélisation mathématique

Figure 3.1	la quantité des déchets ménagers par mois 2014-2020	34
Figure 3.2	la quantité des déchets par année	36
Figure 3.3	L'autocorrélation de la série	39
Figure 3.4	les moyens mobiles mm(12)	40
Figure 3.5	les coefficients saisonniers	41
Figure 3.6	les coefficients saisonniers corrigés	42
Figure 3.7	l'estimation de la tendance	43

Figure 3.8	la tendance estimée et son ajustement	45
Figure 3.9	les quantités des déchets estimés et réels	46

Chapitre IV : Résultats et discussion

Figure 4.1	l'évolution des déchets ménagers générés à l'horizon de 2022	47
Figure 4.2	les quantités des déchets réelles et estimés par le modèle par an	48
Figure 4.3	l'autocorrélation des erreurs	49

Liste des tableaux :

Chapitre I : Etude bibliographie

Tableau 1.1	présentation d'un mémoire de la valorisation énergétique de la biomasse en Algérie	7
Tableau 1.2	présentation d'une étude sur les productions futures des déchets urbains en ALGERIE	8
Tableau 1.3	présentation d'une étude de prévision à l'horizon de 2023 en FRANCE	9
Tableau 1.4	présentation d'un développement d'un modèle prédictif pour les taux de production de déchets en Malaisie	9
Tableau 1.5	présentation d'un étude de prévision des déchets solides municipaux avec RBF Net Work- Étude de cas d'Eluru en Inde	10
Tableau 1.6	présentation d'une étude de Prévision de la production de déchets solides au AUSTRALIE	10
Tableau 1.7	Production commerciale d'énergie primaire	12
Tableau 1.8	Production d'énergie dérivée	14
Tableau 1.9	Consommation des industries énergétiques	15
Tableau 1.10	Consommation nationale par forme d'énergie	16
Tableau 1.11	Consistance du programme de développement des énergies renouvelables	20
Tableau 1.12	Quantité de déchets générés (Zone d'étude) (Tonnes/an)	20

Chapitre III : Modélisation mathématique

Tableau 3.1	les résultats de test de fisher	35
Tableau 3.2	les moyennes m et les écarts-types σ pour chacune des périodes	37
Tableau 3.3	les coefficients saisonniers en fonction des mois	41

Introduction générale :

Le développement économique associé à une croissance démographique et de mode de vie ont engendré l'augmentation de la consommation d'énergie en Algérie au cours de ces dernières années. Le pays consomme l'énormément d'énergie fossile, dont plus que 90%. Ainsi, l'Algérie projetera d'orienter récemment sa politique énergétique et d'accroître entre autre l'utilisation des énergies renouvelables.

L'Algérie opte en particulier pour l'énergie solaire et l'énergie éolienne, mais également la biomasse est un potentiel important et efficace si on applique les technologies modernes. Par filières technologiques, le solaire photovoltaïque participera à la réalisation de ce programme à hauteur de 13,575 MW, l'éolien à 5,010 MW, la biomasse à 1,000 MW, la cogénération à 400 MW et la géothermie à 15 MW. La réalisation de ce programme permettra d'atteindre, à l'horizon 2030, une part de renouvelables de près de 27% dans le bilan national de production d'électricité [1].

Outre l'exploitation des sites potentiels spécifiques pour l'énergie solaire et éolienne en Algérie, l'utilisation de la biomasse comme source d'énergie renouvelable est essentielle à l'élaboration d'une politique énergétique durable. L'utilisation des résidus organiques ou des cultures énergétiques pour la production d'énergie est très variée, car la biomasse peut être utilisée sous les formes solides, liquides ou gazeuses, soit pour la production de chaleur et l'électricité ou pour la production de biocarburants certifiés. Outre la possibilité de transformer les déchets et résidus organiques de différents secteurs en ressources (énergétiques), la revalorisation énergétique de biomasse permet une production énergétique (électricité, chaleur, froid) qui est neutre sur le plan de l'émission de CO₂. L'utilisation et la valorisation énergétique de la biomasse peuvent contribuer considérablement à l'augmentation de la valeur ajoutée régionale, étant donné que par l'utilisation de la bioénergie [2].

Le potentiel d'Algérie en déchets est en augmentation donc on doit prévoir cette augmentation pour une bonne gestion, la prévision est un outil important qui aide à la planification stratégique future, qui a comme objectif d'arriver à des prédictions valables tout en minimisant les risques. Et, nécessairement, le but ultime de la prévision est de prêter main-forte à la prise de décision. [3]

Le travail suivant présente l'étude de prédiction sur un potentiel énergétique des déchets ménagers en Ain Defla en utilisant la technique des séries temporelles qui est utilisé pour les prédictions des plus proches horizons (2 ans au maximum).

Chapitre I : Etude bibliographie

I.1 l'état de l'art :

La prévision de la production de déchets solides municipaux (DSM) joue un rôle important dans la gestion des déchets solides et dans la prédiction du potentiel énergétique du biogaz (biométhane) d'un pays. Pourtant, il est très difficile d'atteindre l'exactitude prévue des prévisions en ce qui concerne les tendances de la production dans de nombreuses régions à croissance rapide. Outre la croissance démographique et la migration, le développement économique sous-jacent, la taille des ménages, les changements dans l'emploi et l'impact du recyclage des déchets influenceraient la production de déchets solides de façon interactive. L'élaboration d'un modèle fiable pour prévoir l'impact global de la tendance économique, des changements démographiques et de l'impact du recyclage sur la production de déchets solides serait une avancée utile dans la pratique de la gestion des déchets solides. [4]

Dans ce chapitre on présente dans les tableaux suivants, quelques études scientifiques qui ont été réalisées dans le domaine de prédiction de la quantité des déchets.

Tableau 1.1: présentation d'un mémoire de la valorisation énergétique de la biomasse en Algérie

Auteur et titre	Objectifs d'étude	Hypothèses	Modèle mathématique appliqué	Résultats	Paramètres d'influence
A.E Naili et L. Messaoudi : « Valorisation énergétique de la biomasse en Algérie et prospective à l'horizon 2050. » Département Génie Mécanique, université Kasdi Merbah Ouargla 2018, Algérie	Estimer la quantité des déchets solides en Algérie en 2050	<ul style="list-style-type: none"> étude sur le potentiel énergétique des déchets végétaux, d'origine animale et les déchets ménagers. la population algérienne continue de croître, de même pour son niveau de vie cela croissance de la quantité des déchet et relié à la croissance de la population. 	$Et = E0 \cdot (1 + \alpha)^t$ <p>Où Et: représente la consommation observée de l'année t, E0: la consommation calculée de l'année origine t = 0, α: le taux d'accroissement moyen annuel constaté sur la période étudiée, t: le temps exprimé à l'année t par rapport à l'année origine t = 0.</p>	<ul style="list-style-type: none"> déchets verts des oliviers : 5.86 Twh (2015) évolution croissant jusqu'à 76.24 (2050). déchets animaux (fumiers bovines) : 2.49 Twh (2015) évolution croissant jusqu'à 3.01 Twh (2050). Déchets ménagers : 12.96 Mt (2015) évolution croissant jusqu'à 28.24 Mt (2050) et le pourcentage de la matière organique MO est estimé à 67,7% (selon AND).(actuellement) 	<ul style="list-style-type: none"> L'accroissement du revenu moyen de la population algérienne. le changement d'habitude alimentaire. niveau de vie des populations.

Tableau 1.2: présentation d'une étude sur les productions futures des déchets urbains en ALGERIE

Auteur et titre	L'objectif	hypothèse	Modèle mathématique	Résultats	Paramètre d'influence
B.Djemaci « IMPACT DES FACTEURS D'ATTRACTIVITÉ DES TERRITOIRES SUR LA PRODUCTION FUTURE DES DÉCHETS URBAINS EN ALGÉRIE » 2014, Algérie	Estimer la quantité des déchets solides (industriels) en Algérie en 2050	<ul style="list-style-type: none"> la croissance démographique est corrélée positivement à l'augmentation des quantités de déchets. l'influence de l'attractivité commerciale est également soutenue par le coefficient positif. les erreurs des individus sont autocorrélés. 	$\text{Log}(\text{waste}_{wt}) = \alpha + \beta_1 \log(\text{DENS}_{wt}) + \beta_2 \log(\text{PME}_{wt}) + \beta_3 \log(\text{COM_D}_{wt}) + \beta_4 \log(\text{COM_GT}_{wt}) + \beta_5 \log(\text{ART}_{wt}) + \varepsilon_{wt}$ <p>(waste_{wt}) représente la quantité des DSM produits par l'ensemble des habitants. (DENS_{wt}) est la densité de la population de chaque wilaya. (PME_{wt}) est le nombre de petites et moyennes entreprises actives. (COM_D_{wt}), (COM_GT_{wt}) sont le nombre de commerçants de détail et de gros, respectivement. (ART_{wt}) est le nombre des artisans. ε_{wt} est le terme d'erreur. Les coefficients β_i représentent les élasticités</p>	<ul style="list-style-type: none"> Les déchets ménagers : 6.7867 millions t (1997) évoluent croissant jusqu'à 38.6664 millions t (2050). 	<ul style="list-style-type: none"> La population. Les activités commerciales.

Tableau 1.3: présentation d'une étude de prévision à l'horizon de 2023 en FRANCE

Auteur et titre	L'objectif	Hypothèse	Modèle mathématique	Résultats	Paramètre d'influence
B. Maresca et M. Ranvier « PREVISION A L'HORIZON 2023 DE LA PRODUCTION DES DECHETS MENAGERS ET ASSIMILES DANS LE SECTEUR SUD-EST DU TERRITOIRE DU SYCTOM » 2009, France	Estimer la quantité des déchets solides (industriels) en SECTEUR SUD-EST DU TERRITOIRE DU SYCTOM en 2023	<ul style="list-style-type: none"> • Les variables à projeter évoluent selon des tendances lourdes (compte tenu de la crise économique). • une croissance de la population de 0,7% par an en moyenne jusqu'en 2023. • Il adopte une perspective minimaliste consistant à supposer que la phase de diffusion des pratiques ne dépasse pas la période de développement des équipements. 	Modèle effets bruts	Les déchets ménagers : 50.6 Kt (2008) évolution croissant jusqu'à 54.1 Kt (2023)	<ul style="list-style-type: none"> • l'effet revenu. • l'effet activité. • l'effet taille du foyer.

Tableau 1.4: présentation d'un développement d'un modèle prédictif pour les taux de production de déchets en Malaisie

Auteur et titre	L'objectif	Hypothèse	Modèle mathématique	résultats	Paramètre d'influence
Z. Sakawi et S. Gerrard « Développement d'un modèle prédictif pour les taux de production de déchets en Malaisie » 2013, Malaisie	la comparaison entre la quantité de déchets collectés (données réelles) et la valeur estimée.	<ul style="list-style-type: none"> • personnes. Le pourcentage de travailleurs était également une variable très importante. • taux de production de déchets de 1,5 % par an. 	$Y = 2.093 - 1.906 (\text{flats}) + 2.425 (\text{twopeo}) + 2.345 (\text{threepeo}) + 2.503 (\text{fourpeo}) + 2.588 (\text{fivepeo}) + 2.612 (\text{sixpeo}) + 2.905 (\text{sevenpeo}) - 1.247 (\text{percent}) - 2.2434 (\text{age40}) - 1.669 (\text{single})$	<ul style="list-style-type: none"> • la comparaison entre la quantité de déchets collectés (données réelles) et la valeur estimée à l'aide du calcul manuel basé sur l'indicateur de population avec l'hypothèse d'un taux de production de déchets de 1,5 % par an a montré que la quantité était environ 78 % plus élevée. 	<ul style="list-style-type: none"> • Les types d'appartements . • La population.

Tableau 1.5: présentation d'un étude de prévision des déchets solides municipaux avec RBF Net Work- Étude de cas d'Eluru en Inde

Auteur	L'objectif	Hypothèse	Modèle mathématique	Résultats	Paramètre d'influence
J. Sudhir Kumar « Prévision des déchets solides municipaux avec RBF Net Work- Étude de cas d'Eluru » 3Inde	Estimer la quantité des déchets solides en Eluru (Inde) en 2026	<ul style="list-style-type: none"> la croissance démographique en Inde de 2001 à 2026 sera de 36 % en 25 ans, à un taux de 1,2 % par an. On estime que la quantité de déchets produits en Inde augmentera à un taux par habitant d'environ 1,33 % par année. environ 27,8% de la population indienne vivent dans des zones urbaines 	ANN(RBF Net Work)	26461.5 T (2010) évolution croissant jusqu'à 39690.31 T (2026)	<ul style="list-style-type: none"> Population DSM générée Pourcentage de la population urbaine du pays

Tableau 1.6: présentation d'une étude de Prévision de la production de déchets solides au AUSTRALIE

Auteur et titre	L'objectif	Hypothèse	Modèle mathématique	Résultats	Paramètre d'influence
M. Abbasi et A. El Hanandeh Prévision de la production de déchets solides municipaux au moyen d'approches de modélisation par intelligence artificielle 2016, Australie	Déterminer le modèle qui a la prévision la plus précise.	Cette étude a simulé la génération mensuelle de DSM par 4 différents modèles d'intelligence artificielle, SVM, ANN, ANFIS et kNN, pour trouver le meilleur modèle prédictif.	Différent algorithmes de l'intelligence artificiel SVM, ANN, ANFIS, KNN	les résultats suggèrent que le modèle ANFIS a produit des prévisions plus précises que le kNN et la SVM. Cette étude est également la première à appliquer la modélisation du kNN aux prévisions de production de déchets. Le kNN a pu estimer avec une bonne précision les taux mensuels moyens de production de déchets.	paramètre de régularisation ; paramètre de précision et paramètre noyau

En analysant les travaux précédents, on cite quelques principes nécessaires pour faire une prédiction des quantités des déchets ménagers :

- a) Les modèles sont déterminés selon des données réelles qui sont collectés sur le terrain.
- b) Les paramètres qui influents sur l'évolution de la génération des déchets en générale sont
 - 1- La croissance démographique.
 - 2- L'accroissement du revenu moyen de la population.
 - 3- le changement d'habitude alimentaire.
 - 4- niveau de vie des populations.
 - 5- Pourcentage de la population urbaine du pays
 - 6- Les activités commerciales.
- c) Le choix du modèle va être selon les paramètres d'influences précédentes.
- d) La validation soit être par la comparaison avec des données réelles ou par calcul de l'erreur qui est doit être suffisamment petit.

Les déchets sont considérées comme une source énergétique à potentiel important selon sa composition. On peut en extraire du biogaz (biométhane) qui après traitement peut être transformé sous plusieurs forme d'énergie (électricité, chaleur, cogénération, carburant...).

La production de déchets solides municipaux (DSM) a augmenté régulièrement au cours des deux dernières décennies en raison de la croissance rapide de la population et de l'augmentation du niveau de vie, ce qui fait que sa gestion est un sérieux défi environnemental pour les autorités locales dans de nombreuses villes du monde, en particulier dans les villes en développement pays. [4]

La prédiction est une partie de la bonne gestion des déchets solide et de la possibilité de les valoriser énergétiquement dans un contexte de durabilité, d'énergie dé carbonisée et de protection de l'environnement.

Chaque année, le monde produit 2,01 milliards de tonnes de déchets solides municipaux, dont au moins 33 % ne sont pas gérés de façon écologique. Dans le monde entier, les déchets produits par personne et par jour s'élèvent en moyenne à 0,74 kilogramme, mais varient largement, de 0,11 à 4,54 kilogrammes. Bien qu'ils ne représentent que 16 % de la population mondiale, les pays à revenu élevé génèrent environ 34 %, soit 683 millions de tonnes, des déchets dans le monde.[5]

I.2. Production d'énergie en Algérie :

I.2.1 Production d'énergie primaire :

La production commerciale d'énergie primaire a connu une baisse de -4,8 par rapport aux réalisations de 2018, pour atteindre 157,4 M Tep, tirée par celle de tous les produits à l'exception de l'électricité [6], comme indiqué ci-après :

Tableau 1.7: Production commerciale d'énergie primaire [6]

Produit	Unités	2018	2019	Evolution	
				Quantité	(%)
Gaz naturel	K Tep	92 106	85 380	-6 726	-7,3
	10 ⁶ m ³	97 467	90 349		
Pétrole brut	K Tep	53 592	53 579	-213	-0,4
	K Tonnes	48 588	48 394		
Condensat	K Tep	9 990	9 226	-763	-7,6
	K Tonnes	8 825	8 151		
GPL aux champs	K Tep	9 343	9 186	-157	-1,7
	K Tonnes	7 918	7 785		
Electricité primaire	K Tep	188	192	5	2,4
	GWh	783	835		
Combustibles solides:	K Tep	22	10	-12	-53,5
Bois	10 ³ m ³	113	53		
TOTAL	K Tep	165 241	157 374	-7 867	-4,8

La structure de la production d'énergie primaire commerciale reste dominée par le gaz naturel à hauteur de 54%, comme illustré dans le graphe ci-après :



Total : 157,4 M Tep

Figure 1.1: Structure de la production d'énergie primaire [6]

I.2.2 Production d'énergie dérivée :

La production d'énergie dérivée a atteint 66,1 M Tep, en hausse (+2,2%) par rapport aux réalisations de 2018, tirée par celle de la production du gaz naturel liquéfié (GNL) (+21,9%) et de l'électricité thermique (+2,1%).[6]

Tableau 1.8 : Production d'énergie dérivée [6]

Produit	Unités	2018	2019	Evolution	
				Quantité	(%)
Produits pétroliers*	K Tep	30 865	29 114	-1 751	-5,7
	K Tonnes	29 337	27 689		
Electricité thermique**	K Tep	18 171	18 555	384	2,1
	GWh	75 880	80 691		
GNL	K Tep	13 021	15 877	2 856	21,9
	10 ⁶ m ³	13 779	16 801		
GPL (Raffineries et Unités GNL)	K Tep	1 244	1 335	91	7,3
	K Tonnes	1 054	1 131		
Autres (GHF, Charbon de bois)	K Tep	1 380	1 207	-174	-12,6
	GHF	10 ⁶ m ³	1 461	1 277	
Bois	10 ⁶ m ³	-	3		
TOTAL	K Tep	64 681	66 088	1 406	2,2

(*)- y compris volumes rapatriés d'essences et de gasoil (2,3 MT) suite au processing de Pétrole brut à l'étranger ;

(**)- y compris auto-producteurs

La structure de la production d'énergie dérivée reste dominée par les produits pétroliers avec 44%, comme illustré ci-dessous :

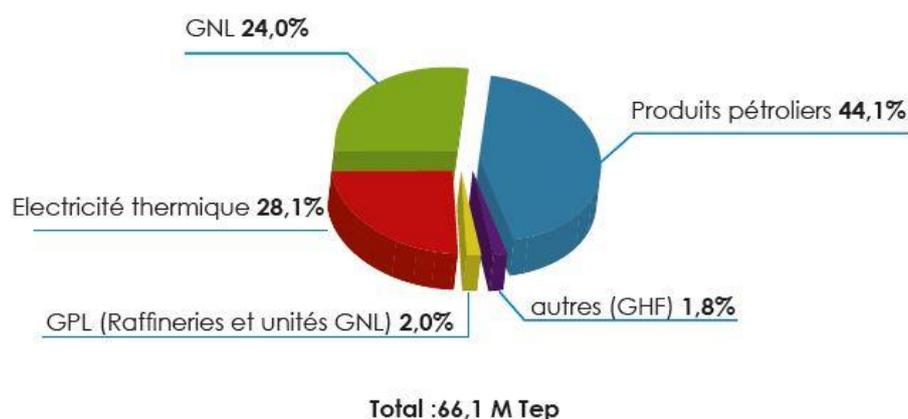


Figure 1.2 : Structure de la production d'énergie dérivée [6]

I.3. Consommation d'énergie en Algérie :

I.3.1 Consommation des industries énergétiques :

La consommation des industries énergétiques concerne celles des unités de transformation et des infrastructures du transport (raffineries, centrales électriques, unités GNL & GPL, Oléoducs et Gazoducs...). Sa part s'élève à plus de 11% de la consommation nationale.

Elle a atteint 7,4 M Tep, en hausse (1,6%) par rapport à 2018, en raison notamment de la croissance des utilisations du gaz naturel (input) dans les unités de liquéfaction (+14,7%), passant de 4,4 milliards de m³ à 4,8 milliards de m³ en 2018. [6]

Tableau 1.9 : Consommation des industries énergétiques [6]

Produit	Unités	2018	2019	Evolution	
				Quantité	(%)
Pétrole brut	K Tep	559	431	-129	-23,0
	K Tonnes	507	390		
Gaz naturel	K Tep	4 202	4 561	359	8,6
	10 ⁶ m ³	4 446	4 827		
Electricité*	K Tep	2 039	2 139	100	4,9
	GWh	8 515	9 303		
Gaz de Hauts Fourneaux (GHF)	K Tep	432	256	-176	-40,8
	10 ⁶ m ³	458	271		
Autres (GPL)	K Tep	46	8	-37	-82,1
	K Tonnes				
TOTAL	K Tep	7 278	7 395	117	1,6

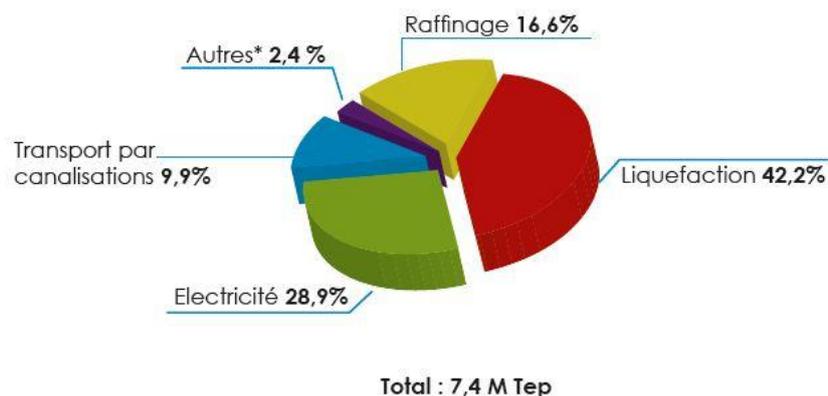


Figure 1.2: Structure de la consommation des industries énergétiques [6]

I.3.1 Consommation nationale par forme d'énergie :

La consommation nationale a augmenté de 3,0% par rapport au niveau de 2018, tirée par celle du gaz naturel et des produits pétroliers (3,9% chacun), comme détaillé ci-dessous

Tableau 1.10 : Consommation nationale par forme d'énergie [6]

Produit	Unités	2018	2019	Evolution		
				Quantité	(%)	
Gaz naturel	K Tep	24 982	25 947	965	3,9	
	10 ⁶ m ³	26 436	27 458			
Produits pétroliers	K Tep	16 105	16 730	625	3,9	
	K tonnes	15 405	16 010			
Electricité	K Tep	18 337	18 714	377	2,1	
	GWh	76 572	81 384			
GPL	K Tep	2 638	2 860	223	8,4	
	K tonnes	2 235	2 424			
Pétrole brut*	K Tep	1 151	1 070	-81	-7,1	
	K tonnes	1 044	970			
Condensat	K Tep	28	27	-1	-1,9	
	K tonnes	24	24			
Produits solides dont :	K Tep	90	67	-23	-25,9	
	▶ Coke Sidérurgique	K tec	97			80
	▶ Bois	10 ³ m ³	113			56
Autres:	K Tep	1 633	1 486	-147	-9,0	
	▶ GNL**	10 ⁶ m ³	267			295
	▶ GHF	10 ⁶ m ³	1 461			1 278
Total	K Tep	64 964	66 902	1 939	3,0	

(*)- La consommation de pétrole brut est constituée des autoconsommations aux champs et raffineries et des pertes ;

(**)- La consommation de GNL est constituée principalement des pertes (évaporation).

Le gaz naturel (39%), l'électricité (28%) et les produits liquides (27%), prédominent la structure de la consommation nationale, comme illustré ci-après :

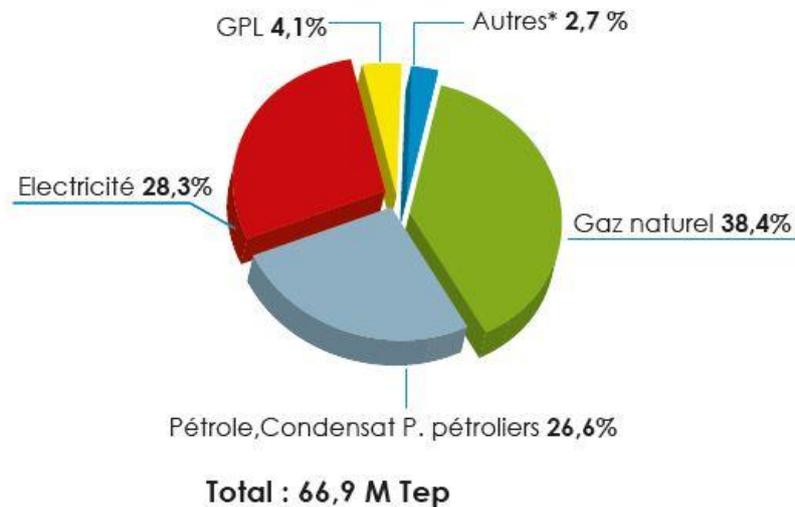


Figure 1.3: Consommation nationale par forme d'énergie [6]

I.4. Le potentiel des énergies renouvelables en Algérie :

I.4.1 Le potentiel solaire :

L'Algérie est considérée comme l'un des gisements solaires les plus élevés au monde. En effet, de part sa position géographique, ce pays dispose d'un potentiel qui dépasse les cinq (5) milliards GW h /an, avec plus de 2500 heures d'ensoleillement en moyenne par an sur une partie très importante de son territoire. Cette durée peut dépasser 3800 heures d'ensoleillement dans les hauts-plateaux et Sahara.

L'énergie reçue quotidiennement sur une surface horizontale de 1m^2 est de l'ordre de 5 KW / h sur la majeure partie du territoire national, ce potentiel est décomposé comme suit : au nord, près de $1700\text{ KW h / m}^2\text{/ an}$ et $2263\text{ KW h / m}^2\text{/ an}$ au sud.

Si on compare le potentiel solaire au gaz naturel en Algérie, le potentiel solaire Algérien est équivalent à un volume de 37000 milliards de mètres cubes, soit plus de huit (8) fois les réserves du gaz naturel du pays, notant que le potentiel solaire est renouvelable contrairement au gaz naturel.[7]

I.4.2 Le potentiel géothermique :

La compilation des données géologiques, géochimiques et géophysique a confirmé que plus de 200 sources chaudes ont été inventoriées dans la partie nord du pays. Un tiers environ

33% d'entre elles ont des températures supérieures à 45° C. Il existe aussi des sources à hautes températures pouvant atteindre 118° C à Biskra.

I.4.3 Le potentiel éolien :

La vitesse du vent dans la région varie de 2 à 8 m / second. Ce potentiel convient parfaitement au pompage d'eau particulièrement dans les hauts plateaux. [7]

I.4.4 Le potentiel hydraulique :

Le secteur hydraulique possède 103 sites de barrage qui sont recensés. Plus de 50 barrages sont actuellement en exploitation. Les quantités globales tombant sur le territoire Algérien sont importantes et estimées à 65 milliards de m³, mais finalement profitent peu au pays : concentration sur des espaces limités, forte évaporation, évacuation rapide vers la mer.

Schématiquement, les ressources de surface décroissent du nord au sud. On évolue actuellement les ressources utiles et renouvelables de l'ordre de 25 milliard de m³, dont environ 2/3 pour les ressources en surface, 103 sites de barrages sont actuellement en exploitation. [7]

I.4.5 Le potentiel de la biomasse :

I.4.5.1 Potentiel de la forêt :

En Algérie, les zones forestières couvrent environ 250 millions d'hectares, soit moins de 10% de la surface total du pays. Ce potentiel est estimé à 37 mtep dont environ 10% pourraient être récupérés.

I.4.5.2 Potentiel énergétique des déchets urbains et agricoles :

Cinq (5) millions de tonnes de déchets urbains et agricoles ne sont pas recyclés. Ce potentiel énergétique représente un gisement de l'ordre de 1.33 millions de Tep/ an. [7]

I.5 Le programme national en énergie renouvelable :

L'Algérie s'est engagée sur la voie des énergies renouvelables afin d'apporter des solutions globales et durables aux défis environnementaux et aux problématiques de préservation des ressources énergétiques d'origine fossile à travers le lancement d'un programme ambitieux

pour le développement des énergies renouvelables qui a été adopté par le Gouvernement en février 2011 et révisée en mai 2015.

L'Algérie s'engage dans une nouvelle ère énergétique durable. Le programme des énergies renouvelables actualisé consiste à installer une puissance d'origine renouvelable de l'ordre de 22.000 MW à l'horizon 2030 pour le marché national, avec le maintien de l'option de l'exportation comme objectif stratégique, si les conditions du marché le permettent.

A travers ce programme d'énergies renouvelables, l'Algérie compte se positionner comme un acteur majeur dans la production de l'électricité à partir des filières photovoltaïque et éolienne en intégrant la biomasse, la cogénération, la géothermie et au-delà de 2021, le solaire thermique. Ces filières énergétiques seront les moteurs d'un développement économique durable à même d'impulser un nouveau modèle de croissance économique. 37 % de la capacité installée d'ici 2030 et 27 % de la production d'électricité destinée à la consommation nationale, seront d'origine renouvelable.

La stratégie de l'Algérie en la matière vise à développer une véritable industrie des énergies renouvelables associée à un programme de formation et de capitalisation des connaissances, qui permettra à terme, d'employer le génie local algérien, notamment en matière d'engineering et de management de projets. Le programme EnR, pour les besoins d'électricité du marché national, permettra la création de plusieurs milliers d'emplois directs et indirects.[8]

Tableau 1.11 : Consistance du programme de développement des énergies renouvelables

Unité : MW	1ère phase 2015-2020	2ème phase 2021-2030	Total
Photovoltaïque	3000	10575	13575
Eolien	1010	4000	5010
Csp		2000	2000
Cogénération	150	250	400
Biomasse	360	640	1000
Géothermie	05	10	15
Total	4525	17475	22000

I.6 Les déchets ménagers en Algérie :

L'Algérie a connu durant les deux dernières décennies, une croissance démographique et un développement urbain non maîtrisés engendrant ainsi, un décalage important entre les capacités des infrastructures existantes et la production des déchets urbains, et ce, malgré les efforts déployés par les pouvoirs publics.

La production des déchets ménagers et assimilés (DMA) a été estimée à 13,1 MT Pour l'année 2018.[9]

Tableau 1.12 : Quantité de déchets générés (Zone d'étude) (Tonnes/an)

Année	2016	2017	2018	2019
Jijel	203587	207659	211812	216048
Constantine	279520	285110	290813	296629
M'sila	346942	355269	363885	372803
Ouargla	197781	202731	207835	213100
Total	1027830	1050769	1074345	1098580

I.6.1 COMPOSITION DES DMA :

JIJEL

La composition moyenne des déchets ménagers et assimilés (DMA) à Jijel a montré :

- Une prédominance des matières organiques avec ~ 58,5%,
- Des fractions importantes de plastiques (tous types) ~ 14,4%
- Une proportion non négligeable des couches jetables avec ~ 11,6%,
- Les fractions papier/carton ~ 6,22% et textiles ~ 2,62%
- Concernant les autres flux de déchets « autres », ils varient entre 0,46% et 1,37%.[9]

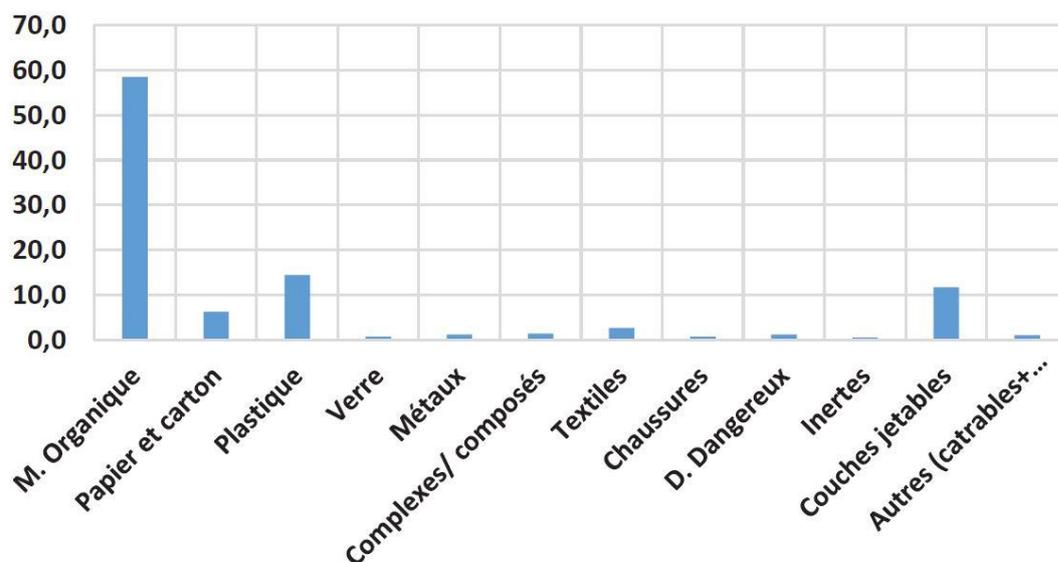


Figure 1.4: Composition moyenne annuelle des DMA - Wilaya de Jijel – 2018/2019 [9]

CONSTANTINE

La composition moyenne des DMA de la wilaya de Constantine :

- Une prépondérance des matières organiques avec plus de 53,5%, malgré une baisse par rapport à la wilaya de Jijel ;
- Une portion importante de plastique ~ 15,41% ;
- Des portions plus ou moins faibles de couches jetables avec ~ 8,34%, Papier/Carton ~ 8,05% et textiles ~ 6,78% ;
- Pour les autres déchets, « autres », ils varient entre 1,30% et 0,93%. Ces derniers représentent moins de 7,91% de la quantité des DMA. [9]

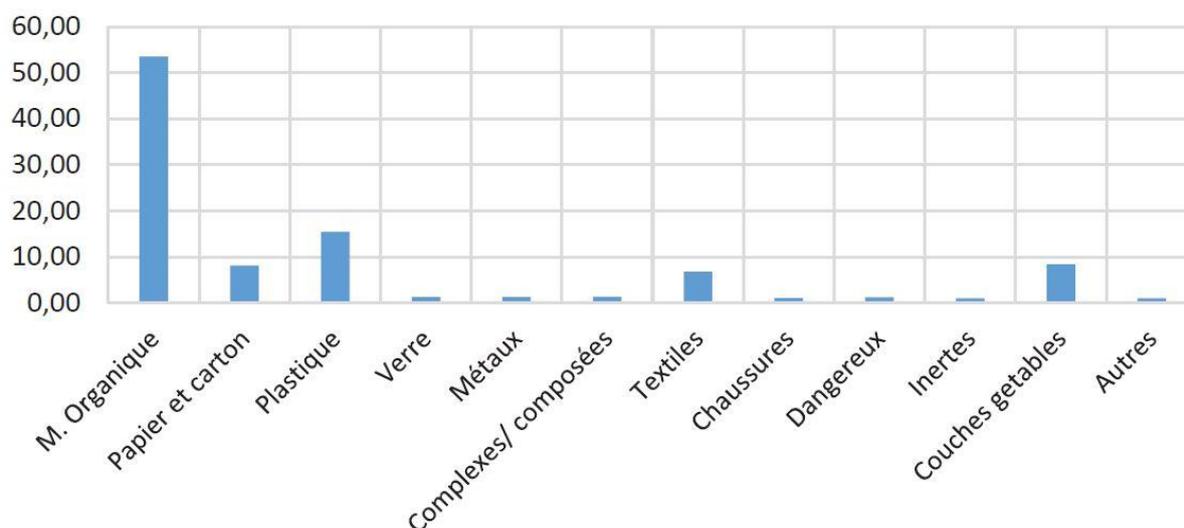


Figure 1.5: Composition Moyenne annuelle DMA Constantine 2018 – 2019 [9]

M'SILA

La composition moyenne des 4 campagnes de caractérisation des DMA de la wilaya de M'sila,

- une prépondérance des matières organiques avec environ 53,9%
- des portions plus ou moins importantes pour le plastique ~14,9% et les couches jetables ~ 12,40%,
- des portions faibles de papier/carton avec ~ 5,94%) et textiles avec ~ 5,32% ;
- pour les autres fractions de déchets « autres », elles varient entre 1,7% et 0,6%), ce qui représente à peine 7,6% des DMA. [9]

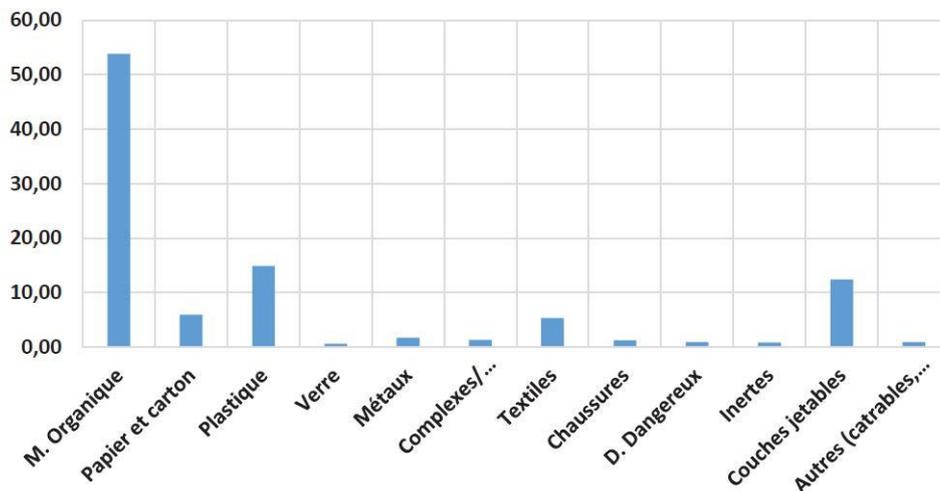


Figure 1.6: Composition Moyenne des DMA de la wilaya de M'Sila 2018-2019 [9]

OUARGLA :

La moyenne statistique des 4 campagnes de caractérisation des DMA réalisées dans la wilaya de Ouargla donne les résultats suivants :

- une domination des matières organiques (48,53%), mais reste la plus faible des 3 autres wilayas ;
- des portions importantes pour le plastique (16,57%) et les couches jetables (14,65%),
- des ratios plus ou moins faibles de papier/carton (6,82%), de textiles (3,34%), de métaux (2,76%) et de déchets complexe/composés (2,02%) ;
- une fraction pour les autres types de déchets « autres », variant entre 0,53% et 1,58%. Elle ne représente au total que 5,29% des DMA produits. [9]

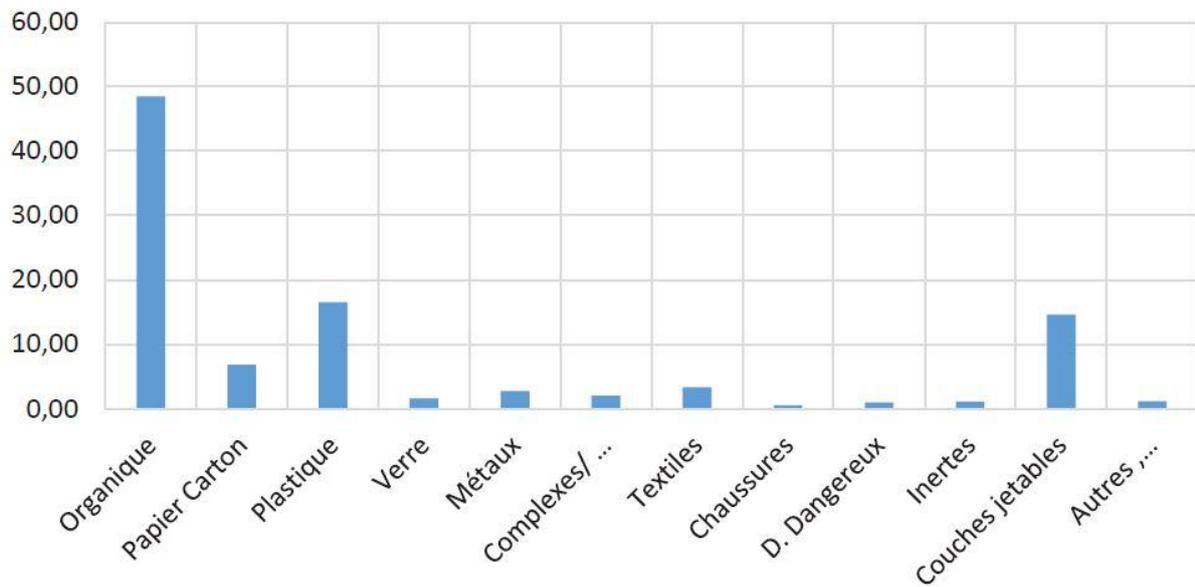


Figure 1.7: Composition Moyenne des DMA – W. Ouargla 2018-2019 [9]

I.7 L'importance de la prédiction du potentiel énergétique de la biomasse :

En abordant la biomasse en tant que matière renouvelable pour l'énergie, un point important à savoir est que l'enjeu de la biomasse est principalement de fournir de la matière alimentaire pour la population. Ce point clé est essentiel pour comprendre les évolutions au cours des âges, et surtout à venir, concernant cette matière première. Il faut de plus noter que le développement de l'utilisation de la biomasse comme matière première énergétique dans des usages diversifiés est récent, et que les thématiques qui y sont liées n'ont pas encore atteint leur maturité industrielle.[10] La prédiction permet nous de provisionner comment va être ce type d'énergie au future.

Dans pratiquement chaque décision qu'ils prennent, les dirigeants d'aujourd'hui tiennent compte d'une sorte de prévision. Les bonnes prédictions des demandes et des tendances ne sont plus des articles de luxe, mais une nécessité, si les gestionnaires doivent faire face à la saisonnalité, aux changements soudains des niveaux de demande, aux manœuvres de réduction des prix de la concurrence, aux grèves et aux grandes fluctuations de l'économie.[11]

Chapitre II : L'analyse prédictive

L'analyse prédictive, parfois appelée analyse avancée, est un terme utilisé pour décrire une série de techniques analytiques et statistiques permettant de prédire des actions ou des comportements futurs. L'analyse prédictive intègre plusieurs activités que nous allons explorer dans le présent document : l'accès aux données, l'analyse exploratoire des données et la visualisation, l'élaboration d'hypothèses et de modèles de données, l'application de modèles prédictifs, ainsi que l'estimation et/ou la prédiction de résultats futurs.[12]

II.1 Les catégories des modèles d'analyse prédictive :

La modélisation prédictive est la signification générale de l'analytique prédictive, c'est-à-dire la notation des données à l'aide de modèles prédictifs, puis la prévision. Mais en général, il est utilisé comme un terme pour se référer aux disciplines liées à l'analyse. Ces disciplines comprennent le processus d'analyse des données et sont utilisées dans la prise de décisions opérationnelles.[13] Ces disciplines peuvent être classées comme suit :

II.1.1 Modèles prédictifs :

Les modèles prédictifs permettent d'anticiper les changements en fonction de la compréhension des tendances et des anomalies dans ces données. Avec ces modèles, l'analyste assimile un certain nombre de sources de données connexes afin de prédire les résultats. L'analyse prédictive s'appuie sur des algorithmes d'apprentissage automatique sophistiqués pour obtenir des informations continues. Un outil d'analyse prédictive exige que le modèle soit constamment fourni avec de nouvelles données qui reflètent les changements opérationnels.[14]

II.1.2 Modèles descriptifs :

Les modèles descriptifs quantifient les relations dans les données d'une manière qui est souvent utilisée pour classer les prospects en groupes. Les modèles descriptifs identifient de nombreuses relations différentes entre les prospects. Ces modèles peuvent être utilisés, par exemple, pour catégoriser les clients selon leurs préférences de produits et leur stade de vie. Des outils de modélisation descriptive peuvent être utilisés pour développer d'autres modèles qui peuvent simuler un grand nombre d'agents individualisés et faire des prédictions.[13]

II.1.3 Modèles de décision :

Les modèles de décision décrivent la relation entre les données, la décision et le résultat de la prévision d'une décision. Afin de faire une prédiction sur le résultat d'une décision qui implique de nombreuses variables, cette relation est décrite dans le modèle de décision, pour maximiser certains résultats et minimiser d'autres. [13]

II.2 Les différents modèles de prédiction :

II.2.1 Les modèles de classification :

II.2.1.1 L'arbre de décision :

Un arbre de décision est un classificateur exprimé comme une partition récursive de l'espace d'instance. L'arbre de décision se compose de nœuds qui forment un arbre enraciné, ce qui signifie qu'il s'agit d'un arbre dirigé avec un nœud appelé « racine » qui n'a pas de bords entrants. Tous les autres nœuds ont exactement un bord entrant. Un nœud avec des bords sortants est appelé un nœud interne ou de test. Tous les autres nœuds sont appelés feuilles (également appelés nœuds terminaux ou de décision). Dans un arbre de décision, chaque nœud interne divise l'espace d'instance en deux ou plusieurs sous-espaces en fonction d'une certaine fonction discrète des valeurs des attributs d'entrée.[15]

II.2.1.2 Le classifieur bayésien naïf :

Naïve Bayes est un algorithme d'apprentissage simple qui utilise la règle de Bayes avec une forte hypothèse que les attributs sont conditionnellement indépendants, compte tenu de la classe. Bien que cette hypothèse d'indépendance soit souvent violée dans la pratique, la naïve Bayes offre néanmoins souvent une précision de classification compétitive. Son efficacité informatique et ses nombreuses caractéristiques font que la naïve Bayes est largement utilisée dans la pratique.[13]

Naïve Bayes est basé sur la règle de Bayes :

$$P(x/y) = \prod_{i=1}^n P(x_i/y) \quad (2,1)$$

P : Probabilité conditionnel

x : le variable

y : le condition

II.2.1.2 L'algorithme des k-plus proches voisins :

L'algorithme des k-plus proches voisins kNN (k-nearest neighbor en anglais), est une méthode d'apprentissage à base d'instances. Il ne comporte pas de phase d'apprentissage en tant que telle. Les documents faisant partie de l'ensemble d'apprentissage sont seulement enregistrés. Lorsqu'un nouveau document à classer arrive, il est comparé aux documents d'apprentissage à l'aide d'une mesure de similarité. Ses k plus proches voisins sont alors considérés : on observe leur catégorie et celle qui revient le plus parmi les voisins est affectée au document à classer. C'est là une version de base de l'algorithme que l'on peut raffiner.[16]

Pour classer un nouveau point (x_n, y_n) dans les classes on suit les étapes suivantes :

- 1- Choix de K.
- 2- On calcule la distance entre x_n et chaque x_i , $d = \sqrt{(x_n - x_i)^2 + (y_n - y_i)^2}$.
- 3- On prend les k distance minimales.
- 4- On classe le nouveau point selon les résultats.

II.2.2 Les modèles de régression :

La régression est l'une des techniques statistiques les plus utilisées pour estimer la relation entre les variables. Elle modélise et analyse la relation entre une variable dépendante (*endogène ou réponse*) et une ou plusieurs variables indépendantes (*exogènes ou explicatives*).

II.2.2.1 La régression linéaire simple :

Un modèle de régression linéaire simple est défini par une équation de la forme :

$$\forall i \in \{1, \dots, n\} \quad y_i = \beta_1 + \beta_2 x_i + \varepsilon_i \quad (2,2)$$

Où β_0, β_i sont les coefficients de régression et les ε_i sont des variables aléatoires i.i.d centrées, non corrélées et de même variance appelées erreurs [17]. On a donc :

$$(H1) : E[\varepsilon_i] = 0 \text{ pour tout indice } i$$

$$(H2) : \text{Cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = \sigma^2 \delta_{i=j}$$

On peut encore s'écrire de façon vectorielle :

$$Y = \beta_1 + \beta_2 X + \varepsilon \quad (2,3)$$

où :

— le vecteur $Y = [y_1, \dots, y_n]'$ est aléatoire de dimension n ,

— le vecteur $X = [x_1, \dots, x_n]'$ est un vecteur de dimension n donné (non aléatoire) — les coefficients β_1 et β_2 sont les paramètres inconnus (mais non aléatoires !) du modèle,

— le vecteur $\varepsilon = [\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n]'$ est aléatoire de dimension n .

Pour déterminer β_1, β_2 et ε on utilise la méthode de moindres carrés.

II.2.2.2 La régression non linéaire :

Est une régression à des modèles dont la spécification n'est pas linéaire (NL dans les variables), mais ses paramètres sont linéaires. Ci-dessous, nous présentons quelques types de ces modèles et les procédures de transformation pour les rendre linéaires.

Dans ce type on distingue :

- les modèles non linéaires à linéarisation facile appelés « modèles de régression intrinsèquement linéaires » (ceux qui peuvent devenir linéaires après transformation) : c'est des modèles non linéaires dans les variables, mais linéaires dans les paramètres ;
- les modèles non linéaires complexes (difficiles à linéariser) appelés « modèles de régression intrinsèquement non linéaires » : c'est des modèles linéaires dans les variables ou non et non linéaires dans les paramètres. [18]

II.2.2 Les séries chronologiques :

La théorie des séries chronologiques (ou temporelles) est appliquée de nos jours dans des domaines aussi variés que l'économétrie, la médecine ou la démographie, pour n'en citer qu'une petite partie. On s'intéresse à l'évolution au cours du temps d'un phénomène, dans le but de décrire, expliquer puis prévoir ce phénomène dans le futur. On dispose ainsi d'observations à des dates différentes, c'est à dire d'une suite de valeurs numériques indicées par le temps. [19]

III.2.2.1 Le modèle additif :

Nous considérons dans cette section une série $X = (X_t)$ admettant une décomposition additive

$$X_t = Z_t + S_t + \varepsilon_t, \quad t = 1 \dots t, \quad (2,4)$$

Où Z_t est la composante tendancielle, S_t la composante saisonnière et ε_t représente l'erreur ou l'écart au modèle.

- la tendance Z_t exprime un mouvement à moyen terme de la série. Elle est le plus souvent modélisée par une fonction polynomiale du temps.
- la composante saisonnière exprime un phénomène qui se reproduit de manière analogue sur chaque intervalle de temps successif. L'étendue de cet intervalle qui est constante est appelée période et sera notée P dans la suite. La plupart du temps, on suppose que la composante saisonnière est constante sur chaque période P , [19] c'est-à-dire : $S_{t+P} = S_t, \forall t$.

II.2.2.2 Le modèle multiplicatif :

Nous considérons dans cette section une série $X = (X_t)_t$ admettant une décomposition multiplicative

$$X_t = Z_t(1 + S_t)(1 + \varepsilon_t), t = 1 \dots T, \quad (2,5)$$

Où Z_t est la composante tendancielle, S_t la composante saisonnière et ε_t représente l'erreur ou l'écart au modèle.

L'amplitude de la série n'est plus constante au cours du temps : elle varie au cours du temps proportionnellement à la tendance Z_t au bruit près. Dans ce modèle, on considère que les amplitudes des fluctuations dépendent du niveau. [19]

II.2.2.3 Les modèles mixtes :

Il s'agit là de modèles où addition et multiplication sont utilisées. On peut supposer par exemple que la composante saisonnière agit de façon multiplicative alors que les fluctuations irrégulières sont additives. [19]

$$X_t = Z_t S_t + \varepsilon_t, t = 1 \dots T, \quad (2,6)$$

II.2.3 Les réseaux neurones artificiels :

Un réseau de neurones est un assemblage de constituants élémentaires interconnectés (appelés «neurones» en hommage à leur modèle biologique), qui réalisent chacun un traitement simple mais dont l'ensemble en interaction fait émerger des propriétés globales complexes. Chaque neurone fonctionne indépendamment des autres de telle sorte que l'ensemble forme un système massivement parallèle. L'information est stockée de manière distribuée dans le réseau sous forme de coefficients synaptiques ou de fonctions d'activation, il n'y a donc pas de zone de mémoire et de zone de calcul, l'une et l'autre sont intimement liés. Un réseau de neurone ne se programme pas, il est entraîné grâce à un mécanisme d'apprentissage. Les tâches particulièrement adaptées au traitement par réseau de neurones sont : l'association, la classification, la discrimination, la prévision ou l'estimation, et la commande de processus complexes. [20]

Chapitre III : Modélisation mathématique

Dans le chapitre précédent on a présenté plusieurs techniques de prédiction dont chaque technique a son utilisation (classification, décision,...).

La diversité des techniques pose le problème de choix du modèle adéquat pour obtenir les plus fiables résultats possible.

III.1 Le choix de la technique :

Pour une prédiction fiable, le choix de la technique a une influence soit positivement ou négativement sur la qualité des résultats finales.

Dans notre travail, on a choisi la technique des séries chronologiques qui est fait la prédiction à partir des enregistrements des données en durant du temps qui est exactement notre cas.

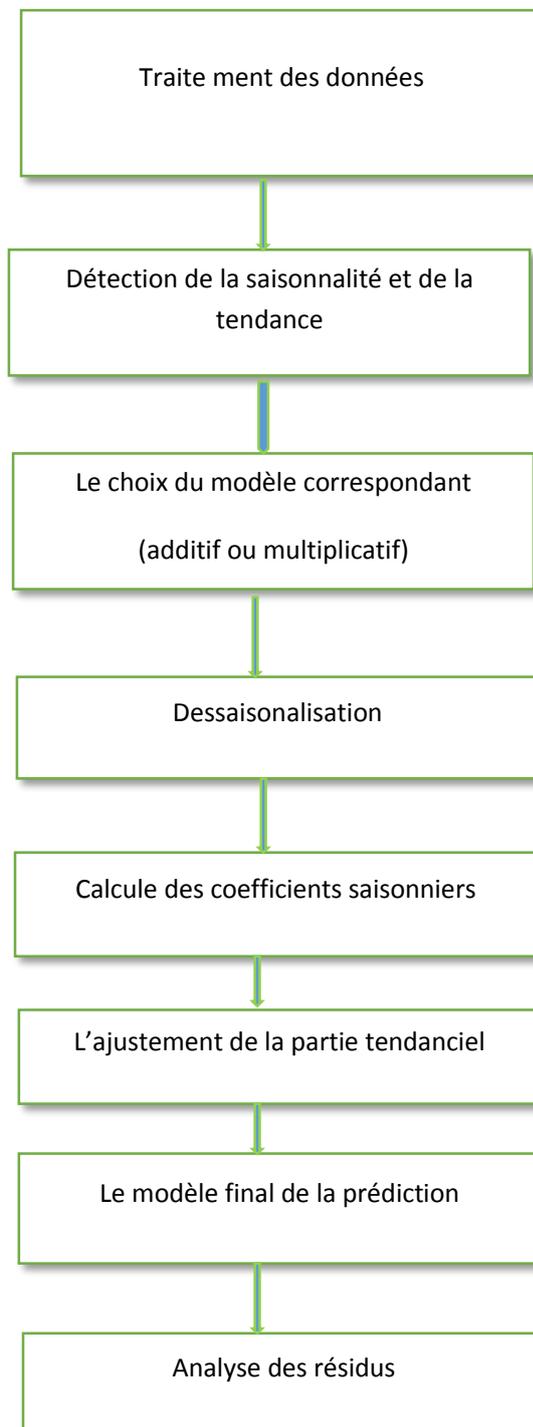
D'autre façon notre choix a pris principalement sur la base des données disponibles

III.2 Les étapes d'application des séries chronologiques :

On considère qu'une série chronologique (X_t) est la résultante de différentes composantes fondamentales :

- la tendance (ou trend) (Z_t) représente l'évolution à long terme de la série étudiée. Elle traduit le comportement "moyen" de la série.
- La composante saisonnière (ou saisonnalité) (S_t) correspond à un phénomène qui se répète à intervalles de temps réguliers (périodiques). En général, c'est un phénomène saisonnier d'où le terme de variations saisonnières
- La composante résiduelle (ou bruit ou résidu) (ϵ_t) correspond à des fluctuations irrégulières, en général de faible intensité mais de nature aléatoire

Pour l'application on suive les étapes suivantes :



III.3 Le déroulement de l'application :

III.3.2 Traitement des données :

Les données sont les quantités mensuelles des déchets ménagers collectées de 6 communes de la wilaya de Ain Defla : AIN DEFLA, ARIB, EL AMRA, BOURACHED, ROUINA et MEKHATRIA de 2014 jusqu'à 2020. (les données en tableau dans annexe 1)

Les données sont représentées dans la figure 3.1 :

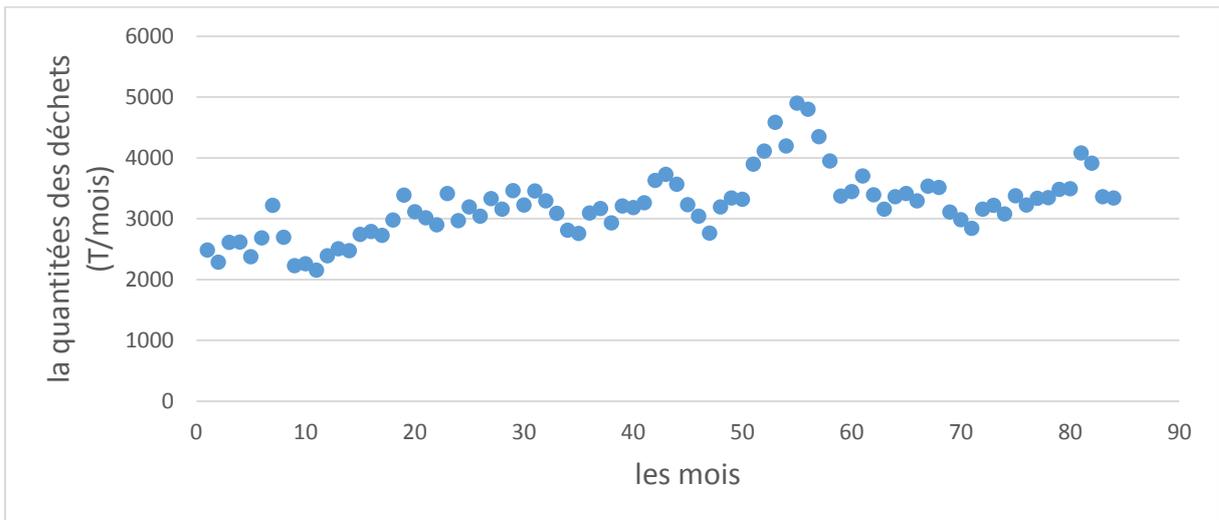


Figure 3.1 : la quantité des déchets ménagers par mois 2014-2020

III.3.3.1 Détection de la saisonnalité et la tendance :

Pour dire que les données ont une saisonnalité et une tendance, on fait le test de Fisher et dans notre cas on a la tendance et la saisonnalité

Tableau 3.1 : les résultats de test de fisher

	F	Valeur critique pour F
L'effet saisonnier	4,379	1,936
L'effet tendanciel	35,262	2,239

F est plus grand que F_{critique} donc notre série a un effet saisonnier et un effet tendanciel

III.3.3 Le choix du modèle :

Avant toute modélisation et étude approfondie du modèle, on tente d'abord de déterminer si on est en présence d'une série dans laquelle pour une observation X donnée :

– la variation saisonnière S_t s'ajoute simplement à la tendance Z_t ; c'est le modèle additif.

$$X_t = Z_t + S_t + \varepsilon_t \quad (3,1)$$

– la variation saisonnière S_t est proportionnelle à la tendance Z_t ; c'est le modèle multiplicatif.[19]

$$X_t = Z_t \cdot (S_t + 1) \cdot (\varepsilon_t + 1) \quad (3,2)$$

ou
$$X_t = Z_t \cdot S_t \cdot \varepsilon_t \quad (3,3)$$

On détermine le type du modèle en utilisant 2 méthodes : une graphique et une analytique

III.3.3.1 Méthode de profile :

Pour faire la détermination entre modèle additif et modèle multiplicatif graphiquement, on peut par exemple superposer les saisons représentées par des courbes de profil sur un même graphique. Si ces courbes sont parallèles, le modèle est additif, autrement le modèle est multiplicatif.

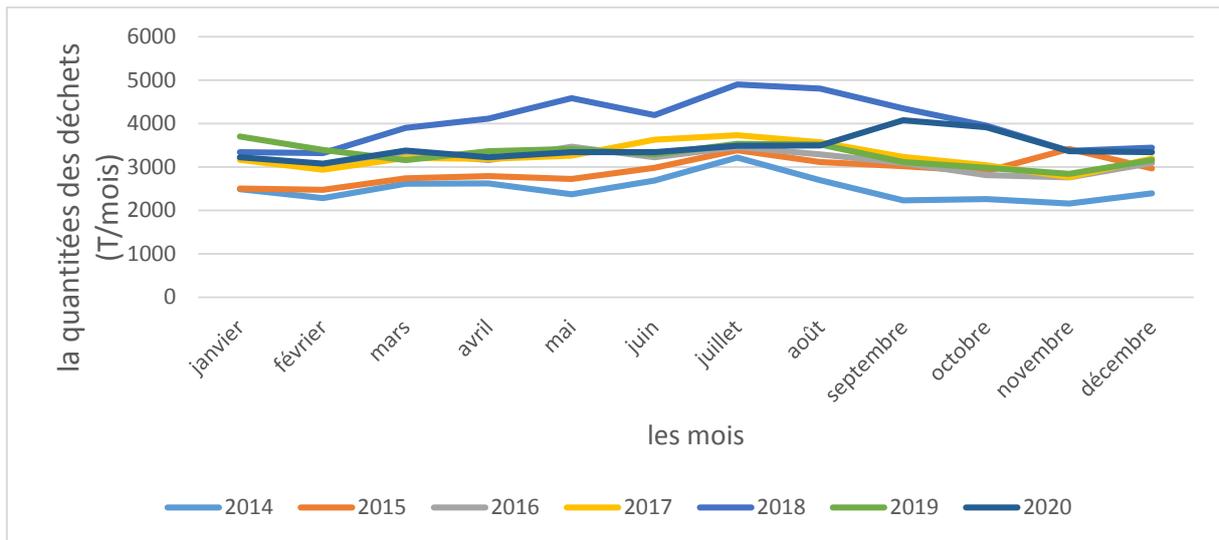


Figure 3.2 : la quantité des déchets par année

Sur le graphique de notre cas Figure 3.2, les courbes de profil ne semblent pas parallèles pour toutes les années. On peut donc supposer que le modèle est multiplicatif.

III.3.3.2 Méthode analytique :

On calcule les moyennes m et les écarts-types σ pour chacune des périodes considérées puis on estime les coefficients de la droite des moindres carrés

$$\sigma = am + b.$$

Si a est nul, c'est le modèle additif, sinon c'est le modèle multiplicatif.

Tableau 3.2 : les moyennes m et les écarts-types σ pour chacune des périodes

	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
écartype	292,030265	297,883356	221,785535	281,435743	569,824802	247,383751	286,368528
moyenne	2503,37758	2920,14083	3161,475	3245,14417	4024,77583	3291,05083	3440,38667

$$\hat{a} = \frac{COV(X,\sigma)}{VAR(X)} \quad (4,4) \quad , \quad \hat{b} = \sigma - \hat{a}\bar{X} \quad (3,5)$$

On a trouvé :

$$\hat{a} = 0.168 \quad \text{et} \quad \hat{b} = -229.22$$

\hat{a} est différent de zéro donc le modèle est multiplicatif

III.3.4 La dessaisonalisation :

Comme on a mentionné antérieurement que la composition des séries chronologiques se fait selon de 3 composantes : la tendance, la composante saisonnière et la composante résiduelle.

Premièrement on élimine l'effet saisonnier par la méthode des moyennes mobiles arithmétiques.

III.3.4.1 la méthode des moyennes mobiles arithmétiques :

La méthode des moyennes mobiles arithmétiques c'est le cas particulier de la méthode moyenne mobile.

La série des moyennes mobiles arithmétiques d'ordre k (nécessairement impair par définition), est la série des moyennes de k observations consécutives et elle prend

ses valeurs aux dates moyennes correspondantes. Plus précisément, on calcule les moyennes de k termes consécutifs.

En cas k est impaire $k=2m+1$ en utilise la formule (3,6)

$$\frac{1}{k} (X_{t-m} + \dots + X_{t+m-1}) \quad (3,6)$$

En cas k est paire $k=2m$ en utilise la formule (3,7)

$$\frac{1}{k} \left(\frac{1}{2} X_{t-m} + X_{t-m+1} + \dots + X_{t+m-1} + \frac{1}{2} X_{t+m} \right) \quad (3,7)$$

L'application d'une moyenne mobile arithmétique (paire ou impaire) ne modifie pas une tendance constante ou polynomiale de degré 1.

Si la série X_t possède une composante saisonnière de période P alors l'application d'une moyenne mobile d'ordre P supprime cette saisonnalité.

L'effet de la composante irrégulière est d'autant plus atténué que l'ordre de la moyenne mobile est grand.

Tout d'abord on choisit k le plus adéquat qui est la période p .

Pour déterminer la période de la série on trace le graphe de la fonction d'autocorrélation estimée de notre série, appelé corrélogramme (figure 3.3) :

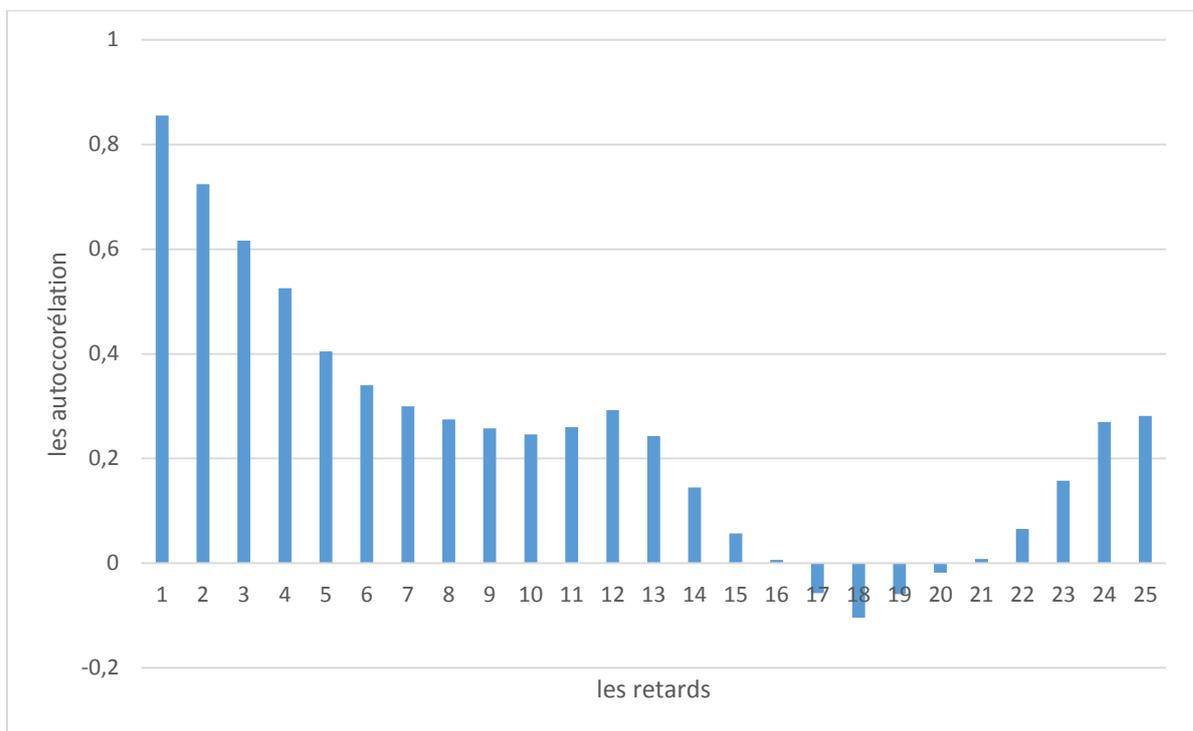


Figure 3.3 : L'autocorrélation de la série

A partir de la figure on remarque une descente lente qui signifie existence d'une tendance, et on remarque aussi une périodicité de période $p=12$.

Comme on a $p=12$ donc on prend $k=p=12$ et utilise la formule (3,7) pour appliquer La méthode de moyenne mobile arithmétique d'ordre p . En appliquant cette méthode sur la série brute on obtient la série corrigée des variations saisonnières qu'on notera $mm(12)$, figure 3.4 :

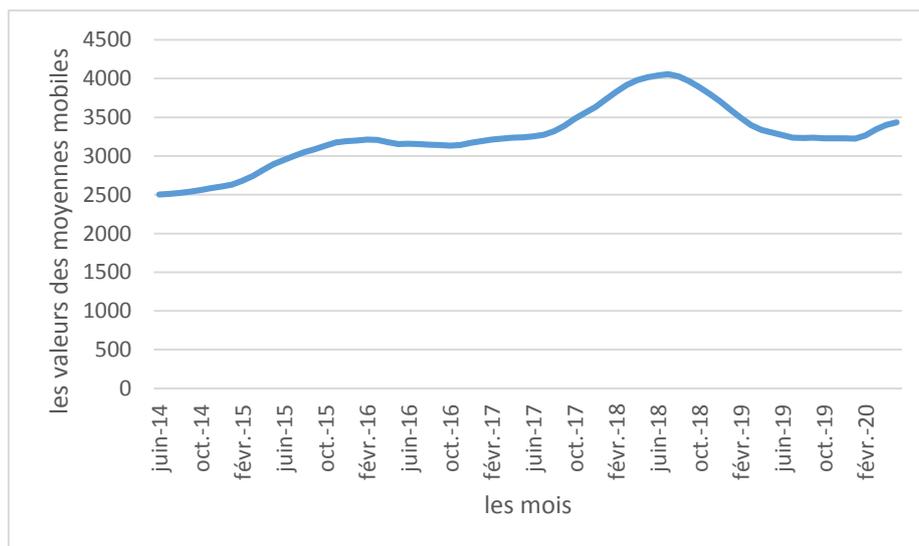


Figure 3.4 : les moyens mobiles mm(12)

III.3.4.2 Calcul des coefficients saisonniers :

Comme notre modèle est multiplicatif $X_t = Z_t \cdot S_t \cdot \varepsilon_t$ on calcule S_t par cette équation :

$$S_t = X_t / mm(12) \quad (3,8)$$

On représente la variation des coefficients saisonniers en fonction des mois, figure 3.5 :

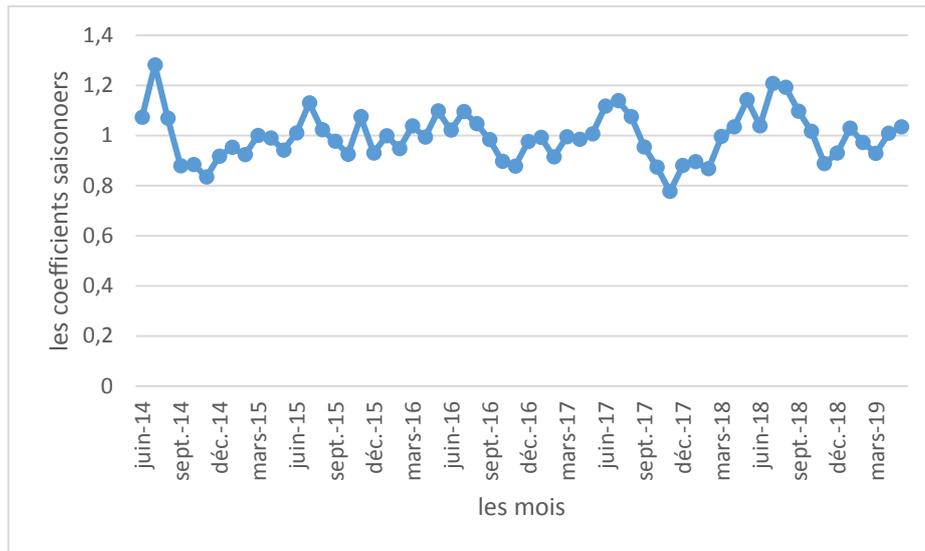


Figure 3.5 : les coefficients saisonniers

III.3.4.3 La correction des coefficients :

On corrige les coefficients (cst) en calculant la moyenne des coefficients correspondant à chaque mois. Et on doit remplir cette condition :

$$\sum cst = P$$

Tableau 3.3 : les coefficients saisonniers en fonction des mois

les mois	cst
janvier	0,97823502
février	0,92804416
mars	0,99525444
avril	0,99363665
Mai	1,03282728
Juin	1,03903318
juillet	1,13304862
Août	1,08493234
septembre	0,99494796
octobre	0,92744401
novembre	0,89987061
décembre	0,93936119
la somme	11,9466355

III.3.4.4 Estimation de la tendance :

En négligeant l'effet résiduel, on estime la tendance par cette équation :

$$\hat{Z}_t = \frac{X_t}{cst} \quad (3,9)$$

\hat{Z}_t l'estimation de la tendance

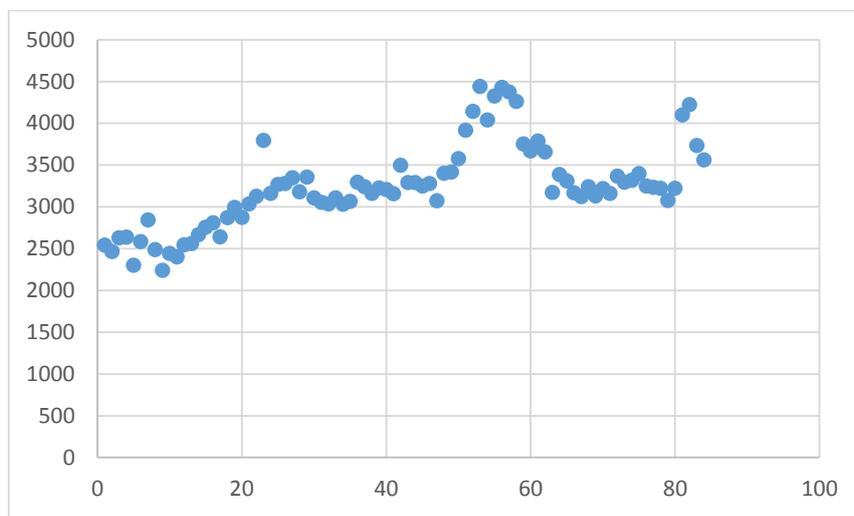


Figure 3.6 : l'estimation de la tendance

III.3.4.5 L'ajustement de la tendance :

A partir de graphe de figure 3.6, on remarque que la tendance a une progression linéaire d'ordre 1, donc on applique une régression linéaire de y en t telle que les y sont les valeurs de la tendance et $t = 1, 2, 3, \dots, n$ ($n=84$: le nombre des valeurs de la tendance), en utilisant la méthode des moindres carrés.

$$\hat{a} = \frac{\text{Cov}(X,Y)}{\text{Var}(X)}$$

$$\hat{b} = \bar{Y} - \hat{a}\bar{X}$$

$$\hat{a} = 13.32$$

$$\hat{b} = 2675.76$$

$$\hat{Z}_t = 13.32 t + 2675.76$$

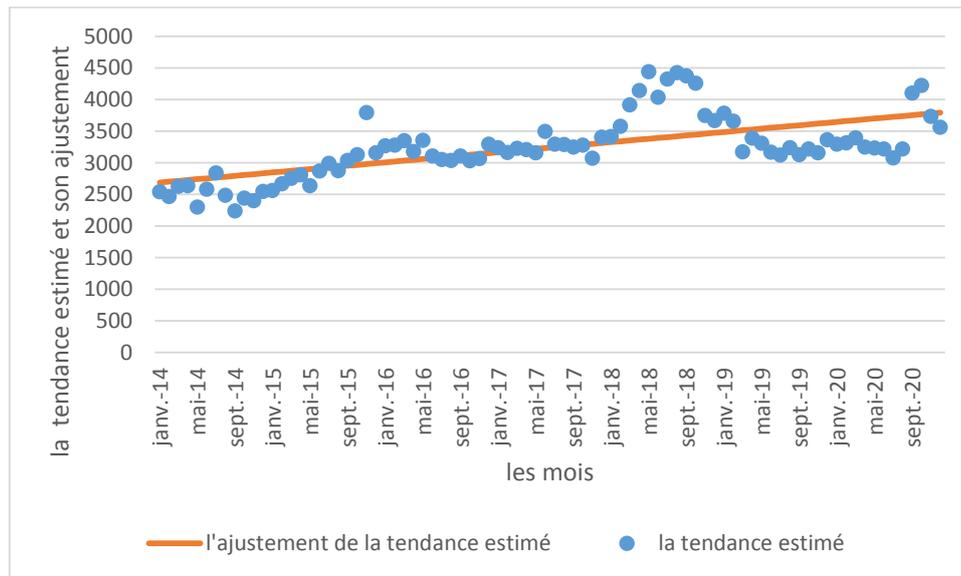


Figure 3.7 : la tendance estimée et son ajustement

III.3.4.6 le modèle final de la prédiction :

Le modèle final sera la multiplication de l'ajustement de la tendance estimée et la saisonnalité corrigée.

$$\hat{X}_t = \hat{Z}_t * cst \quad (3,10)$$

On écrit le modèle en fonction des années l et le mois m :

$$\hat{X}_t = (13.32 ((l-2014)*12 + m) + 2675.76) * cst(m) \quad (3,11)$$

Cst les coefficients saisonnalité pour chaque mois (Tableau 4.3)

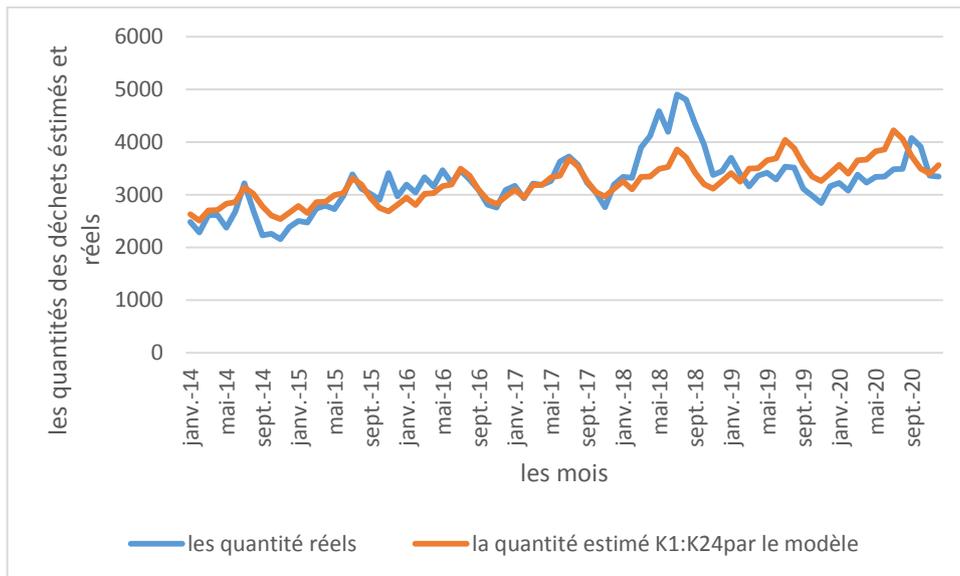


Figure 3.8 : les quantités des déchets estimés et réels

Chapitre IV : Résultats et discussion

La technique des séries chronologiques nous donne une prédiction de court terme ; ie deux année au maximum vue que les données sont aussi limités. (Annexe 1)

La discussion va être l'analyse résiduelle de notre modèle et la détermination de l'autocorrélation des erreurs.

IV.1 Les résultats de la prédiction :

En appliquant le modèle qui on a le déterminé pour faire une prédiction de la quantité des déchets ménagers en tonne/moi d'ici 2022 :

$$\hat{X}_t = (13.32 ((1-2014)*12 + m) + 2675.76) * cst(m)$$

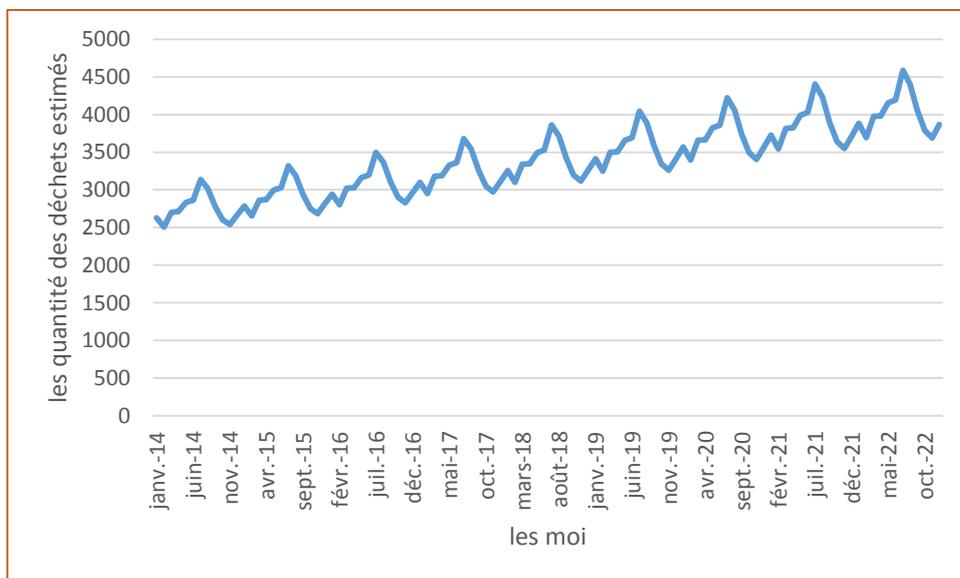


Figure 4.1 : l'évolution des déchets ménagers générés à l'horizon de 2022

Le modèle choisit décrit la progression de la génération des déchets ménagers de wilaya Ain Defla.

La progression a une nature saisonnière et tendancielle selon les données primaires (annexe 1).

En comparant les quantités des déchets réelles et les quantités estimés par le modèle par an, figure 4.2 :

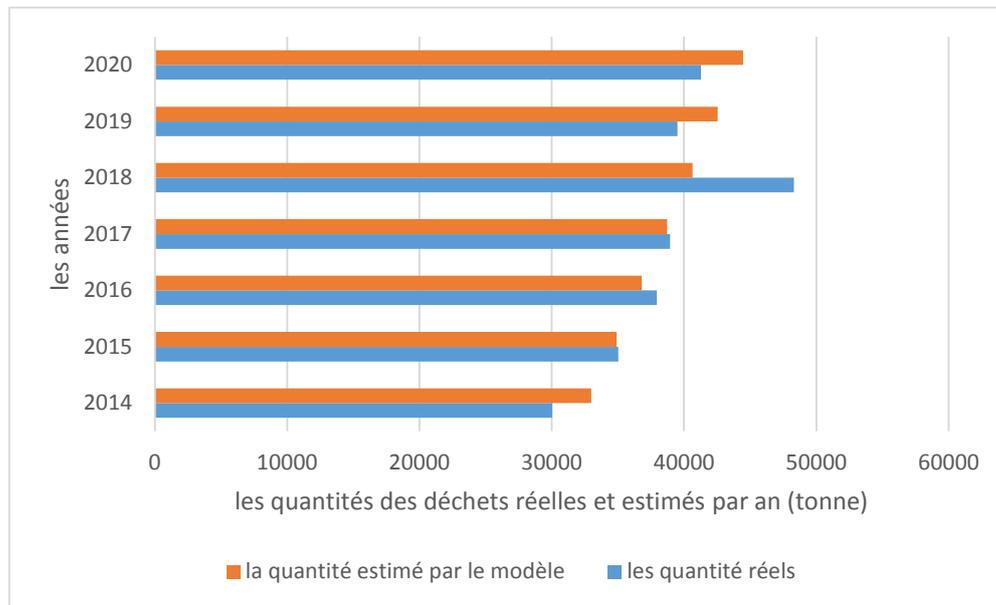


Figure 4.2 : les quantités des déchets réelles et estimés par le modèle par an

Les quantités des déchets réels et estimés par le modèle sont presque semblables en exception l'année de 2018.

Le décalage anormal en 2018 je pense qu'est à cause d'une fausse donnée enregistré.

IV.2. L'analyse des résidus :

Une fois estimées les composantes du modèle, on peut contrôler la pertinence du modèle par une analyse des résidus. Si le modèle est bon, il ne doit rester dans les résidus aucune trace du saisonnier. Pour le vérifier, on trace le corrélogramme des résidus.

Pour le modèle (3,7) on calcule les erreurs par cette équation :

$$\varepsilon = \frac{X_t}{\hat{Z}*(cst+1)} - 1 \quad (4,1)$$

Pour le modèle (3,6) on calcule les erreurs par cette équation :

$$\varepsilon = \frac{X_t}{\hat{Z} * cst} \quad (4,2)$$

On calcule les autocorrélations pour les premiers 25 retard :

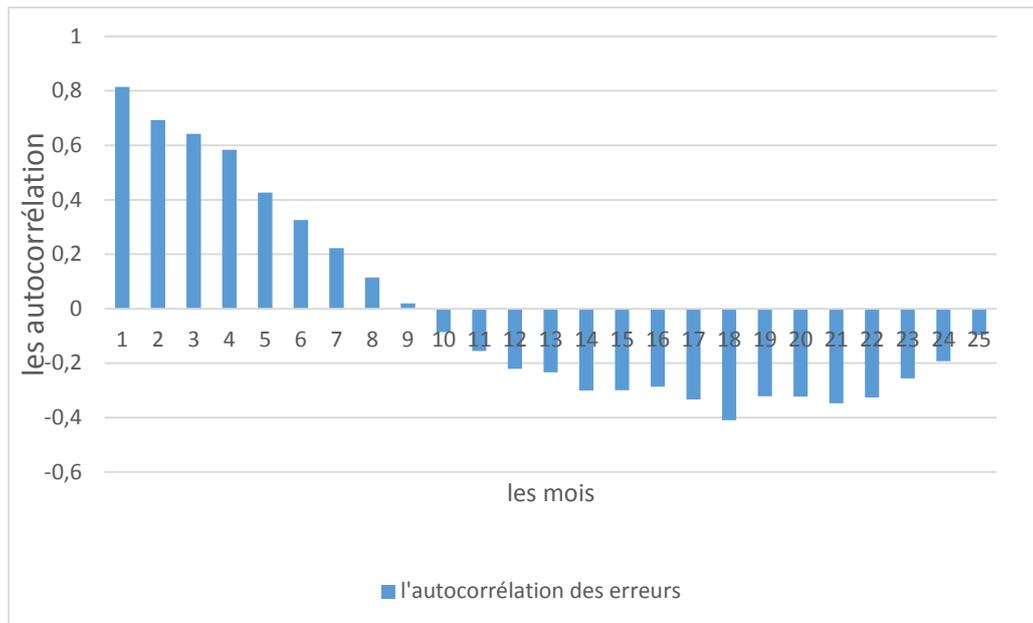


Figure 4.3 : l'autocorrélation des erreurs

On remarque que le corrélogramme ne contient pas des pics donc cela signifie absence de la saisonnalité dans les résidus donc on peut dit que notre modèle est validé.

IV.2 l'équivalence de la quantité des déchets en biogaz :

Plusieurs types de modèles mathématiques existent pour estimer la production de biogaz Ils se basent en général sur des cinétiques de décomposition. D'autres sont de nature

numérique et ont beaucoup de précision, mais leur utilisation demande plusieurs intrants qui ne sont pas toujours à la disposition des gestionnaires.

IV.2.1 Le modèle LandGEM :

Héroux (2008) a produit des travaux de modélisation pour prédire les quantités de CH₄ générées auCESM. Le *Landfill Gas Emissions Model* (LandGEM) a été utilisé avec comme intrant les quantités de matière enfouie entre 1968 et 2000. Les valeurs estimées par le modèle étaient pour la période entre le début des opérations d'enfouissement en 1968 et 2020

Le modèle LandGEM a été développé par l'USEPA dans le but d'estimer les taux d'émission des polluants gazeux générés dans les LES aux États-Unis. Les gestionnaires des LES l'utilisent entre autres pour planifier les efforts de captage de biogaz et pour évaluer s'ils sont assujettis aux différentes mesures imposées par les normes et règlements fédéraux comme le *New Source Performance Standards* et le *National Emission Standards for Hazardous Air Pollutants*. (USEPA, 2005b) [21]

LandGEM estime la quantité de CH₄ généré selon une décomposition de premier ordre de la matière enfouie. Comme déjà mentionné, le modèle est bâti sur des incréments de dixième d'année à la fois. Le modèle, sous sa forme de double sommation, est représenté par l'équation :

$$Q_{CH_4} = \sum_{i=1}^n \sum_{j=0.1}^1 KL_0 \left(\frac{M_i}{10} \right) e^{-kt_{ij}} \quad (4, 3)$$

Où

Q_{CH_4} = génération annuelle de CH₄ après n années (m³/an)

K = constante de génération de méthane (an⁻¹)

L_0 = potentiel de génération de méthane (m³/Mg)

M = quantité de matière enfouie à l'année i (Mg)

t_{ij} = âge de la j^e section de matière enfouie à la i^e année (années décimales)

i = incréments de 1 an

j = incréments de 0.1 an

n = nombre d'années calculées (année de calcul - année initiale d'acceptation de matières enfouies)

Le modèle (LandGEM) est configuré dans le logiciel Excel de Microsoft sous forme de chiffrier interactif. Il exécute l'équation décrite à la section prochaine selon une configuration en phase-simple. Il considère les quantités enfouies sur plusieurs années consécutives et peut prédire la génération de CH₄ jusqu'à 140 ans. ((USEPA, 2005b)) [21]

La version courante (3.02) du logiciel, mise à jour en 2005, a été améliorée par rapport à sa version précédente (3.01) sur les points principaux suivants : l'équation de génération de CH₄ de premier ordre considère maintenant des incréments de dixième d'année, ce qui augmente le niveau de précision du calcul. La fraction volumique de CH₄ dans le biogaz peut maintenant être changée par l'utilisateur à d'autres valeurs que 50 %. (USEPA, 2005b) [22]

IV.2.2 Le modèle GIEC :

Le modèle (GIEC) est un algorithme de calcul proposé par le Groupe d'experts intergouvernemental sur l'évolution du climat. Il se base sur une cinétique de décomposition de premier ordre qui pose le substrat par une fraction de carbone organique dégradable (*COD* ou *DOC* en anglais) et la vitesse de dégradation de la matière enfouie par sa constante *k* ou par son temps de demi-vie (*t*_{1/2}).

Pour évaluer le CH₄ généré, le modèle *GIEC* utilise le carbone organique dégradable décomposé (*CODD_m* ou *DDOC_m* en anglais), qui représente la quantité de matière organique dégradable contenue dans le déchet qui est efficacement décomposée en phase anaérobie. Le suffixe *m* représente une quantité massique.[23]

IV.2.3 Le modèle Afvalzorg :

Le modèle *Afvalzorg* a été développé par la compagnie néerlandaise qui porte le même nom et l'*Agricultural University of Wageningen*. Il se base sur le modèle de premier ordre *TNO* et les recommandations de l'*Adviescentrum Stortgas* (Centre de recommandations pour les biogaz). *Afvalzorg* se spécialise dans la gestion, l'opération et la conception des sites d'enfouissement (*Afvalzorg*, 2014).

Le modèle est disponible en phase-simple et en phase-multiple à travers le site web de la compagnie.

Le modèle (Afvalzorg) se base sur une cinétique de décomposition de premier ordre et utilise l'algorithme de calcul du GIEC. Il est décrit mathématiquement par l'équation de (Scharff et Jacobs, 2005a). [24]

$$\alpha_t = \zeta \sum_{n=1}^3 cAC_{0,i}k_{1,i}e^{-k_{1,i}t} \quad (4,4)$$

Où :

α_t = génération annuelle de biogaz (m³ biogaz/année)

ζ = coefficient de dissimilation (fraction)

c = facteur de conversion (m³ biogaz/kg matière organique dégradée)

A = quantité de déchet enfouie (tonne déchet)

C_0 = quantité de matière organique dans le déchet enfoui (kg matière organique/tonne déchet)

$K_{1,i}$ = constante de dégradation de la fraction de déchet i (an⁻¹)

i = fraction de déchet avec constante de dégradation $k_{1,i}$ (fraction)

t = âge de la matière enfouie (années)

Le modèle *Afvalzorg* est configuré dans le logiciel Excel de Microsoft sous forme de chiffrier interactif et sa dernière version à phase-multiple a été mise à jour en février 2013. Il considère trois fractions de organique et treize catégories de déchet incluant les matières inertes et celles considérées comme « autres ». Les fractions de la matière organique contenues dans chaque catégorie sont réparties selon une vitesse de décomposition rapide, modérée ou lente. Les fractions et les catégories de déchet sont préétablies par le logiciel.

Notre travail a deux parties de prédiction ; la prédiction de la quantité des déchets et la prédiction de son équivalent en biogaz.

La première partie a été réalisée et on a trouvé des résultats raisonnables que l'on a discutés. Par contre, la deuxième partie a besoin de plus des données qui sont indisponible pour le moment de l'étude. Toutefois nous avons donné les différentes méthodes à utiliser et cela selon les disponibilités des données requises selon le modèle à appliquer.

Conclusion générale :

La biomasse a toujours contribué à la satisfaction des besoins énergétiques des hommes depuis qu'ils ont appris à maîtriser le feu. La biomasse est aujourd'hui la première ressource énergétique renouvelable sur la planète. De plus, son introduction dans les systèmes énergétiques présente des avantages certains en termes de réduction des émissions de gaz à effet de serre.

La quantité de déchets municipaux générée à l'échelle nationale est estimée en 2008 à 8,7 millions de tonnes/an (y compris 1,5 million de tonnes de déchets industriels assimilables aux déchets municipaux). C'est une richesse à promouvoir surtout par ce temps où il est impératif de diversifier le bouquet de nos ressources énergétique et cela pour le compte de la transition énergétique.

La composition des déchets solides, montrent que les matières organiques sont prépondérantes. La part des matières organiques enregistre un fort pourcentage (il est de l'ordre de 62%), contre 13% et 12 % respectivement pour les matières plastiques et les textiles. Cela nous pousse à dire que la biomasse est une énergie renouvelable à prendre en considération pour notre pays. Pour cela, il est intéressant de prévoir les quantités de déchets qui seront générés dans les années à venir pour pouvoir estimer le potentiel du biogaz qui pourra être généré pour une wilaya ou une ville donnée..

Dans notre étude, on a calculé l'évaluation de la génération des déchets ménagers dans 6 communes de wilaya Ain Defla comme échantillon. On a remarqué qu'il y a une croissance continue dans la génération des déchets ménagers. Cela est en contradiction avec le programme énergétique de l'Algérie qui mise comme objectif de réalisation seulement 4.5% pour la biomasse dans le programme national des énergies renouvelables.

On a utilisé dans cette étude un outil de gestion qui aide à la prise des décisions et minimiser les risques. La prédiction dans ce domaine aide à la prise de décision pour l'investissement dans un projet de biogaz par valorisation énergétique des déchets ménagers pour une région donnée. Cette étude donnera ainsi les atouts nécessaires pour une éventuelle installation de génération d'énergie telle que les technologies nécessaires et les outillages pour exploiter les déchets par la même vitesse que celle de sa génération pour préserver l'équilibre environnementale.

Les références :

- [1] CDER. Le SIG au service de la gestion des déchets. Extrait du Portail Algérien des énergies renouvelables, 2015, <http://portail.cder.dz/spip.php?article4838>
- [2] GIZ, (Etude sur les potentiels de biomasse dans la région de l'Oriental , Rapport Final - Version Préliminaire), 2011 Katharina.Hay@giz.de.
- [3] Carolina Sarappa, L'identification des facteurs qui affectent la demande des produits au Québec, 2006
- [4] Md. Ashik Ahmed, Md. Rafizul Islam, Prediction of solid waste generation rate and determination of future waste characteristic at south-western region of Bangladesh using artificial neural network, Conference Paper · February 2017
- [5] www.datatopic.worldbank.org
- [6] Ministère de l'Énergie d'Algérie, Bilan Énergétique National 2019, édition 2020
- [7] H.ATMANIA, thèse : la stratégie d'implantation des énergies renouvelables en Algérie, université d'Oran 2 Mohamed ben Ahmed, 2015
- [8] <https://www.energy.gov.dz>
- [9] Agence nationale des déchets, caractérisation des déchets ménagers et assimilés campagne nationale 2018/2019.
- [10] Jean-François Rous, La biomasse, matière première renouvelable d'avenir, www.sofiproteol.com
- [11] Leveraging location amid global disruption, hbr.org
- [12] Daniel D. Gutierrez, Guide InsideBIGDATA de l'analyse prédictive, Tibco Spotfire.
- [13] Vaibhav Kumar, Predictive Analytics: A Review of Trends and Techniques, International Journal of Computer Applications, 2018 <https://www.researchgate.net>
- [14] Judith Hurwitz et Daniel Kirsch, machine learning, IBM Limited Edition
- [15] Lior Rokach et Oded Maimon, Decision Trees, University of the Negev, Tel Aviv University, 2005, <https://www.researchgate.net>
- [16] F.BARIGOU, Thèse de doctorat, contribution à la catégorisation de textes et à l'extraction d'information, université d'Oran, 2013.
- [17] Arnaud Guyader, Régression linéaire, 2013, Université Rennes 2 p 2

[18] Jonas KIBALA KUMA, Modèles de régression non linéaires « Éléments de Théorie et pratiques sur Logiciel », Centre de Recherches Economiques et Quantitatives (CREQ), 2019.

[19] Agnès Lagnoux, Séries Chronologiques, université de Toulouse le mirail, 2010.

[20] Youcef Djeriri, Les Réseaux de Neurones Artificiels, Université de Sidi-Bel-Abbes, 2017, <https://www.researchgate.net>

[21] United States. U.S. Environmental Protection Agency (USEPA) (2005a). Guidance for evaluating landfill gas emissions from closed or abandoned facilities. U.S. Environmental Protection Agency, 85 p.

[22] Kamalan, H., Sabour, M. and Shariatmadari, N. A Review on Available Landfill Gas Models. Journal of Environmental Science and Technology, vol. 4, no 2, p. 79–92. 2011.

[23] Daniel A. Lagos H. ‘‘OPTIMISATION DU MODÈLE DE GÉNÉRATION DE MÉTHANE DU LIEU D’ENFOUISSEMENT DU COMPLEXE ENVIRONNEMENTAL DE SAINT-MICHEL’’ Essai présenté au Centre universitaire de formation en environnement et développement durable en vue de l’obtention du grade de maître en environnement (M. Env.)

[24] Scharff, H. and Jacobs, J. (2005a). Applying guidance for methane emission estimation for landfills. Waste Management, vol. 26 (2006), p. 417–429.

Les annexes :

Annexe 1 :

Les données :

	2014						
	AIN DEFLA	ARIB	EL AMRA	BOURACHED	ROUINA	MEKHATRIA	Total
janvier	1378,387	261,82	293,05	134,373	326,84	93,7	2488,17
février	1249,18	227,6	279,46	130,52	314,54	86,78	2288,08
mars	1454,207	223,82	311,97	162,19	369,28	94,54	2616,007
avril	1451,016	245,18	315,92	145	358,08	105,22	2620,416
mai	1365,7	208,98	279,546	127,546	303,95	89,68	2375,402
juin	1477,367	256,27	351,14	128,76	362,64	109,56	2685,737
juillet	1750,04	290,415	408,24	181,82	448,67	141,7	3220,885
août	1477,645	259,12	343,36	140,7	370,94	107,88	2699,645
septembre	1233,97	204,627	289,48	115,36	303,3	83,94	2230,677
octobre	1259,43	193,56	288,86	127,56	298,63	96,26	2264,3
novembre	1196,35	199,34	280,135	113,507	284,25	86,1	2159,682
décembre	1314,92	212,58	300,32	153,86	314,59	95,26	2391,53

	2015						
	AIN DEFLA	ARIB	EL AMRA	BOURACHED	ROUINA	MEKHATRIA	Total
janvier	1428	196,66	314,04	143,9	313,93	110,1	2506,63
février	1490,04	180,54	276,44	135,4	292,02	100,88	2475,32
mars	1515,53	271,32	319,5	154,48	356,17	126,12	2743,12
avril	1618,2	255,26	315,74	147,08	339,96	116,32	2792,56
mai	1641,26	229,12	318,92	140,1	292,38	105,7	2727,48
juin	1639,08	273,74	394,2	157,38	382,58	134,36	2981,34
juillet	1924,79	290,14	421,14	183,14	435,43	136,19	3390,83
août	1855,57	266,13	350,24	159,04	362,56	125,08	3118,62
septembre	1826,72	275,2	321,68	152,76	325,42	118,18	3019,96
octobre	1768,51	259,07	299,82	152,62	310,12	111,56	2901,7
novembre	2148,54	305,02	298,22	216,72	337,86	108,88	3415,24
décembre	1736,47	315,5	304,1	177,24	320,66	114,92	2968,89

	2016						
	AIN DEFLA	ARIB	EL AMRA	BOURACHED	ROUINA	MEKHATRIA	Total
janvier	1878,5	314,7	320,91	193,74	370,66	119,34	3197,85
février	1734,31	313,78	317,68	188,8	372,1	117,5	3044,17
mars	1969,04	306,9	335,48	204,86	381,34	134,82	3332,44
avril	1923,64	261,62	317,8	185,42	352,68	118,26	3159,42
mai	2045	343,18	356	204,92	382,16	135,08	3466,34
juin	1805,15	327,01	367,96	217,4	372,12	138	3227,64
juillet	1932,38	396,94	410,96	196,48	381,44	140,34	3458,54
août	1793,54	387,72	383,98	211,1	382,6	135,32	3294,26
septembre	1750,26	351,08	348,96	186,86	330,44	124,32	3091,92
octobre	1559,52	299,02	329,84	176,28	327,86	118,58	2811,1
novembre	1564,78	274,98	309,48	174,48	322,08	113,86	2759,66
décembre	1764,34	312	347,26	205,1	352,52	113,14	3094,36

	2017						
	AIN DEFLA	ARIB	EL AMRA	BOURACHED	ROUINA	MEKHATRIA	Total
janvier	1737,2	306,88	385,19	232,24	380,36	128,4	3170,27
février	1614,44	335,32	341,82	188,92	341,58	113,4	2935,48
mars	1834,54	346,44	353	198,22	351,98	128,3	3212,48
avril	1795,02	344,28	375	194,56	360,24	118,38	3187,48
mai	1926,1	324,78	373,42	177,6	345,22	115,28	3262,4
juin	1994,28	381,26	440,46	239,32	422,14	155,62	3633,08
juillet	2028,08	437,3	443,2	217,16	443,76	161,48	3730,98
août	2112,58	394,7	389,18	172,04	366,7	134,98	3570,18
septembre	1969,64	342,66	307,72	171,98	317,28	124,24	3233,52
octobre	1832,72	322,8	313	158,66	302,26	112,86	3042,3
novembre	1621,94	295,04	298,12	153,74	284,08	113,34	2766,26
décembre	1725,54	392,66	371,7	221,18	344,26	141,96	3197,3

	2018						
	AIN DEFLA	ARIB	EL AMRA	BOURACHED	ROUINA	MEKHATRIA	Total
janvier	1831,94	403,12	381,46	206,48	363,2	155,94	3342,14
février	1709,24	438	382,7	244,68	398,6	148,38	3321,6
mars	2153,22	443,48	413,92	283,83	457,14	147,88	3899,47
avril	2280,98	477,74	411,32	284,54	490,8	171,7	4117,08
mai	2526,12	515,72	498,82	355,7	502,16	188,42	4586,94
juin	2384,64	494,02	431,56	288,5	447,98	149,94	4196,64
juillet	2774,58	538,58	526,08	318,96	546,94	195,82	4900,96
août	2682,98	544,54	519,74	331,46	524,94	200,82	4804,48
septembre	2251,46	483,2	480,52	504,12	469	163,9	4352,2
octobre	2013,58	473,96	453,42	396,76	455,3	158,48	3951,5
novembre	1743,06	422,98	381,72	259,84	407,26	161	3375,86
décembre	1762,6	440,54	390,42	269,18	416,88	168,82	3448,44

	2019						
	AIN DEFLA	ARIB	EL AMRA	BOURACHED	ROUINA	MEKHATRIA	Total
janvier	1849,88	402,86	413,56	321,08	522,9	193,3	3703,58
février	1629,8	445,46	390,1	299,18	461,54	168,48	3394,56
mars	1589,24	430,36	373,58	241,44	379,32	144,96	3158,9
avril	1658,5	446,14	417,26	289,84	394,4	160,74	3366,88
mai	1708,94	439,72	411,66	295,14	386,16	175,9	3417,52
juin	1644	402,76	427,1	242,62	393,56	183,84	3293,88
juillet	1728,12	458,26	455,86	277,62	427,5	189,64	3537
août	1847,66	404,2	429,82	250,98	393,82	189,58	3516,06
septembre	1587,11	383,08	368,42	241,7	381,72	151,28	3113,31
octobre	1541,28	374,16	379,02	213,56	327,34	149,96	2985,32
novembre	1460,54	347,14	341,82	233,18	306,3	154,58	2843,56
décembre	1571,16	406,78	384,18	258,74	367,56	173,62	3162,04

	2020						
	AIN DEFLA	ARIB	EL AMRA	BOURACHED	ROUINA	MEKHATRIA	Total
janvier	1670,86	430,3	355,78	259,84	339,34	166,86	3222,98
février	1556,64	376,24	370,86	283,22	333,48	158,3	3078,74
mars	1628,54	433,78	379,42	268,8	473,54	197,38	3381,46
avril	1571,2	425,96	384,46	233,26	417,16	196,88	3228,92
mai	1696,68	410,44	369,42	256,94	426,18	180,26	3339,92
juin	1709,96	398,6	378,76	229,58	438,14	191,36	3346,4
juillet	1783,76	419,18	425,6	251,46	411,14	196,26	3487,4
août	1772,32	416,64	392,64	233,58	482,88	196,14	3494,2
septembre	2277,64	448,02	411,96	249,22	494,86	199,76	4081,46
octobre	2270,26	385,68	424,46	226,08	413,88	195,12	3915,48
novembre	1817,46	403,12	362,48	216,04	378,96	183,82	3361,88
décembre	1760,88	372,28	372,28	257,36	394,52	188,48	3345,8