

Analyse Statistique : Régression Linéaire et Analyse de Sensibilité de la VAN

Mohamed FOFANA

Juillet 2025

1 Introduction générale

Ce rapport présente une étude statistique structurée en deux volets :

- La modélisation de la consommation énergétique via régression linéaire et ANOVA ;
- L'analyse de sensibilité de la Valeur Actuelle Nette (VAN) selon le taux d'actualisation (2025–2044).

2 Partie I – Régression linéaire et ANOVA

2.1 Objectifs et contexte de l'étude

L'objectif de cette première partie est de modéliser la consommation totale d'énergie en fonction des prix de cinq sources courantes : électricité, gaz naturel, fioul domestique, pétrole et bois. L'analyse vise à mesurer l'influence des variations de prix sur la demande énergétique.

Dans un contexte de transition énergétique et de fluctuations économiques, comprendre ces relations est essentiel pour mieux anticiper les besoins futurs et orienter les décisions tarifaires ou d'investissement.

Les données disponibles regroupent les prix unitaires (en €/kWh) de chaque source et la consommation totale correspondante. À partir de ce jeu de données, plusieurs modèles de régression seront construits afin de quantifier ces relations.

Le modèle pourra par la suite servir de support à des prévisions ou à des analyses plus complexes.

2.2 Données et Code MATLAB

2.2.1 Régression simple pour chaque variable

```
% -----
% Étape 1: Définir les données
% -----

Y = [40562.67; 42917.77; 41145.09; 39601.06; 38995.11;
     37851.90; 40038.57; 33923.60; 32060.60; 34059.37];

X = [...
     0.170  0.072  0.073  0.127  0.061;
     0.170  0.066  0.065  0.118  0.060;
     0.173  0.067  0.076  0.132  0.060;
     0.177  0.071  0.093  0.143  0.061;
     0.185  0.079  0.095  0.142  0.064;
     0.194  0.073  0.078  0.145  0.065;
     0.198  0.074  0.091  0.149  0.067;
     0.215  0.093  0.149  0.160  0.107;
     0.245  0.111  0.129  0.166  0.106;
     0.252  0.126  0.123  0.172  0.079
];

noms_X = {'Electricite', 'Gaz_naturel', 'Fioul_domestique', 'Petrole', 'Bois'};

% -----
% Étape 2 : Tracés individuels
% -----

figure;
for i = 1:5
    subplot(2, 3, i);

    % Régression simple
    coeffs = polyfit(X(:, i), Y, 1); % Ajustement linéaire
    Y_fit = polyval(coeffs, X(:, i));

    % Tracer les points + droite
    scatter(X(:, i), Y, 'filled');
    hold on;
    plot(X(:, i), Y_fit, 'r-', 'LineWidth', 2);
    hold off;

    xlabel(noms_X{i});
    ylabel('Consommation');
    title(['Régression : ', noms_X{i}]);
end

sgtitle('Régressions simples : chaque variable vs consommation');
```

2.2.2 Régression linéaire multiple et ANOVA

```
% =====
% RÉGRESSION LINÉAIRE MULTIPLE SUR LA CONSOMMATION D'ÉNERGIE
% =====

% -----
% Étape 1 : Définir les données
% -----

% Variable dépendante Y : Consommation totale (en kWh par exemple)
Y = [40562.67; 42917.77; 41145.09; 39601.06; 38995.11; ...
     37851.90; 40038.57; 33923.60; 32060.60; 34059.37];

% Variables indépendantes X : prix des différentes sources d'énergie
X = [...
     0.170  0.072  0.073  0.127  0.061;
     0.170  0.066  0.065  0.118  0.060;
     0.173  0.067  0.076  0.132  0.060;
     0.177  0.071  0.093  0.143  0.061;
     0.185  0.079  0.095  0.142  0.064;
     0.194  0.073  0.078  0.145  0.065;
     0.198  0.074  0.091  0.149  0.067;
     0.215  0.093  0.149  0.160  0.107;
     0.245  0.111  0.129  0.166  0.106;
     0.252  0.126  0.123  0.172  0.079
];

% Noms des variables explicatives (colonnes de X)
noms_X = {'Elect', 'Gaz_Nat', 'Fioul', 'Petrole', 'Bois'};

% -----
% Étape 2 : Convertir les données en tableau pour utiliser fitlm
% -----

% Créer une table avec les noms de colonnes
T = array2table(X, 'VariableNames', noms_X);

% Ajouter la variable dépendante Y à la table
T.Consommation = Y;

% -----
% Étape 3 : Réaliser la régression linéaire
% -----

% Modèle de régression linéaire multiple
mdl = fitlm(T, 'Consommation ~ Elect + Gaz_Nat + Fioul + Petrole + Bois');
```

```
% Afficher les résultats du modèle
disp('--- RÉSUMÉ DU MODÈLE ---');
disp mdl;

% -----
% Étape 4 : ANOVA (analyse de variance)
% -----
disp('--- ANOVA ---');
disp(anova mdl, 'summary');

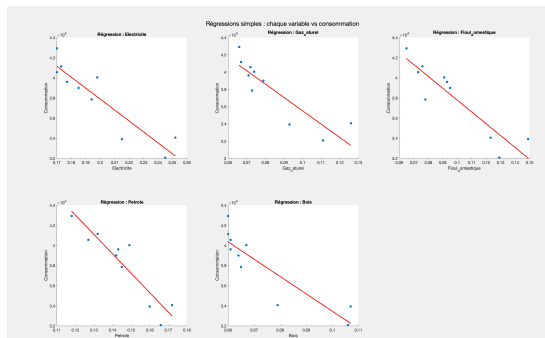
% -----
% Étape 5 : Coefficients du modèle
% -----
disp('--- COEFFICIENTS ---');
disp mdl.Coefficients;

% -----
% Étape 6 : Graphiques
% -----

% Graphique des résidus en fonction des valeurs ajustées
figure;
plotResiduals mdl, 'fitted';
title('Résidus vs Valeurs ajustées');

% Graphique général du modèle (avec droites de régression)
figure;
plot mdl;
title('Régression linéaire multiple');
```

2.3 Résultats graphiques



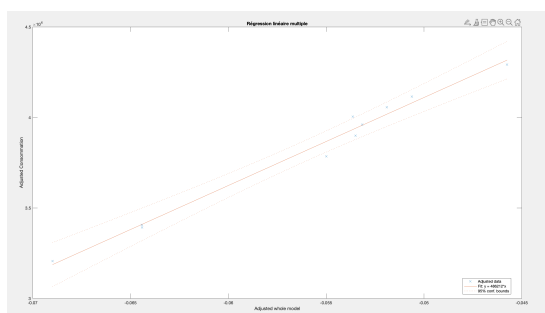
(a) Régression simple

Linear regression model:
 $\text{Consommation} \sim 1 + \text{Electricite} + \text{Gaz_naturel} + \text{Fioul_domestique} + \text{Pétrole} + \text{Bois}$

Estimated Coefficients:	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	65408	3446.1	18.98	4.5387e-05
Electricite	1.8342e+05	70146	2.6149	0.059117
Gaz_naturel	-1.8758e+05	62965	-2.9792	0.040772
Fioul_domestique	1.3853e+05	50448	2.7459	0.051591
Pétrole	-3.8358e+05	82528	-3.6785	0.021232
Bois	-2.3711e+05	57585	-4.1175	0.014642

Number of observations: 10, Error degrees of freedom: 4
 Root Mean Squared Error: 658
 R-squared: 0.985, Adjusted R-Squared: 0.966
 F-statistic vs. constant model: 52.6, p-value = 0.000968

(b) Régression multiple - tableau

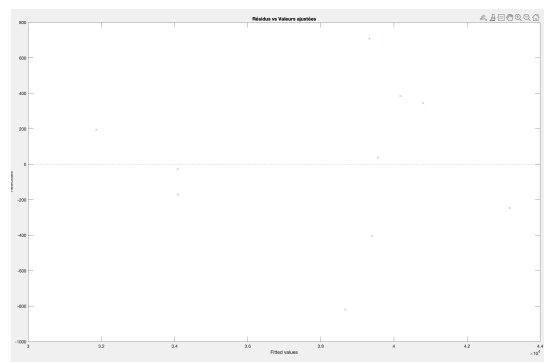


(c) Régression multiple - graphique

ANOVA	SumSq	DF	MeanSq	F	pValue
Total	1.1566e+08	9	1.2851e+07		
Model	1.1393e+08	5	2.2786e+07	52.571	0.00096829
Residual	1.7337e+06	4	4.3343e+05		

COEFFICIENTS	Estimate	SE	tStat	pValue
(Intercept)	65408	3446.1	18.98	4.5387e-05
Electricite	1.8342e+05	70146	2.6149	0.059117
Gaz_naturel	-1.8758e+05	62965	-2.9792	0.040772
Fioul_domestique	1.3853e+05	50448	2.7459	0.051591
Pétrole	-3.8358e+05	82528	-3.6785	0.021232
Bois	-2.3711e+05	57585	-4.1175	0.014642

(d) Tableau ANOVA



(e) Résidus vs valeurs ajustées

FIGURE 1 – Résultats graphiques du modèle de régression linéaire et de l'ANOVA

2.4 Interprétation des résultats

- $R^2 = 0.985$: très bonne qualité d'ajustement.
- Variables significatives : Gaz naturel, Pétrole, Bois ($p < 0.05$).
- L'ANOVA confirme la significativité du modèle ($p \approx 0.000968$).
- Régression simple : relation inverse entre prix et consommation.

3 Partie II – Analyse de Sensibilité de la VAN (2025–2044)

3.1 Objectif

L'objectif de cette section est de réaliser une **analyse de sensibilité** de la **Valeur Actuelle Nette (VAN)** des flux économiques liés à cinq sources d'énergie : l'électricité, le gaz naturel, le fioul domestique, le pétrole et le bois, sur une période allant de 2025 à 2044.

Dans le cadre de cette analyse, nous cherchons à comprendre **comment la VAN varie lorsque le taux d'actualisation change**. Le taux d'actualisation reflète le coût du capital ou la préférence pour le présent par rapport au futur. Il joue donc un rôle central dans l'évaluation financière de projets à long terme.

L'idée est simple : plus le taux d'actualisation est élevé, plus les flux futurs sont "dévalorisés", ce qui tend à réduire la VAN. À l'inverse, un taux faible donne plus de poids aux flux futurs. En faisant varier ce taux de 0 % à 5 % (avec un pas de 0,1 %), nous observons l'impact direct de cette variation sur la rentabilité estimée de chaque source d'énergie.

Ainsi, cette analyse de sensibilité nous permet :

- d'identifier les sources d'énergie dont la VAN est la plus sensible aux fluctuations du taux ;
- de mieux évaluer les risques financiers liés aux investissements énergétiques ;
- de guider les décisions stratégiques à long terme dans un contexte économique incertain.

3.2 Données et code MATLAB

```
% --- Analyse de sensibilité de la VAN par taux d'actualisation ---

% 1. Données de flux (2025 à 2044)
elect = [44387809.64, 45016512.84, 45645216.03, 46273919.22, 46902622.41, ...
         47531325.61, 48160028.8, 48788731.99, 49417435.19, 50046138.38, ...
         50674841.57, 51303544.77, 51932247.96, 52560951.15, 53189654.34, ...
         53818357.54, 54447060.73, 55075763.92, 55704467.12, 56333170.31];

gaz = [11894563.27, 11612122, 11567409.08, 11284967.82, 11240254.9, ...
       10957813.63, 10913100.72, 10630659.45, 10585946.53, 10303505.26, ...
       10258792.35, 9976351.08, 9931638.16, 9649196.9, 9604483.98, ...
       9322042.71, 9277329.8, 8994888.53, 8950175.61, 8667734.34];

fioul = [7193231.97, 7368018.36, 7542729.7, 7717501.43, 7892287.82, ...
        8066999.16, 8241770.88, 8416557.27, 8591268.61, 8766040.34, ...
        8940826.73, 9115538.06, 9290309.79, 9465096.18, 9639807.52, ...
        9814579.25, 9989365.63, 10164076.97, 10338848.7, 10513635.09];

pétrole = [1267083.76, 1142690.58, 1186979.08, 1439644.66, 1315251.48, ...
           1359539.97, 1612205.55, 1487812.37, 1532100.87, 1784766.44, ...
           1660373.26, 1704661.76, 1957327.33, 1832934.15, 1877222.65, ...
           2129888.23, 2005495.05, 2049783.54, 2302449.12, 2178055.94];
```

```

bois = [5467620.69, 5500036.99, 5532453.28, 5564869.58, 5597285.87, ...
        5629702.16, 5662118.46, 5694534.75, 5726951.05, 5759367.34, ...
        5791783.64, 5824199.93, 5856616.23, 5889032.52, 5921448.81, ...
        5953865.11, 5986281.4, 6018697.7, 6051113.99, 6083530.29];

% 2. Taux d'actualisation (0% à 5% par pas de 0.1%)
taux = 0:0.001:0.05;
n = length(taux);
nPeriode = length(elect);

% 3. Préparer les tableaux de résultats
VAN_elect = zeros(1, n);
VAN_gaz = zeros(1, n);
VAN_fioul = zeros(1, n);
VAN_petrole = zeros(1, n);
VAN_bois = zeros(1, n);

% 4. Calcul des VAN pour chaque taux
for i = 1:n
    r = taux(i);
    d = (1 + r).^(1:nPeriode); % vecteur d'actualisation

    VAN_elect(i) = sum(elect ./ d);
    VAN_gaz(i) = sum(gaz ./ d);
    VAN_fioul(i) = sum(fioul ./ d);
    VAN_petrole(i) = sum(petrole ./ d);
    VAN_bois(i) = sum(bois ./ d);
end

% 5. Tracer les courbes
figure;
plot(taux*100, VAN_elec, 'b-', 'LineWidth', 2); hold on;
plot(taux*100, VAN_gaz, 'r-', 'LineWidth', 2);
plot(taux*100, VAN_fioul, 'm-', 'LineWidth', 2);
plot(taux*100, VAN_petrole, 'k-', 'LineWidth', 2);
plot(taux*100, VAN_bois, 'g-', 'LineWidth', 2);
grid on;

xlabel('Taux d'actualisation (%)');
ylabel('VAN (€)');
title('Analyse de sensibilité de la VAN (2025-2044)');
legend('Élec', 'Gaz', 'Fioul', 'Pétrole', 'Bois', 'Location', 'northeast');

% 6. Afficher quelques résultats dans la console
fprintf('--- VAN à taux 0%% ---\n');
fprintf('Électricité : %.2f €\n', VAN_elec(1));
fprintf('Gaz naturel : %.2f €\n', VAN_gaz(1));
fprintf('Fioul : %.2f €\n', VAN_fioul(1));

```

```

fprintf('Pétrole      : %.2f €\n', VAN_petrole(1));
fprintf('Bois        : %.2f €\n', VAN_bois(1));

fprintf('\n--- VAN à taux 5%% ---\n');
fprintf('Électricité : %.2f €\n', VAN_elec(end));
fprintf('Gaz naturel : %.2f €\n', VAN_gaz(end));
fprintf('Fioul       : %.2f €\n', VAN_fioul(end));
fprintf('Pétrole     : %.2f €\n', VAN_petrole(end));
fprintf('Bois        : %.2f €\n', VAN_bois(end));

```

3.3 Résultat graphique

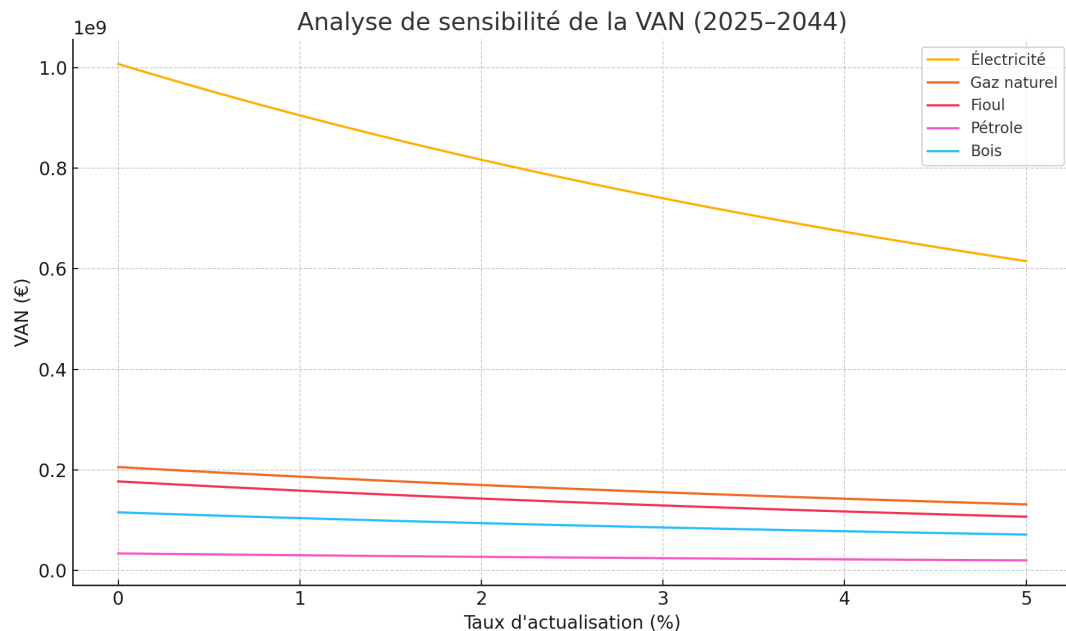


FIGURE 2 – Analyse de sensibilité de la VAN en fonction du taux d'actualisation

3.4 Interprétation

- La VAN diminue avec l'augmentation du taux.
- L'électricité est la plus rentable ($VAN > 10^9$ €).
- Le pétrole est le moins rentable sur la période.

4 Conclusion

L'étude menée dans ce rapport se divise en deux volets complémentaires.

Dans la première partie, l'analyse statistique à l'aide de modèles de régression linéaire met en évidence l'effet significatif des prix de l'énergie sur la consommation. Le modèle de régression multiple, intégrant simultanément cinq sources (électricité, gaz, fioul, pétrole, bois), présente une excellente qualité d'ajustement avec un coefficient de détermination $R^2 > 0,98$. L'analyse ANOVA confirme la significativité globale du modèle, et l'étude des résidus valide les hypothèses fondamentales du cadre linéaire. Ces résultats suggèrent que les prix énergétiques constituent des leviers majeurs dans la dynamique de consommation.

Dans la seconde partie, l'analyse de sensibilité appliquée à la Valeur Actuelle Nette (VAN) permet d'évaluer l'impact du taux d'actualisation sur la rentabilité projetée de chaque source d'énergie sur la période 2025–2044. Cette approche met en lumière des différences marquées entre les énergies : l'électricité se distingue comme l'option la plus rentable à long terme, tandis que le pétrole, fortement pénalisé par l'actualisation des flux, apparaît comme le moins avantageux.

Ainsi, ce double regard—statistique et économique—offre une vision intégrée des comportements de consommation et de la performance des investissements énergétiques, utile tant pour la planification énergétique que pour la prise de décision stratégique.