
Rapport de stage d'excellence

« Économie de l'énergie et de l'environnement »

Réalisé par : Mohamed FOFANA

Formation : L2 MIASHS — Université Grenoble Alpes

Sous la supervision de : Mme Oana Ionescu
Maître de conférences — Grenoble INP - UGA

Enseignant référent : M. Benoît Lemaire
Maître de conférences — UGA

Laboratoire GAEL

Stage du 19 Mai 2025 au 19 Juillet 2025

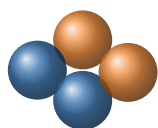


Table des matières

1	Introduction	2
1.1	Présentation du laboratoire	2
1.2	Contexte du stage	2
1.3	Consolidation des compétences	3
2	État de l'art	4
2.1	Cadre conceptuel	4
2.2	Collecte et analyse de données	6
2.3	Statistique descriptive et Régression linéaire	6
2.4	Optimisation par simulation Monte Carlo	10
2.5	Théorie du portefeuille	10
2.6	Analyse de sensibilité	10
3	Travail supplémentaire	11
3.1	Statistique inférentielle : Matlab,Python et Excel	11
3.2	Analyse de sensibilité : Matlab et Python	13
4	Conclusion	14
	Références	16

1.1 Présentation du laboratoire

Le **Laboratoire d'Économie Appliquée de Grenoble (GAEL)** est une unité mixte de recherche affiliée au **CNRS**, à l'**INRAE**, à l'**Université Grenoble Alpes** et à **Grenoble INP**. Ses recherches portent principalement sur les questions d'innovation et de consommation durables, notamment dans les secteurs énergétiques et agro-industriels.

Le laboratoire mobilise des méthodologies variées, telles que la modélisation microéconomique (économie industrielle, économie comportementale), l'économie expérimentale, l'économétrie, la modélisation appliquée à certains secteurs (notamment l'énergie), ainsi que l'analyse qualitative fondée sur des études de cas.

Les travaux du GAEL s'articulent autour de trois axes principaux : la consommation (analyse des comportements et politiques publiques), l'énergie (modélisation des marchés énergétiques et évaluation des politiques climatiques), et l'innovation (stratégies industrielles et politiques d'innovation).

1.2 Contexte du stage

Ce stage s'inscrit dans le cadre du projet européen **RES4City**, qui vise à renforcer les compétences liées à l'intégration durable des énergies renouvelables dans les systèmes urbains.

L'objectif du stage était d'analyser le réseau de chaleur en étudiant l'intégration de sources renouvelables. Cette étude s'est appuyée sur des outils d'optimisation issus de la *Modern Portfolio Theory (MPT)*, afin d'évaluer la faisabilité technique et économique de différentes options énergétiques.

Les principales missions ont porté sur l'analyse de projets d'investissement, l'étude des stratégies d'acteurs, la collecte de données locales et la contribution à la diffusion de bonnes pratiques en matière de durabilité.

1.3 Consolidation des compétences

Durant ce stage, j'ai pu apprécier l'importance des recherches menées au GAEL sur l'innovation et la consommation durables, notamment dans les secteurs de l'énergie et de l'agro-industrie. Les méthodologies mobilisées – modélisation microéconomique, économie expérimentale, économétrie et analyse qualitative – constituent des outils puissants pour éclairer les décisions économiques et les politiques publiques.

Afin de structurer mon travail, une fiche d'activités a été établie. Elle incluait :

- la rédaction d'une revue de littérature à partir d'articles scientifiques sélectionnés ;
- la réalisation d'une fiche de synthèse sur la théorie des portefeuilles appliquée à l'énergie ;
- l'analyse d'une étude antérieure menée sur le réseau de chaleur de la ville de Grenoble.

Le laboratoire nous a mis à disposition, à mon collègue Andre et moi, un bureau partagé et équipé d'un ordinateur performant, facilitant le traitement des données et la rédaction des analyses. Nous avons également accès à une imprimante pour consulter nos documents sous format papier, ainsi qu'à une salle de pause permettant de prendre un café ou de déjeuner dans un cadre agréable. Ces conditions de travail favorables ont grandement contribué à la réussite de notre mission et à l'acquisition de nouvelles compétences.



FIGURE 1.1 – Bureau dédié

2.1 Cadre conceptuel

Le réseau de chaleur urbain constitue une infrastructure étendue qui permet de mobiliser des sources d'énergie renouvelable souvent difficiles d'accès ou d'exploitation en milieu urbain, telles que le bois, les biocarburants, les déchets ménagers, ou encore les énergies fossiles comme le gaz naturel et le fioul domestique.

Dans le cadre de cette étude, nous nous sommes concentrés sur un ensemble de cinq combustibles, permettant la production de chaleur à partir de différents sites. L'objectif principal du projet est d'analyser le mix énergétique actuel en vue de tendre vers un mix 100 % renouvelable d'ici vingt ans, soit à l'horizon 2044.

Une analyse économique et technique approfondie montre que cet objectif est atteignable, bien qu'il soit associé à plusieurs incertitudes, notamment liées au succès des forages et à la performance des technologies mises en œuvre. Toutefois, des études de site détaillées permettent de réduire significativement ces risques techniques. L'analyse économique, intégrant ces incertitudes, aboutit à des résultats globalement prometteurs.

La démarche adoptée repose sur les étapes méthodologiques suivantes :

- l'étude du scénario énergétique actuel ;
- la collecte et l'exploitation de données locales ;
- l'analyse technico-économique à l'aide de critères de décision tels que la Valeur Actuelle Nette (VAN) et le coût actualisé du chauffage (LCOH) ;
- l'intégration des incertitudes via l'application de la théorie moderne du portefeuille (MPT) et la simulation de Monte Carlo.

Mots clés

Valeur actuelle nette – Réseaux de chaleur – Prix de la chaleur – Coût énergétique – Analyse de sensibilité – Portefeuille optimal – Analyse économétrique – Énergies renouvelables - Incertitudes - Optimisation du risque du portefeuille - Gestion du risque - Coût actualisé - Chauffage - Chauffage urbain - Taux d'actualisation...

Partie 1 : Analyse statistique et Regression linéaire

2.2 Collecte et analyse de données

L'analyse menée dans ce projet repose sur une collecte rigoureuse de données relatives aux principales sources d'énergie utilisées en France : électricité, gaz naturel, fioul domestique, pétrole et bois. L'objectif était d'obtenir des valeurs fiables pour les prix unitaires et les coûts énergétiques, afin d'alimenter les modèles d'évaluation technico-économique.

Les données sur les prix ont été extraites de sources statistiques reconnues à l'échelle nationale :

- [Statistiques du développement durable – Prix de l'énergie](#) ;
- [INSEE – Prix de l'électricité, données longues](#).

En complément, les coûts énergétiques par usage ont été obtenus à partir des bilans et tableaux produits par le **Service des données et études statistiques (SDES)** :

- [Tableau énergétique résidentiel – SDES](#) ;
- [Consommation d'énergie par usage du résidentiel – SDES](#) ;
- [Bilan énergétique résidentiel – SDES](#).

Ces données ont servi de base à l'estimation des coûts totaux associés à chaque source d'énergie, à la comparaison des scénarios énergétiques simulés, ainsi qu'au calcul des indicateurs économiques tels que la valeur actuelle nette (VAN).

2.3 Statistique descriptive et Régression linéaire

Dans le cadre de notre analyse, nous avons mené plusieurs traitements statistiques sur les données de consommation et de prix des principales énergies utilisées en France. Quatre(4) grandes axes ont été particulièrement étudiés, en plus des prévisions.

a. Relation prix – consommation

Des régressions linéaires ont été réalisées entre les prix unitaires de chaque énergie et leur consommation, révélant des comportements contrastés selon les sources ; les analyses et visualisations correspondantes sont disponibles dans le fichier Excel ("[TP_Stage New version](#)", onglet "[Graphique1](#)").

- **Électricité** : demande globalement rigide malgré une pente fortement négative, en lien avec l'électrification croissante des usages (pompes à chaleur, mobilité).
- **Gaz naturel** : très forte élasticité prix ; la consommation diminue fortement en cas de hausse de prix.
- **Fioul domestique** : consommation sensible au prix mais aussi aux politiques de sortie ; effet prix partiellement masqué.
- **Pétrole** : faible pente mais excellent R^2 ; tendance régulière à la baisse de la consommation, probablement par substitution.
- **Bois** : demande moyennement élastique ; réduction modérée de la consommation avec le prix, dépendance au confort et à l'accès local.

b. Évolution temporelle des prix

Une analyse graphique de l'évolution des prix unitaires sur la période observée a également été menée (les analyse, courbes et histogrammes sont disponibles dans le fichier Excel ("[TP_Stage New version](#)"). Les principales tendances sont les suivantes :

- **Électricité** : tendance haussière régulière, reflet de la transition énergétique et de la hausse des coûts d'infrastructure.
- **Pétrole** : hausse modérée mais stable, marché structuré, encore lisible à moyen terme.
- **Fioul** : évolution plus irrégulière, sensible aux chocs externes (géopolitique, climat), moins fiable pour la prévision.
- **Bois** : croissance lente, stabilité liée au caractère local du marché.
- **Gaz naturel** : hausse moyenne, dépendante de facteurs géopolitiques ; trajectoire plus incertaine à long terme.

c. Statistique descriptive appliquée à la simulation Monte Carlo

Dans le cadre de l'analyse de risque, une simulation de Monte Carlo a été réalisée sur 2000 itérations afin d'estimer la distribution probable de la valeur actuelle nette (VAN) d'un scénario d'investissement énergétique. L'objectif était de tenir compte de l'incertitude sur certains paramètres (notamment les coûts, prix de l'énergie ou taux d'actualisation) et d'évaluer la robustesse des résultats économiques.

Cette simulation a permis de calculer plusieurs indicateurs statistiques clés :

- **VAN minimale et maximale** : encadrent les extrêmes possibles observés dans les simulations.
- **Moyenne de la VAN** : donne une estimation centrale du rendement attendu.
- **Rendement moyen (%)** : exprimé en pourcentage du capital investi.
- **Écart-type et variance** : mesurent la dispersion des résultats et le niveau de risque associé.
- **Coefficient d'asymétrie (skewness)** : indique si la distribution est symétrique ou penche vers les gains ou les pertes.
- **Kurtosis (aplatissement)** : renseigne sur la concentration des valeurs autour de la moyenne (distribution plus ou moins "écrasée").
- **Risque de perte (risk of loss of value)** : part des simulations où la VAN est inférieure ou égale à zéro.

Ces indicateurs permettent de mieux cerner la stabilité économique du scénario étudié et de comparer objectivement différentes options d'investissement, non seulement sur leur rentabilité moyenne, mais aussi sur leur volatilité et leur profil de risque.

L'analyse et résultats numériques sont détaillés dans le fichier Excel ("[Simulation_Monte_Carlo](#)", onglet "[Simulation](#)").

d. Relation prix de vente de chaleur – prix unitaire des énergies

L'analyse des régressions linéaires entre le prix de vente de chaleur et les prix unitaires des énergies révèle une forte corrélation avec l'électricité et le fioul, reflétant leur poids dans le mix énergétique. Les autres sources montrent des relations plus modérées. Les résultats détaillés (équations, R^2 et graphiques) sont disponibles dans le fichier Excel "[TP_Stage New version](#)", onglet "[Graphique 2](#)".

Note

Il existe 5 fichiers excel portant sur les différentes prévisions qui sont : [prévision des prix unitaire](#), [prix de ventes](#), [consommations](#), [coûts unitaires](#), [coûts de chaleurs](#)

Partie 2 : Programmes d'optimisation

2.4 Optimisation par simulation Monte Carlo

À partir des calculs initiaux de la valeur actuelle nette, nous avons introduit une incertitude sur les coûts afin d'évaluer la variabilité des résultats économiques. Les coûts ont été modélisés selon une loi normale centrée réduite, avec un écart-type de 10 %. Cette hypothèse a permis de simuler 2000 itérations de VAN pour chaque scénario.

Chaque simulation a généré une VAN recalculée, nous permettant de déterminer les statistiques associées (moyenne, écart-type, min, max, etc.) et de quantifier le risque financier lié aux incertitudes de coût. Ces résultats ont servi de base pour l'application de la théorie du portefeuille.

2.5 Théorie du portefeuille

Les VAN simulées ont été utilisées pour estimer la volatilité de chaque énergie et les corrélations entre elles. Nous avons ainsi construit une matrice de variance-covariance, indispensable à l'optimisation du portefeuille énergétique.

Cette approche nous a permis de tracer la frontière d'efficience, illustrant les combinaisons de sources d'énergie qui offrent le meilleur compromis entre rendement attendu (VAN moyenne) et risque (écart-type). L'objectif est d'aider à identifier un mix énergétique optimal et robuste, en tenant compte de la diversité des profils de risque des différentes sources (électricité, bois, gaz, etc.).

2.6 Analyse de sensibilité

L'incertitude principale retenue dans cette analyse concerne le [taux d'actualisation](#), que nous avons fait varier dans un intervalle de 0 % à 5 %. Pour chaque valeur du taux, la VAN a été recalculée pour l'ensemble des énergies, et les résultats ont été représentés graphiquement (voir fichier Excel [Simulation_Monte_Carlo](#), onglet «[Analyse de sensibilité](#)»).

Il est important de noter que d'autres sources d'incertitude auraient pu être intégrées, notamment la fluctuation des **prix unitaires de l'énergie** (gaz, fioul, bois, etc.), qui peuvent également affecter fortement la rentabilité des projets sur le long terme. Toutefois, dans le cadre de cette simulation, nous avons choisi de concentrer l'analyse sur le taux d'actualisation.

L'analyse montre que la VAN diminue systématiquement lorsque le taux augmente.

Toutefois :

- L'électricité reste l'énergie la plus rentable à long terme, même avec un taux élevé.
- Le pétrole présente la VAN la plus faible et est très sensible à l'actualisation.
- Le gaz naturel et le fioul occupent une position intermédiaire.
- Le bois se révèle relativement stable, avec une VAN moins sensible au taux.

Ces résultats confirment l'intérêt économique de privilégier les sources d'énergie à forte rentabilité et à risque modéré dans une perspective de long terme.

3.1 Statistique inférentielle : Matlab, Python et Excel

Régression linéaire simple La régression linéaire simple a été utilisée pour modéliser la relation entre une variable explicative (par exemple : prix d'électricité) et une variable dépendante (consommation énergétique totale).

Les outils utilisés ont été :

- **Python** : la bibliothèque `statsmodels` a permis d'estimer les coefficients, d'obtenir le graphique de la droite d'ajustement, et de réaliser l'ANOVA associée.
- **Matlab** : la fonction `fitlm` a fourni un résumé statistique complet incluant les tests de significativité des coefficients.
- **Excel** : l'outil **Analyse de données** permet d'obtenir les coefficients, l'erreur standard, la valeur de R^2 , et les p-values associées etc...

Les résultats montrent que le prix de certaines sources d'énergie, comme l'électricité ou le fioul domestique, sont fortement corrélées à la consommation globale, avec des p-values inférieures à 0.05.

Régression linéaire multiple Un modèle global incluant toutes les variables a été estimé pour mieux comprendre l'impact combiné du prix des sources d'énergie sur la consommation totale.

- **Matlab** : le modèle a été estimé à l'aide de `fitlm(X,Y)`, permettant d'obtenir le tableau des coefficients, les tests t et F, ainsi que le graphique des résidus.
- **Python** : le module `statsmodels.formula.api` a permis une estimation complète du modèle, avec un affichage clair du résumé statistique et des diagnostics graphiques.
- **Excel** : la régression multiple a été réalisée via l'outil **Analyse de données**, avec une saisie manuelle des différentes variables explicatives.

Les résultats obtenus sont cohérents entre les trois outils :

- Le modèle est globalement significatif (Test de Fisher : $F = 52.57$, $p\text{-value} < 0.01$).
- Certaines variables comme l'électricité, le fioul et le bois ont un effet significatif (test de Student).

- Le coefficient de détermination $R^2 = 0.985$ indique une excellente qualité d'ajustement.

Test t de Student et F de Fisher

- Le **test de Fisher** a été utilisé pour évaluer la significativité globale du modèle. Une statistique F élevée et une p-value proche de 0 confirment que les variables explicatives, prises ensemble, expliquent significativement la variable dépendante.
- Le **test de Student** a été appliqué à chaque coefficient pour tester s'il est significativement différent de zéro. Les outils Matlab, Python et Excel fournissent les t-statistiques et les p-values associées.

Les trois environnements d'analyse ont produit des résultats similaires, confirmant la robustesse des résultats.

Test de normalité La normalité des résidus a été vérifiée afin de valider les hypothèses classiques du modèle linéaire.

- **Python** : le test de Shapiro-Wilk a été réalisé à l'aide de la fonction `shapiro` du module `scipy.stats`. Voici le code utilisé :

```
stat_shapiro, p_shapiro = shapiro(residus)
print(f"Shapiro-Wilk Stat = {stat_shapiro:.4f} | p-value = {p_shapiro:.4f}")

if p_shapiro > 0.05:
    print("Résidus normalement distribués (on ne rejette pas H0)")
else:
    print("Résidus non normaux (on rejette H0)")
```

Une p-value supérieure à 0.05 indique que l'hypothèse de normalité ne peut être rejetée. Dans notre cas, les résidus semblent donc normalement distribués.

- **Matlab** : le test de Shapiro-Wilk n'est pas directement disponible. Sa mise en œuvre nécessite un codage manuel, ce qui n'a pas pu être abordé par manque de temps. Toutefois, Matlab propose des tests alternatifs, tels que le test de Kolmogorov-Smirnov et le test de Lilliefors.

Analyse des résidus : L'analyse graphique des résidus est essentielle pour valider les hypothèses de linéarité, d'homoscédasticité et de normalité :

- **Graphique des résidus vs valeurs ajustées** : montre l'absence de structure particulière, ce qui confirme l'hypothèse de linéarité.
- **Histogramme des résidus** : montre une forme proche de la distribution normale.
- **QQ-plot** : les points suivent globalement la droite de référence, ce qui confirme la normalité des résidus.

Ces graphiques ont été produits dans Python à l'aide de `matplotlib` et `seaborn`, et dans Matlab via `plotResiduals`.

3.2 Analyse de sensibilité : Matlab et Python

Une analyse complémentaire de sensibilité a été réalisée pour évaluer l'influence du **taux d'actualisation** sur la valeur actuelle nette (VAN) des différentes sources d'énergie. L'objectif est de tester la robustesse des résultats obtenus précédemment face à des variations économiques plausibles.

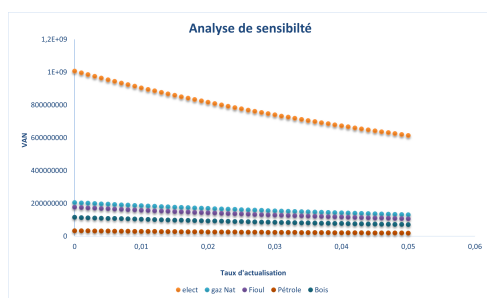
Méthodologie Le taux d'actualisation a été fait varier de 0 % à 5 %, avec un pas de 0.1 %. Pour chaque scénario, la VAN des différentes énergies (électricité, gaz, fioul, bois, pétrole) a été recalculée :

- **Dans Matlab** : une boucle `for` a été utilisée pour automatiser les calculs de VAN en fonction du taux d'actualisation. Les variations ont été affichées avec les fonctions `plot` pour les courbes continues.
- **Dans Python** : une fonction personnalisée `compute_van` a été définie pour vectoriser le calcul de la VAN à partir des flux sur 20 ans. Cette fonction exploite efficacement les capacités de NumPy, évitant l'usage explicite de boucles. Les résultats ont été affichés à l'aide de `matplotlib`, sous forme de courbes représentant l'évolution de la VAN pour chaque énergie en fonction du taux d'actualisation.

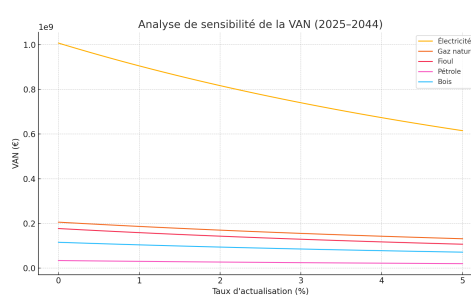
Résultats observés L'analyse confirme une relation décroissante entre le taux d'actualisation et la VAN. Toutefois, la sensibilité varie selon les énergies :

- L'**électricité** conserve une VAN élevée même avec un taux fort : elle est robuste à l'actualisation.
- Le **pétrole** est le plus sensible : sa VAN diminue fortement dès que le taux augmente.
- Le **bois** montre une stabilité remarquable, avec une VAN peu sensible.
- Le **gaz naturel** et le **fioul** occupent une position intermédiaire.

Conclusion Les résultats obtenus avec les trois outils sont cohérents. Ils soulignent l'importance d'intégrer l'incertitude économique (taux d'actualisation, prix futurs) dans l'évaluation de projets énergétiques. Une telle analyse de sensibilité aide à mieux orienter les décisions d'investissement vers des sources à rentabilité stable et prévisible.



(a) Résultat Excel



(b) Matlab & Python

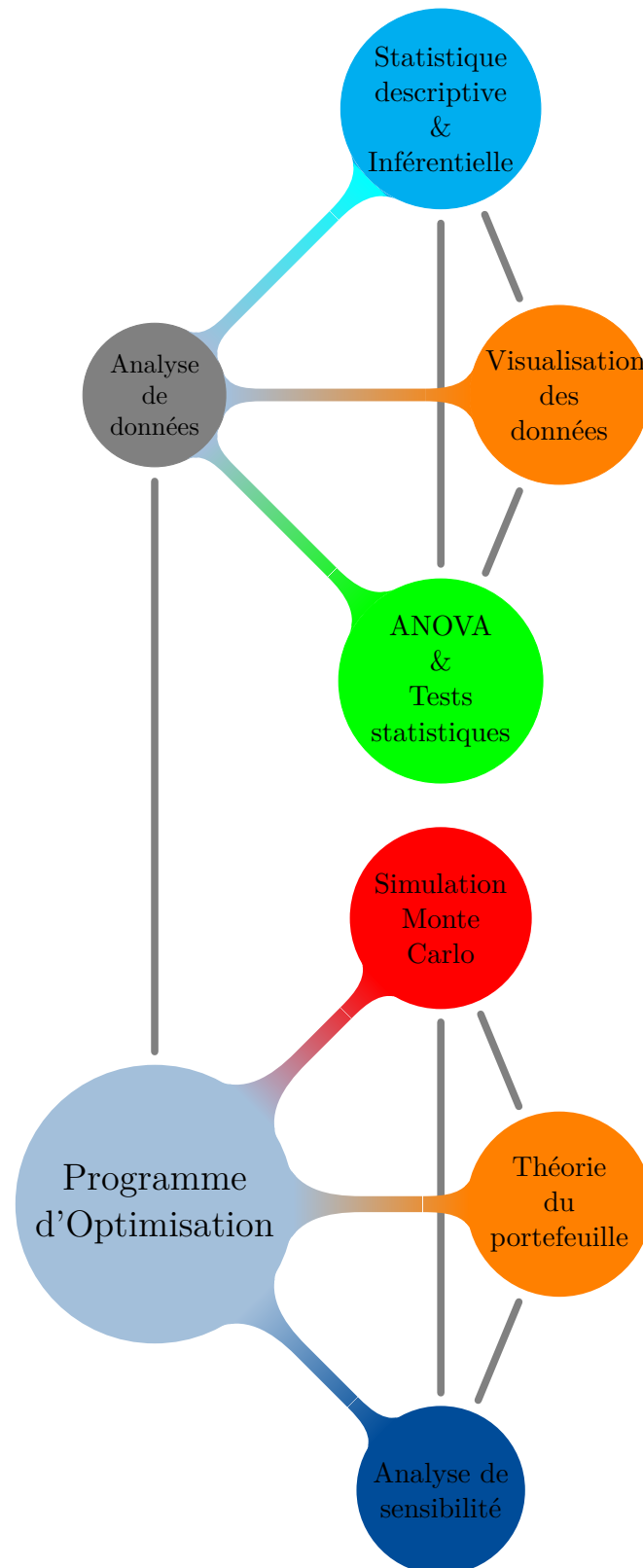
FIGURE 3.1 – Résultats Analyse de sensibilité

Ce stage de deux mois au laboratoire GAEL a été une expérience à la fois enrichissante et formatrice. Il m'a permis de :

- Approfondir mes connaissances en économie appliquée et en finance, à travers la lecture critique d'articles académiques et la participation active aux séminaires du laboratoire.
- Me familiariser avec les enjeux liés aux réseaux de chaleur, en menant une analyse basée sur des sources scientifiques et des publications récentes.
- Renforcer ma maîtrise des outils statistiques, allant de l'analyse univariée et bivariable aux tests d'hypothèses (normalité, ANOVA, tests de Student et de Fisher), en passant par des notions fondamentales de probabilité.
- Mettre en œuvre des analyses statistiques avancées avec les logiciels **Python**, **Matlab** et **Excel**, en appliquant des méthodes de régression linéaire simple et multiple, ainsi que des analyses de sensibilité.
- Développer mes compétences techniques en programmation :
 - En **Python**, j'ai renforcé mes compétences en analyse et visualisation de données, tout en produisant des livrables clairs et professionnels grâce à l'utilisation conjointe de **Markdown** et **L^AT_EX** au sein de **Jupyter Notebook**.
 - En **Matlab**, j'ai appris à structurer des analyses statistiques complexes et à produire des graphiques clairs pour la communication des résultats.
- Me perfectionner dans l'usage de **L^AT_EX** pour la rédaction scientifique, un outil indispensable pour la production de documents professionnels, structurés et reproductibles.
- Approcher concrètement la **théorie du portefeuille** en construisant des portefeuilles optimaux et en analysant les compromis risque-rendement, notamment à travers une simulation de **Monte Carlo** pour illustrer la diversification et l'efficience des portefeuilles.

Ce stage a ainsi consolidé mes acquis académiques tout en m'apportant des compétences pratiques essentielles pour la suite de mon parcours en économie, data science ou finance quantitative.

Bilan Schématiser du stage : "Le Mindmap"



Références

- Anindya,B., Satoshi, K.,(Jan 2012). "Power sector investment risk and renewable energy : A Japanese case study using portfolio risk optimization method" In : Energy Policy, Vol 40, p. 69-80. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2010.09.031>
- Nyasha, G., Stefan, S., Ralf, R, S., Klara, M., Nicolas, M., Bernhard, M., Wen, L.(15 août 2025). "Decarbonizing a Polish district heating network using ambient and waste heat : a techno-economic analysis considering uncertainties in future energy prices and availability" In : *Energy*, vol 329, p.136641. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.energy.2025.136641>
- Sebastian, Z. B., Nichola, L., Simon, J., Felix, B., Juliet, G, S., Whitney, T, G.(2025). "Optimizing district energy systems under uncertainty : Insights from a case study from Washington D.C., USA" In : *Energy Conversion and Management*, vol 341, p.119979. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2025.119979>
- Excel Tv. (2021). *Analyse de la sensibilité avec les tables de données* [YouTube].
- Excel Tv. (2021). *Gestion de portefeuilles* [YouTube].
- Olivier M. (2022). *Finance quantitative/ Markowitz(1952), théorie portefeuille* [YouTube].
- LeCointStat. (2023). *Guide Complet De La Regression Lineaire En Python - Machine Learning* [YouTube]
- William I, E. (2020). *PSU MME 488 SUPP : Regression Example : Multiple Variable - MatLab* [YouTube]