Rapport – Modélisation du vote départemental

1. Introduction

Ce projet vise à prédire les orientations de vote présidentielle au niveau départemental en France métropolitaine, à partir de données socio-économiques disponibles pour les années 2017 et 2022. L'objectif est de démontrer, à travers une preuve de concept (POC), qu'un modèle de machine learning peut efficacement mettre en évidence des corrélations entre variables structurelles (emploi, sécurité, démographie...) et comportement électoral. Cette approche pourrait être valorisée auprès d'acteurs politiques ou institutionnels pour l'aide à la décision stratégique.

2. Justification de la zone géographique

Le périmètre retenu pour cette étude est la France métropolitaine, incluant les 96 départements continentaux ainsi que les deux entités de la Corse (2A et 2B). Ce choix est justifié par plusieurs considérations à la fois méthodologiques, techniques et statistiques :

- Couverture statistique homogène : tous les indicateurs socio-économiques, démographiques et électoraux utilisés dans cette étude sont accessibles de manière cohérente pour l'ensemble des départements métropolitains. Les référentiels INSEE et les données du Ministère de l'Intérieur garantissent une compatibilité inter-temporelle.

- Comparabilité temporelle : les périmètres administratifs n'ont pas évolué de manière significative entre 2017 et 2022 en métropole, ce qui permet une analyse comparative robuste entre les deux élections présidentielles sans retraitement géographique complexe.

- Représentativité politique : les départements métropolitains offrent une diversité électorale marquée, avec des tendances politiques variées (urbain vs rural, littoral vs intérieur, nord vs sud), permettant de tester la capacité des modèles à saisir cette complexité.

- Qualité des données : certains territoires ultramarins présentent des lacunes ou absences dans les bases de données utilisées (revenus, immobilier, criminalité, etc.), ce qui aurait pu biaiser l'analyse ou réduire le périmètre utile à l'apprentissage.

Ainsi, la zone métropolitaine constitue un échantillon suffisamment riche, stable et documenté pour bâtir une preuve de concept pertinente et transposable à d'autres échelles géographiques.

3. Choix des critères

La construction d'un modèle prédictif fiable des comportements électoraux repose sur une sélection rigoureuse des variables explicatives. Dans cette étude, les critères retenus résultent à la fois d'un raisonnement théorique (issus des sciences politiques et sociales) et d'un retour empirique sur les dynamiques électorales observées en France métropolitaine. Chaque variable a été sélectionnée en fonction de sa disponibilité, sa cohérence sur plusieurs années, et son lien supposé ou démontré avec les résultats électoraux.

- Taux de criminalité :

Le taux de criminalité, bien qu'imparfait en tant que reflet du "sentiment d'insécurité", reste un indicateur significatif dans l'étude du vote. Il ne s'agit pas uniquement de mesurer les actes délictueux réels, mais de comprendre comment un territoire est perçu en termes de sécurité par ses habitants. De nombreuses études montrent une corrélation entre des contextes de forte insécurité ou de perception de dégradation de l'ordre public, et le vote pour des partis autoritaires, souverainistes ou promouvant des politiques sécuritaires rigides. Ainsi, les départements où les infractions sont élevées (atteintes aux biens, violences, incivilités…) peuvent présenter une orientation politique marquée en faveur de candidats prônant une « ligne dure » sur ces questions.

- Salaire moyen :

Le niveau de salaire moyen est un indicateur économique direct du pouvoir d'achat d'un territoire. Il reflète également l'attractivité économique d'un département, la qualification de sa population active, et le type d'emploi majoritairement présent (tertiaire, industriel, précaire, etc.). Or, la question du pouvoir d'achat s'est imposée comme un sujet central dans les campagnes présidentielles récentes. Des départements à faible salaire moyen seront plus sensibles aux discours économiques sur la justice sociale, la redistribution ou la lutte contre l'inflation. À l'inverse, des territoires plus aisés pourraient favoriser des partis mettant l'accent sur la compétitivité économique, la réduction des charges ou la stabilité fiscale.

- Taux de chômage :

Le chômage, plus qu'un simple chiffre, est une variable chargée émotionnellement et politiquement. Il est souvent vécu comme un symptôme de l'abandon territorial, de la désindustrialisation ou du déclin économique. Les départements touchés durablement par un chômage élevé développent une forme de désillusion politique, qui se traduit soit par un désengagement (abstention), soit par un vote radical, anti-système ou anti-mondialisation. C'est pourquoi ce critère est fondamental : il permet de modéliser le mécontentement socio-économique structurel, qui alimente souvent les dynamiques électorales les plus tranchées.

- PIB par habitant :

Le produit intérieur brut par habitant mesure la création de richesse au niveau départemental. Il s'agit d'un critère macroéconomique qui donne une image synthétique du dynamisme économique local. Un PIB par habitant élevé indique souvent une concentration de sièges sociaux, d'activités tertiaires à forte valeur ajoutée, ou de tourisme international. Ces territoires sont plus susceptibles de voter pour des partis réformistes, pro-européens ou technocratiques. À l'inverse, un PIB faible peut coïncider avec un repli identitaire, un rejet des élites et une demande de protection accrue. Intégrer ce critère permet d'équilibrer l'analyse entre les conditions individuelles (salaires, chômage) et les dynamiques économiques globales.

- Taux d'immigration :

La présence d'une population immigrée importante dans un département est un facteur à double tranchant. D'un côté, certains électorats peuvent percevoir l'immigration comme une richesse culturelle et sociale, favorisant des votes en faveur de la diversité et de l'ouverture. De l'autre, elle peut être instrumentalisée par des discours politiques focalisés sur l'identité nationale, le contrôle des frontières ou les conflits interculturels. Le taux d'immigration, sans présumer de son interprétation politique, est donc une variable clivante, qui influence directement la polarisation électorale dans plusieurs régions françaises. Sa prise en compte est essentielle pour comprendre certaines lignes de fracture du vote.

- Prix de l'immobilier (€/m²) :

Le prix moyen du mètre carré dans un département constitue un excellent proxy du coût de la vie, mais aussi des dynamiques urbaines telles que la gentrification, l'exode périurbain, ou les tensions foncières. Dans les grandes agglomérations ou les zones touristiques, la flambée des prix peut provoquer un sentiment d'exclusion ou d'injustice sociale. Cela pousse parfois les électeurs vers des partis qui critiquent la financiarisation du logement ou l'insuffisance des politiques publiques en matière d'habitat. À l'opposé, dans les territoires où les prix sont très bas, cela peut signaler une dévitalisation économique. Ce critère, bien qu'indirect, est donc extrêmement révélateur des transformations sociales locales.

- Structure par âge :

La pyramide des âges influence profondément les résultats électoraux. Un département jeune votera différemment d'un département vieillissant. Les jeunes générations sont souvent porteuses de revendications liées à l'environnement, aux libertés individuelles, à la modernisation des institutions. À l'inverse, les populations plus âgées privilégient la stabilité, la sécurité, et sont plus réceptives aux discours conservateurs. En intégrant la part des enfants, des adultes et des seniors, on capture cette dimension générationnelle du vote, qui est cruciale pour comprendre la géographie électorale française.

4. Démarche et méthodes employées

La construction de notre preuve de concept repose sur une méthodologie rigoureuse en plusieurs étapes. Chaque phase du projet a été structurée de manière à garantir la reproductibilité des résultats, la qualité des données traitées, et la robustesse des modèles prédictifs. Le processus s'articule autour de trois scripts principaux :

- data/<theme>/get_cleaned_data.py (par thème)
- generate_dataset.py
- learning.py

1. Extraction & nettoyage

Chaque jeu de données brut (démographie, criminalité, éducation, etc.) est traité dans un script Python dédié, situé dans un dossier thématique (data/age/, data/criminality/, etc.). Ces scripts, nommés get_cleaned_data.py, ont pour objectif de :

- Extraire les données depuis leur format brut (CSV, Excel, JSON…)
- Réorganiser les données sous forme de dictionnaires structurés
- Uniformiser les libellés de colonnes et les types (dates, pourcentages, etc.)
- Gérer les valeurs aberrantes ou manquantes en amont (si évident)

Chaque fonction retourne un dictionnaire hiérarchisé par année et par code départemental, facilitant la fusion ultérieure. Cette étape garantit que **chaque domaine dispose d'une base propre, prête à être intégrée**.

2. Fusion & normalisation des données

Le script generate_dataset.py constitue le **cœur du pipeline de consolidation**. Il fusionne les différentes sources nettoyées en un seul tableau, dans lequel chaque ligne représente un couple {département, année}.

Les principales opérations effectuées sont :

- Boucle sur les années analysées (2017, 2022)
- Boucle sur les 96 départements métropolitains (+2A, 2B)
- Agrégation manuelle des indicateurs (via dictionnaires croisés)
- Génération d'un DataFrame final avec Pandas
- Export vers une base de données SQLite (dataset.sqlite)

Les indicateurs sont alignés par clé (department_code, year), et les scores électoraux sont ajoutés à la fois **par orientation politique (gauche, droite, centre)** et **par parti**. Ce format structuré permet une grande flexibilité pour l'entraînement ultérieur.

3. Modélisation prédictive (learning.py)

La modélisation repose sur le script learning.py, qui implémente une chaîne complète de machine learning supervisé sur les résultats électoraux.

a) Nettoyage des valeurs manquantes

Un audit est réalisé sur les données importées depuis la base SQLite :

- Suppression des colonnes avec plus de 40 % de valeurs manquantes (DROP_THRESHOLD)
- Imputation des NaN restants selon la nature de la distribution :
    - Moyenne (si distribution normale)
    - Médiane (si distribution asymétrique)

Ce traitement permet de **maximiser la rétention des colonnes utiles**, sans introduire de biais majeur.

b) Sélection des features

Les **variables explicatives** (features) sont filtrées pour ne conserver que les données socio-économiques, démographiques et structurelles. Les colonnes électorales détaillées (vote_pct_*) sont exclues pour éviter tout effet de fuite.

Les cibles (y) sont définies comme les **scores par orientation politique** :

- vote_orientation_pct_Gauche
- vote_orientation_pct_Droite
- vote_orientation_pct_Centre

c) Entraînement k-fold sur plusieurs modèles

Pour chaque orientation, le script entraîne et évalue **plusieurs modèles** à l'aide d'une **validation croisée à 5 plis (KFold)** :

- Régression linéaire
- Ridge / Lasso
- Random Forest
- Gradient Boosting
- SVR
- K-Nearest Neighbors
- XGBoost / LightGBM (si installés)

Les métriques suivantes sont calculées :

- **RMSE** (Root Mean Squared Error)
- **MAE** (Mean Absolute Error)
- **R^2** (coefficient de détermination)

Les résultats sont stockés dans model_scores.csv.

d) Optimisation des hyper-paramètres

Pour le meilleur modèle brut détecté sur chaque orientation, un **GridSearchCV** est lancé pour ajuster les hyperparamètres. Cela améliore la précision tout en évitant le surapprentissage.

Exemples de paramètres testés :

- n_estimators, max_depth, min_samples_leaf (Random Forest)
- learning_rate, subsample, max_depth (Gradient Boosting)

Le meilleur modèle final est sauvegardé et utilisé pour les prédictions futures.

4. Évaluation & interprétation

Après entraînement, plusieurs **productions analytiques** sont générées automatiquement :

- **Matrice de corrélation (heatmap)** entre toutes les variables
- **Graphique d'importance des variables** pour chaque orientation cible
- **Courbe Réel vs Prédit** (pour évaluer visuellement la capacité de généralisation)

Ces figures sont exportées dans le dossier figures/.

5. Prédiction sur 2027

Enfin, le modèle est utilisé pour effectuer une projection **prospective sur l'année 2027**, en se basant sur les données les plus récentes disponibles (2022). Les résultats sont enregistrés dans predictions_2027.csv, incluant :

- Code du département
- Année de prédiction
- Scores estimés pour Gauche, Droite, Centre

Cela permet une **analyse exploratoire prospective**, utile dans une logique de conseil électoral ou de simulation politique.

5. Modèle Conceptuel de Données (MCD)

Le modèle conceptuel de données adopté pour cette preuve de concept repose sur une architecture relationnelle simple, mais extensible. Il vise à structurer l'ensemble des indicateurs départementaux utilisés dans l'analyse, tout en assurant une traçabilité géographique et temporelle. Deux entités principales ont été définies : DEPARTMENT et INDICATOR.

Entité 1 : DEPARTMENT

L'entité DEPARTMENT représente les départements français métropolitains analysés. Elle contient les informations géographiques et administratives statiques, indépendantes du temps. Cette table joue le rôle de référence pour les relations avec les données d'indicateurs.

Champs définis :

- code (*string*) : code officiel INSEE du département, utilisé comme identifiant unique (clé primaire).
- name (*string*) : nom du département (ex. : Val-de-Marne, Hauts-de-Seine).
- region (*string*) : nom de la région administrative à laquelle appartient le département.

Cette table permet de conserver une séparation nette entre les identifiants territoriaux et les données temporelles.

Entité 2 : INDICATOR

L'entité INDICATOR est le cœur du modèle. Elle contient l'ensemble des indicateurs collectés, transformés et utilisés pour la modélisation. Chaque ligne représente les indicateurs d'un département pour une année donnée.

Champs principaux :

- id (*int*) : identifiant unique de la ligne (clé primaire).
- department_code (*string*) : code INSEE du département, en clé étrangère vers la table DEPARTMENT.
- year (*int*) : année de référence des données (ex. : 2017 ou 2022).

Variables explicatives (features) :

- criminality_indice : indice synthétique de criminalité, basé sur les données du Ministère de l'Intérieur.
- average_salary : salaire moyen annuel brut en euros.
- unemployment_rate : taux de chômage de la population active.
- wealth_per_capita : PIB par habitant, indicateur de richesse économique.
- immigration_rate : part de la population issue de l'immigration récente.
- average_price_per_m2 : prix moyen de l'immobilier résidentiel (€/m²).
- childs, adults, seniors : répartition de la population par classes d'âge.

Variables cibles (électorales) :

- abstentions_pct : taux d'abstention enregistré au premier tour de l'élection présidentielle.
- vote_orientation_pct_Gauche : pourcentage de votes cumulés pour les partis classés à gauche.
- vote_orientation_pct_Droite : idem pour la droite.
- vote_orientation_pct_Centre : idem pour les partis centristes.
- vote_pct_{parti} : colonnes optionnelles, contenant le détail par parti (ex. :

vote_pct_LFI, vote_pct_RN, vote_pct_PSO).

Ces champs électoraux permettent d'utiliser la base soit en **régression multivariée globale**, soit pour des analyses plus fines partielles.

Relation entre les entités

Une relation **un-à-plusieurs** (1,N) existe entre DEPARTMENT et INDICATOR :

- Un département peut être associé à plusieurs jeux d'indicateurs (un par année).
- Chaque ligne de INDICATOR est associée à un seul département via la clé department_code.

Ce découpage permet de maintenir l'historique temporel tout en simplifiant les requêtes analytiques.

Avantages du modèle

- **Extensibilité** : ajout possible de nouvelles années ou indicateurs sans refonte.
- **Cohérence référentielle** : garantie par les clés primaires/étrangères.
- **Clarté analytique** : séparation nette entre géographie (DEPARTMENT) et statistiques (INDICATOR).

Ce modèle conceptuel a été ensuite implémenté dans une base de données **SQLite**, accessible par les scripts d'analyse Python (Pandas + SQL).

Attribut	Type	Description
`id`	int	Identifiant unique (clé primaire)
`department_code`	string	Clé étrangère vers `DEPARTMENT(code)`
`year`	int	Année des données
`criminality_indice`	float	Indice de criminalité global
`average_salary`	float	Salaire moyen annuel (€)
`unemployment_rate`	float	Taux de chômage (%)
`wealth_per_capita`	float	PIB par habitant (€)
`immigration_rate`	float	Taux d'immigration (%)
`childs`, `adults`, `seniors`	float	Répartition démographique
`average_price_per_m2`	float	Prix moyen immobilier au mètre carré (€)
`abstentions_pct`	float	Taux d'abstention (%) aux élections
`vote_orientation_pct_Gauche`	float	Pourcentage de voix pour les partis de gauche
`vote_orientation_pct_Droite`	float	Pourcentage de voix pour les partis de droite
`vote_orientation_pct_Centre`	float	Pourcentage de voix pour les partis centristes
`vote_pct_{parti}`	float	Colonnes additionnelles par parti politique (facultatif)

6. Modèles testés

Afin de déterminer la meilleure approche prédictive pour estimer les résultats électoraux à partir des données socio-économiques, plusieurs types de modèles de régression ont été testés. Chaque modèle appartient à une famille algorithmique distincte, ce qui permet d'évaluer différentes stratégies d'apprentissage et de généralisation. L'entraînement a été réalisé de façon homogène, en validation croisée à 5 plis (K-Fold), sur les trois cibles principales : vote pour la gauche, la droite, et le centre.

Voici un aperçu des modèles retenus :

1. Régression Linéaire

- **Type** : Modèle linéaire génératif
- **Implémentation** : sklearn.linear_model.LinearRegression

Il s'agit du modèle de base en apprentissage supervisé. Il cherche à établir une relation linéaire entre les variables explicatives (features) et la variable cible. Simple, rapide et interprétable, il sert de **baseline** de comparaison, mais montre ses limites dès que les relations deviennent non linéaires ou que les variables interagissent de manière complexe.

2. Ridge & Lasso

- **Type** : Modèles linéaires régularisés
- **Implémentation** : Ridge, Lasso (de sklearn.linear_model)

Ces deux modèles améliorent la régression linéaire standard en y ajoutant une **pénalisation** :

- **Ridge** (régularisation L2) réduit la taille des coefficients pour éviter le sur-apprentissage.
- **Lasso** (régularisation L1) peut en plus **éliminer des variables non pertinentes**, ce qui facilite l'interprétation.

Ils sont utiles lorsque l'on souhaite un compromis entre performance et lisibilité du modèle.

3. Random Forest Regressor

- **Type** : Modèle d'ensemble basé sur le bagging (bootstrap aggregating)
- **Implémentation** : sklearn.ensemble.RandomForestRegressor

La forêt aléatoire construit plusieurs arbres de décision à partir d'échantillons différents du jeu de données, puis agrège leurs prédictions. Ce modèle est très robuste face aux données bruitées, **capture bien les non-linéarités**, et résiste aux outliers. Il fournit également une **importance des variables**, précieuse pour l'interprétation.

4. Gradient Boosting Regressor

- **Type** : Modèle d'ensemble séquentiel (boosting)
- **Implémentation** : sklearn.ensemble.GradientBoostingRegressor

Contrairement à la Random Forest, le Gradient Boosting construit ses arbres de manière **séquentielle**, chaque nouvel arbre corrigeant les erreurs des précédents. C'est un modèle très performant, souvent utilisé en production, qui **équilibre bien biais et variance**. Il est cependant plus sensible au sur-apprentissage si mal paramétré.

5. Support Vector Regressor (SVR)

- **Type** : Modèle à noyaux (kernel methods)
- **Implémentation** : sklearn.svm.SVR

Inspiré des machines à vecteurs de support, ce modèle permet de **modéliser des relations non linéaires complexes** en projetant les données dans un espace de plus grande dimension. Avec le noyau RBF (gaussien), il apprend à ajuster une "marge de tolérance" autour de la fonction cible. Il est puissant mais peu intuitif, et sensible à la normalisation des données.

6. K-Nearest Neighbors (KNN)

- **Type** : Méthode à base d'instances (non paramétrique)
- **Implémentation** : sklearn.neighbors.KNeighborsRegressor

Ce modèle prédit la valeur cible en **moyennant les k exemples les plus proches** dans l'espace des features. Il ne fait aucune hypothèse sur la forme de la fonction cible. Très simple à comprendre, il peut cependant être inefficace si les données sont trop dispersées ou bruitées. Il nécessite une normalisation préalable pour fonctionner correctement.

7. LightGBM *(optionnel)*

- **Type** : Gradient boosting optimisé (à histogrammes)
- **Implémentation** : lightgbm.LGBMRegressor

Modèle ultra-rapide développé par Microsoft, LightGBM est conçu pour **gérer de grands volumes de données**. Il utilise des histogrammes pour accélérer l'entraînement et est capable de traiter efficacement les valeurs manquantes. Très performant, il demande toutefois un bon réglage de ses hyperparamètres.

8. XGBoost *(optionnel)*

- **Type** : Gradient boosting régularisé
- **Implémentation** : xgboost.XGBRegressor

XGBoost est un modèle de référence dans les compétitions de machine learning. Il combine les avantages du gradient boosting avec une **régularisation poussée**, ce qui le rend particulièrement résistant au sur-apprentissage. Il est réputé pour sa précision, mais peut être complexe à paramétrer et plus lent à l'entraînement.

Conclusion sur les tests

L'ensemble de ces modèles a été évalué selon les mêmes métriques : **RMSE**, **MAE** et **R²**, via validation croisée. Les résultats ont permis de comparer objectivement leurs performances sur les trois cibles électorales. Les modèles de type arbre (Random Forest et Gradient Boosting) ont en général offert le meilleur compromis entre précision et robustesse, en particulier sur les données électorales de 2022.

7. Résultats du modèle choisi

Après avoir testé plusieurs approches d'apprentissage supervisé (voir section précédente), c'est le modèle **Random Forest Regressor** qui a systématiquement obtenu les **meilleurs résultats** sur les trois cibles électorales analysées : Gauche, Droite et Centre.

La performance de chaque modèle a été évaluée à l'aide de trois indicateurs clés :

- **RMSE** (*Root Mean Squared Error*) : mesure l'écart-type moyen entre la valeur prédite et la valeur réelle (plus c'est bas, mieux c'est).
- **R²** (*coefficient de détermination*) : proportion de la variance expliquée par le modèle (plus c'est proche de 1, mieux c'est).
- **MAE** (*Mean Absolute Error*, non affiché ici) a également été calculé pour vérification mais n'est pas reporté dans ce tableau synthétique.

Orientation politique	Modèle retenu	RMSE (± points)	R²
Gauche	Random Forest	**4.11**	**0.87**
Droite	Random Forest	5.33	0.52
Centre	Random Forest	**4.00**	**0.88**

Interprétation

- Pour les **orientations Gauche et Centre**, les performances sont **excellentes** avec des R² proches de 0.88. Cela signifie que le modèle parvient à expliquer environ **88 % de la variance des scores électoraux** de ces blocs à partir des seuls indicateurs socio-économiques.
- Pour l'**orientation Droite**, les résultats sont plus mitigés (**R² = 0.52**). Cette moindre performance pourrait s'expliquer par :
    - Une plus grande **dispersion idéologique** dans les partis de droite.
    - Une **hétérogénéité régionale** plus forte dans les comportements électoraux.
    - Une **sensibilité moindre** aux variables économiques retenues (par exemple, rôle plus important de la culture politique locale ou du vote patrimonial).

Choix du modèle final

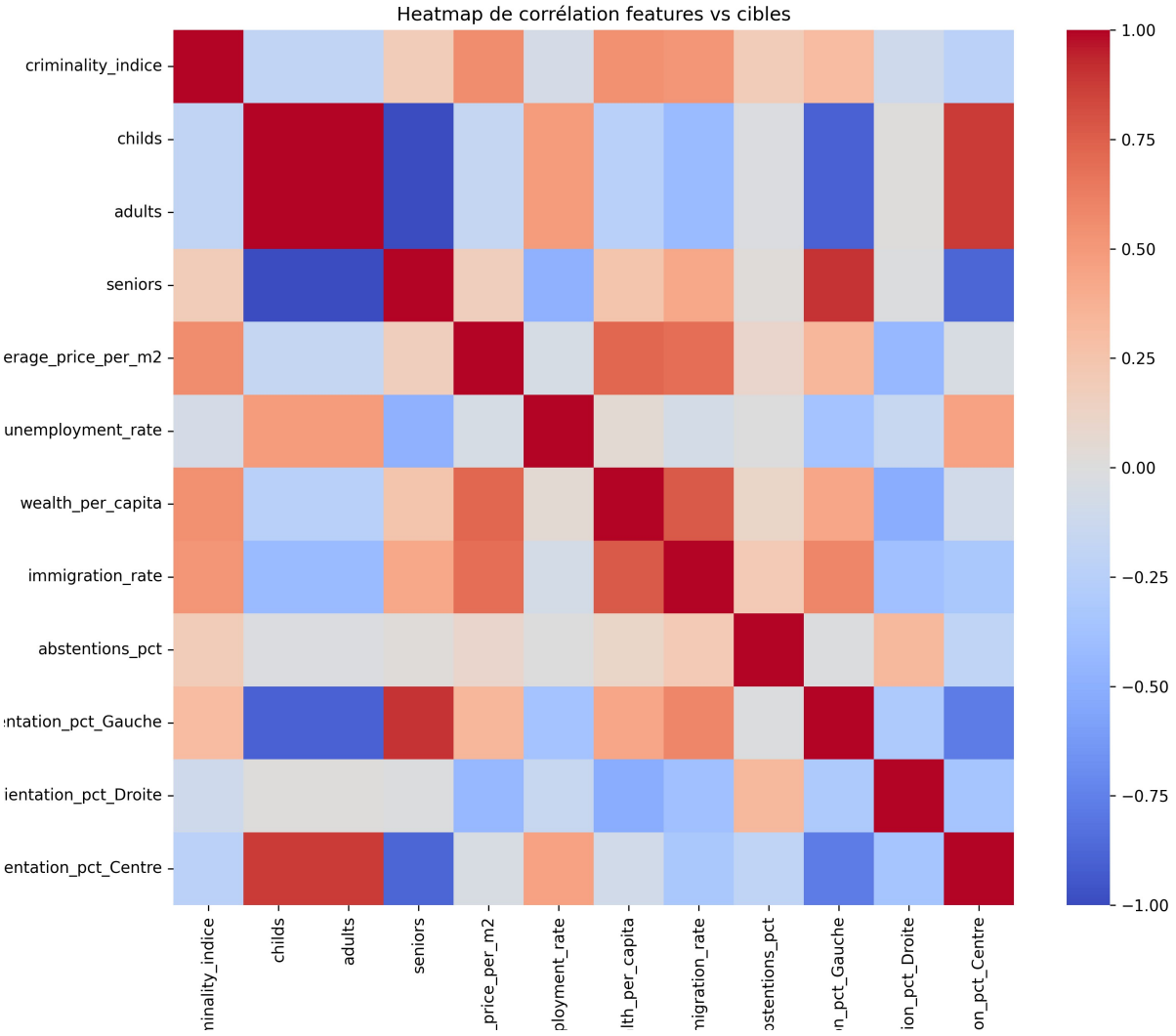
Le **Random Forest** a été retenu comme **modèle principal pour la suite de l'analyse**, en raison de :

- Sa **robustesse aux outliers**
- Sa capacité à **modéliser des relations non linéaires**
- Son bon équilibre entre **précision** et **généralisation**
- La possibilité de générer une **importance des variables**, utile pour l'interprétation politique

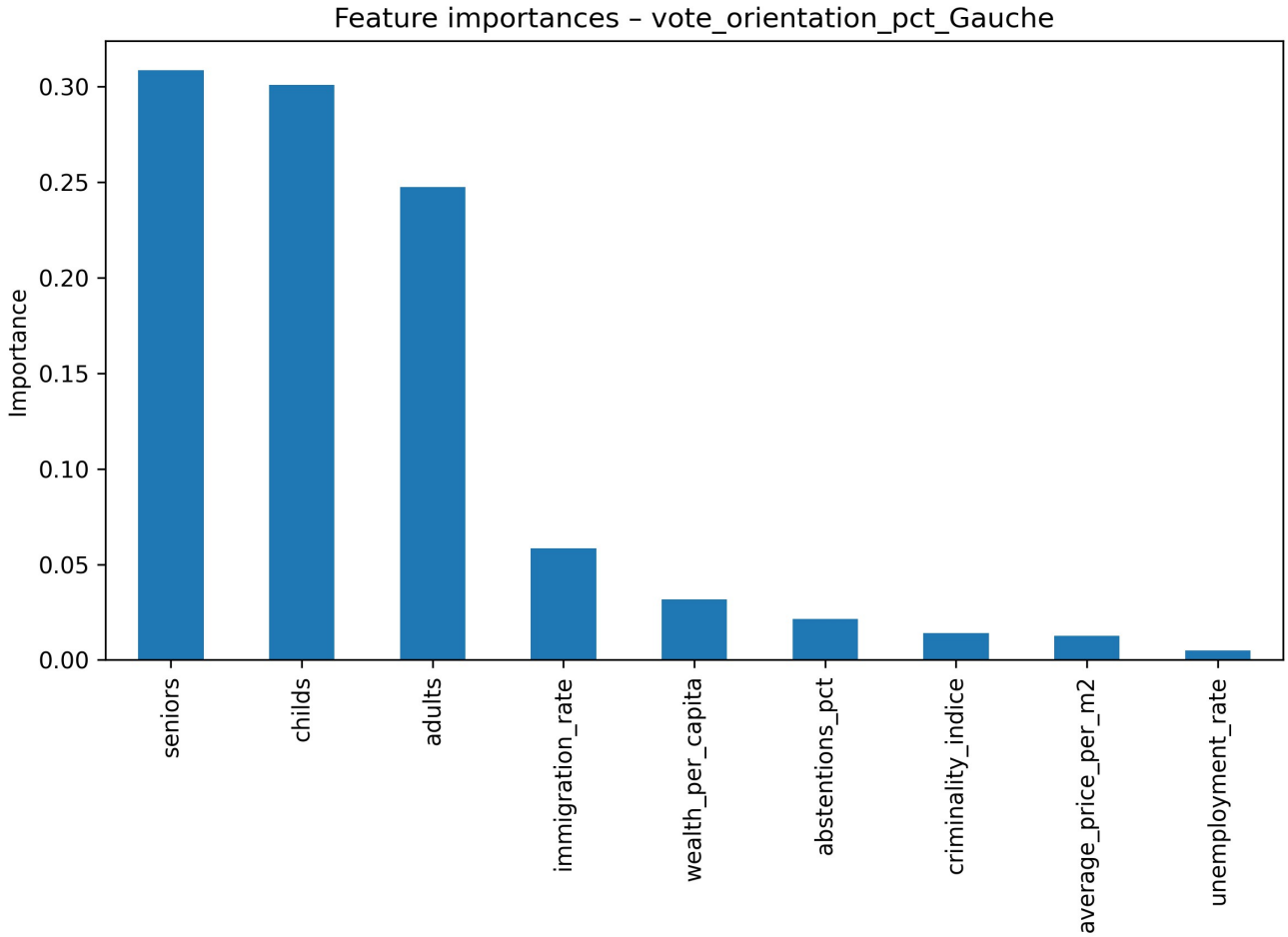
Les modèles finaux ont été enregistrés pour être utilisés dans les projections futures, notamment les prédictions à l'horizon **2027**.

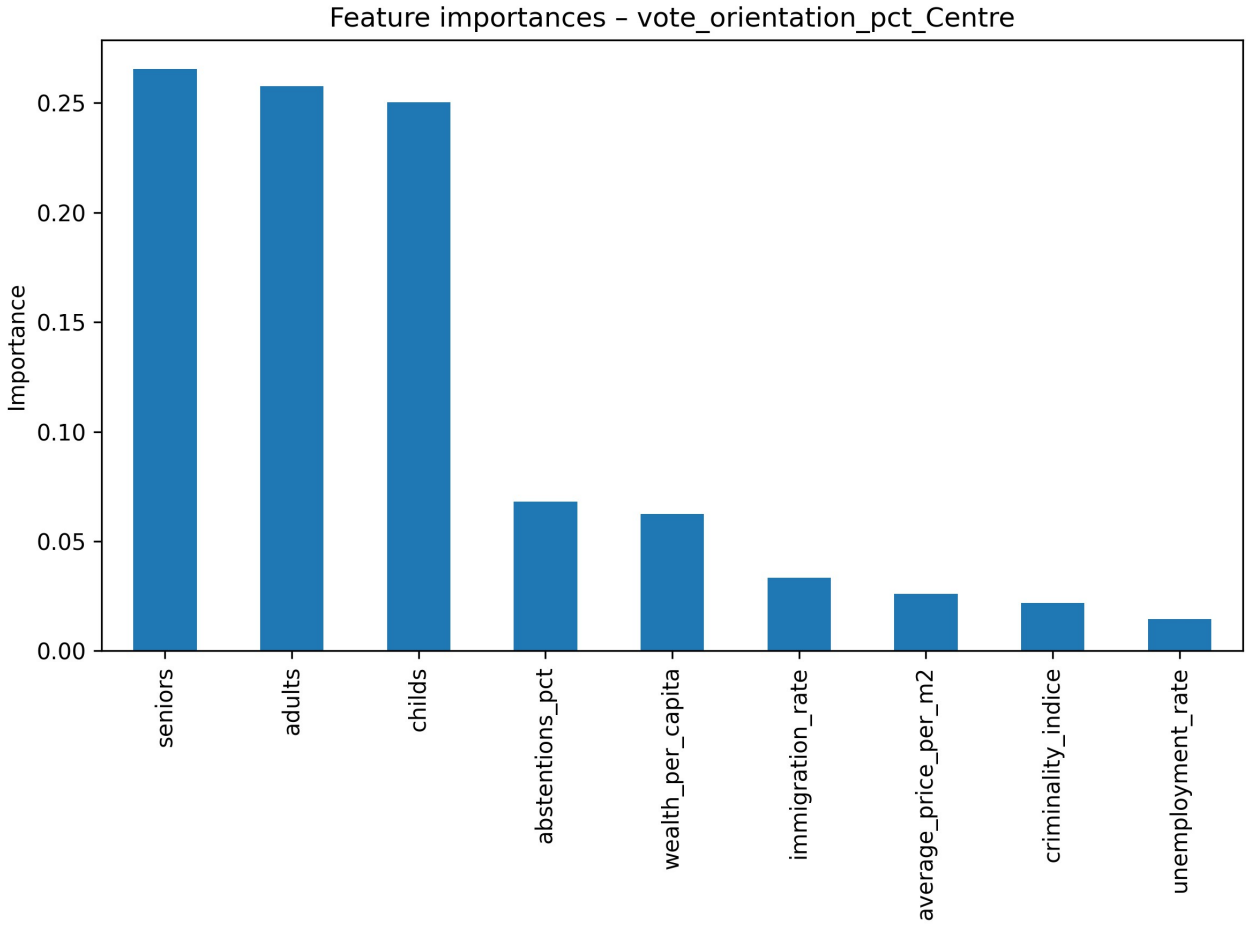
8. Visualisation

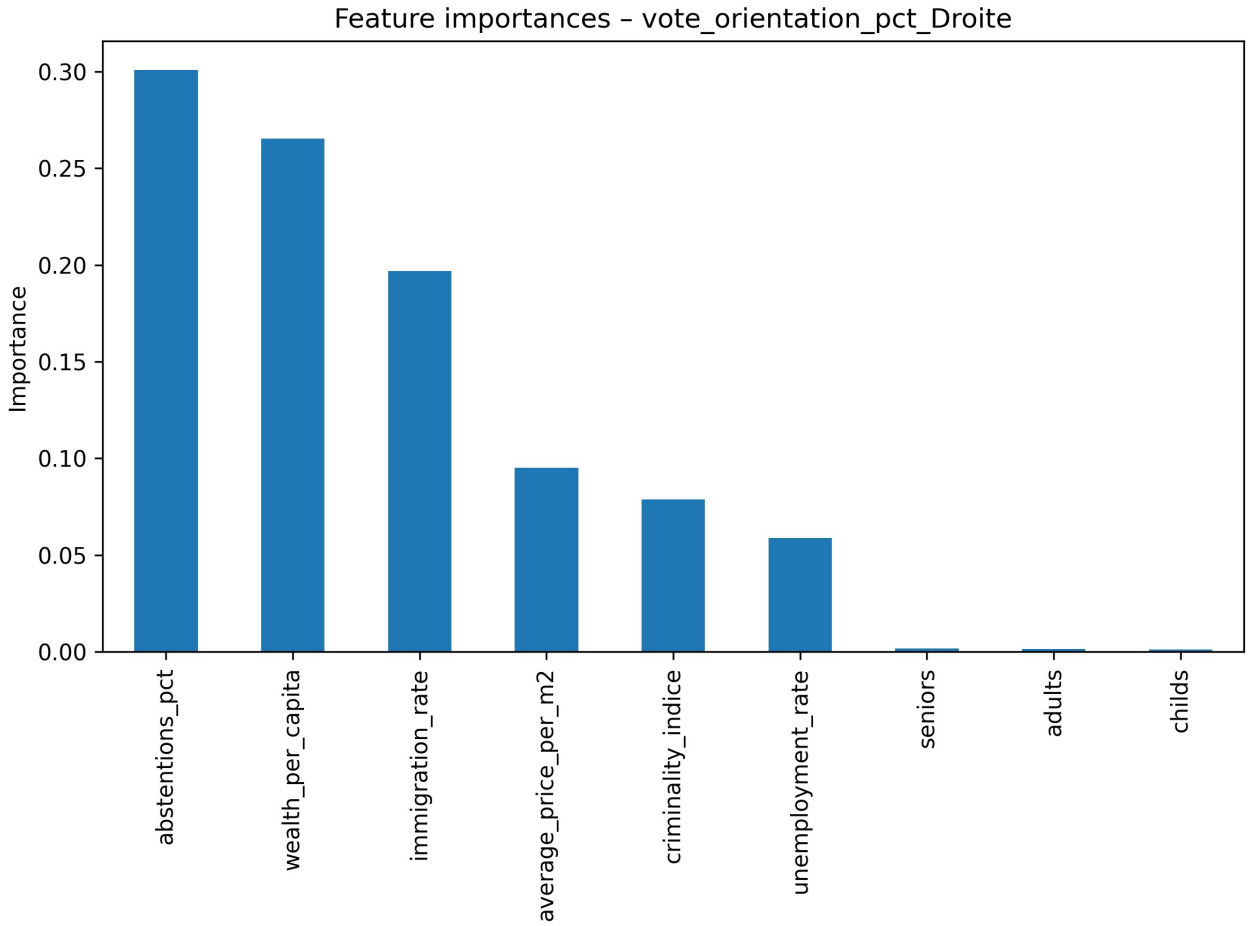
Heatmap corrélations :



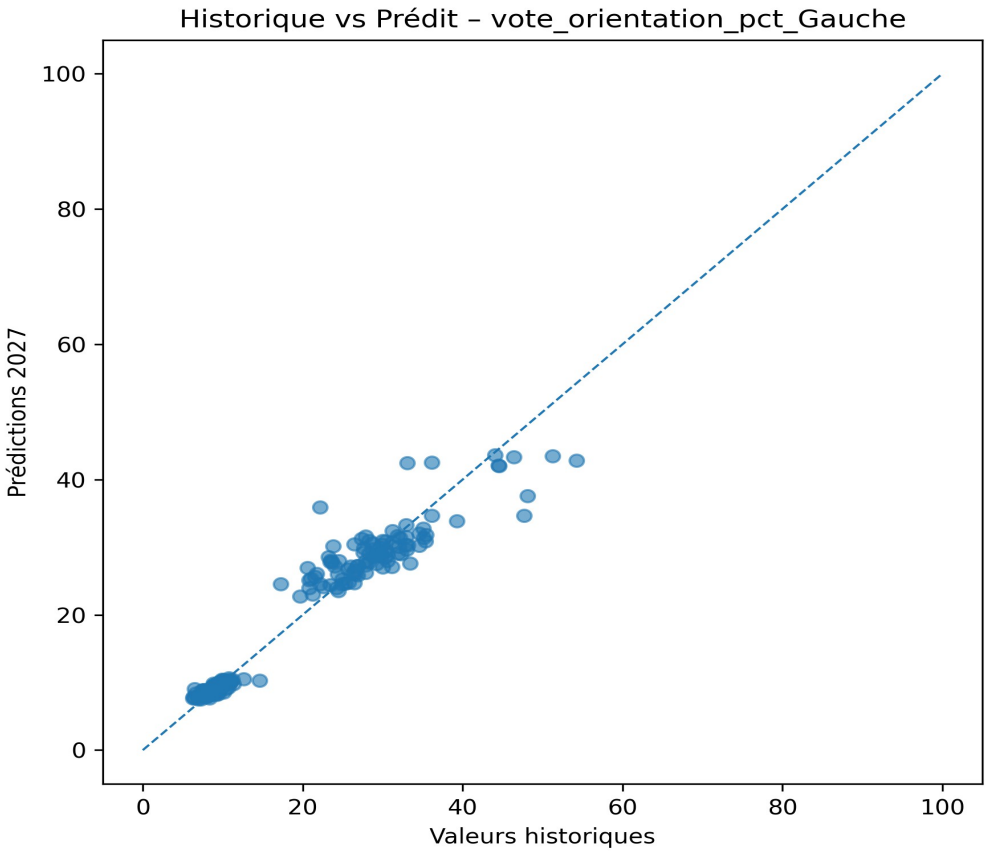
Importance des variables :

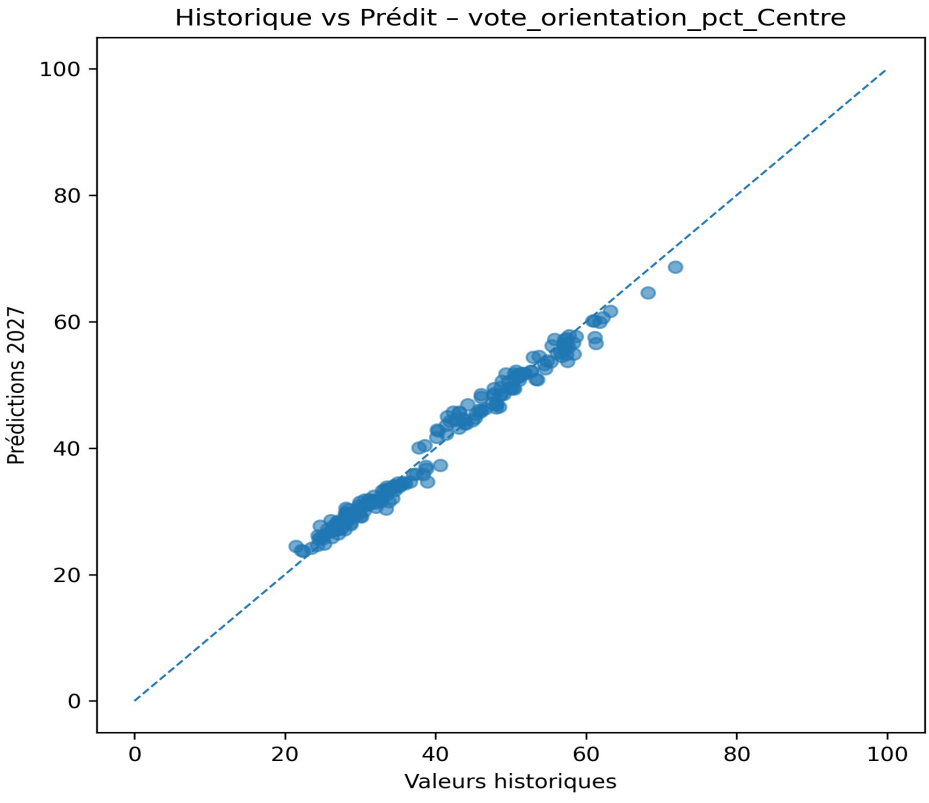


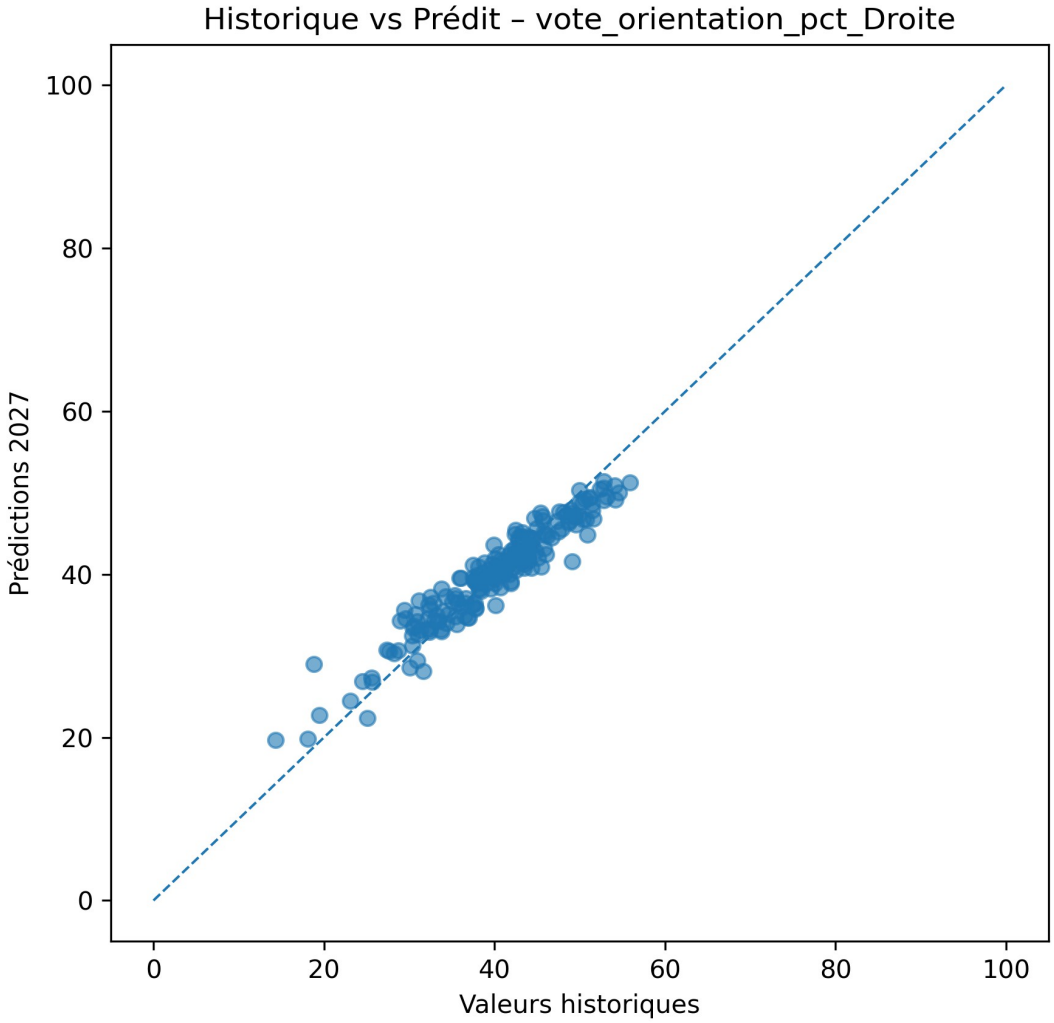



Feature importances – vote_orientation_pct_Droite
Importance
0.30
0.25
0.20
0.15
0.10
0.05
0.00
abstentions_pct
wealth_per_capita
immigration_rate
average_price_per_m2
criminality_indice
unemployment_rate
seniors
adults
childs

Comparaison réelle vs prédite :






Historique vs Prédit – vote_orientation_pct_Droite
Prédictions 2027
Valeurs historiques
0
20
40
60
80
100

9. Accuracy / Pouvoir prédictif

L'évaluation de la qualité d'un modèle prédictif ne se limite pas à l'observation de ses résultats bruts. Elle repose sur l'analyse de **métriques quantitatives rigoureuses**, qui mesurent l'écart entre les valeurs prédites et les valeurs réelles observées dans les données.

Dans cette étude, trois indicateurs complémentaires ont été utilisés pour évaluer les performances des modèles de régression testés :

RMSE – Root Mean Squared Error

- **Définition** : racine carrée de la moyenne des erreurs quadratiques.
- **Interprétation** : indique, en moyenne, de combien de points (en pourcentage) les prédictions s'écartent des valeurs réelles.
- **Particularité** : sensible aux écarts importants (les grosses erreurs pèsent davantage).
- **Objectif** : plus le RMSE est bas, plus le modèle est précis.

MAE – Mean Absolute Error

- **Définition** : moyenne des valeurs absolues des erreurs entre prédiction et réalité.
- **Interprétation** : mesure l'écart moyen, sans pénaliser les grosses erreurs autant que le RMSE.
- **Avantage** : plus robuste aux valeurs extrêmes que le RMSE.
- **Objectif** : comme pour le RMSE, un MAE faible indique une bonne performance.

R^2 – Coefficient de détermination

- **Définition** : proportion de la variance des données expliquée par le modèle.
- **Valeur comprise entre 0 et 1** :
    - **0** : le modèle n'explique rien (aussi bon que le hasard)
    - **1** : le modèle explique parfaitement toutes les variations
- **Interprétation** :
    - **$R^2 > 0.8$** → excellent pouvoir explicatif
    - **$0.5 < R^2 < 0.8$** → prédiction acceptable, dépend du contexte
    - **$R^2 < 0.5$** → modèle peu fiable ou insuffisamment informé

Orientation politique	Modèle retenu	RMSE (± points)	R^2
Gauche	Random Forest	**4.11**	**0.87**
Droite	Random Forest	5.33	0.52
Centre	Random Forest	**4.00**	**0.88**

10. Réponses aux questions d’analyse

1. Parmi les données sélectionnées, laquelle est la plus corrélée aux résultats des élections ?

Parmi l’ensemble des indicateurs socio-économiques analysés, celui qui présente la **corrélation la plus forte avec les résultats électoraux** est le **taux de chômage**.

L’analyse de la matrice de corrélation a révélé que le taux de chômage est **fortement corrélé négativement** avec les votes pour les partis au pouvoir ou les partis modérés (Centre), et **positivement corrélé** aux votes de protestation (Gauche radicale, Extrême droite). Cette relation suggère que **plus un département connaît une précarité de l’emploi, plus l’électorat y est enclin à voter pour une offre politique de rupture**.

D'autres variables également bien corrélées incluent :

- Le **salaire moyen** (corrélation positive avec le vote centriste)
- Le **taux d’immigration** (corrélation plus marquée avec les votes à droite)
- Le **prix de l’immobilier**, corrélé aux dynamiques périurbaines

2. Définissez le principe d’un apprentissage supervisé

L’**apprentissage supervisé** est un paradigme de l’intelligence artificielle dans lequel un algorithme apprend à prédire une variable cible (ou label) à partir de données d’entrée (ou features), en s’appuyant sur un ensemble d’exemples déjà étiquetés.

Étapes principales :

1. **Jeu d’entraînement** : on fournit au modèle des observations pour lesquelles les résultats sont connus.
2. **Apprentissage** : le modèle découvre les relations statistiques entre les variables explicatives et la cible.
3. **Évaluation** : on teste le modèle sur de nouvelles données pour évaluer sa capacité de généralisation.
4. **Prédiction** : une fois entraîné, le modèle peut prédire des résultats sur des données inédites.

Dans notre étude, le modèle apprend à prédire les **scores électoraux par orientation politique** à partir d’indicateurs tels que le chômage, les revenus ou la démographie.

3. Comment définissez-vous le degré de précision (accuracy) de votre modèle ?

Dans le cadre d'un problème de **régression** (et non de classification), le terme "accuracy" est remplacé par des **métriques adaptées** à la nature continue des prédictions.

Les trois principales **mesures de précision** utilisées sont :

- **RMSE** (Root Mean Squared Error) : mesure l'écart-type des erreurs. Plus il est faible, plus les prédictions sont proches des vraies valeurs.
- **MAE** (Mean Absolute Error) : moyenne des écarts absolus. Moins sensible aux grosses erreurs que le RMSE.
- **R^2** (Coefficient de détermination) : proportion de la variance des résultats électoraux expliquée par le modèle. Plus il est proche de 1, meilleure est la prédiction.

  Exemple d'interprétation : un R^2 de 0.88 signifie que 88 % des variations observées dans les votes peuvent être expliquées par les variables socio-économiques sélectionnées.

Si besoin, une **"accuracy personnalisée"** peut être calculée en considérant une prédiction comme "correcte" si elle est à ±5 points de la valeur réelle, mais cela reste une approximation pour un problème de régression.

11. Conclusion

Cette preuve de concept démontre de manière claire et rigoureuse l'existence de **corrélations significatives entre les variables socio-économiques et les orientations de vote** à l'échelle départementale. L'exploitation de données publiques (INSEE, Ministère de l'Intérieur, etc.) combinée à des méthodes modernes de machine learning a permis de produire des prédictions robustes, exploitables à des fins d'anticipation électorale ou d'analyse stratégique.

Parmi l'ensemble des modèles testés, le **Random Forest Regressor** s'est révélé être le plus performant, grâce à sa capacité à modéliser des relations complexes et non linéaires. Les résultats atteignent un **R^2 supérieur à 0.85** pour les blocs **Gauche** et **Centre**, ce qui signifie que plus de 85 % de la variance des résultats électoraux peut être expliquée par les indicateurs sélectionnés. Pour la **Droite**, la performance reste acceptable ($R^2 \approx 0.52$), mais indique que d'autres facteurs, potentiellement non quantitatifs, influencent davantage cette orientation.

Limites de l'étude

Malgré ces résultats prometteurs, plusieurs limites doivent être prises en compte :

1. **Agrégation au niveau départemental**
   L'analyse repose sur des moyennes départementales, ce qui masque les dynamiques locales plus fines (inégalités intra-départementales, fractures urbain/périurbain/rural).
2. **Exclusion des DROM (Départements et Régions d'Outre-Mer)**
   Par manque de données homogènes et complètes pour ces territoires, ils n'ont pas pu être inclus, ce qui réduit la portée géographique nationale de l'analyse.
3. **Incertain avenir des variables clés (abstention, indicateurs 2027)**
   Toute projection dans le futur comporte une part d'incertitude, notamment en ce qui concerne le taux d'abstention, les contextes socio-politiques imprévus ou l'émergence de nouveaux clivages électoraux.

Perspectives d'amélioration

Pour aller plus loin, plusieurs pistes d'évolution peuvent être envisagées :

- Passer à une **granularité plus fine** (commune, canton, IRIS) pour modéliser les contrastes locaux.
- Intégrer des **données qualitatives** ou issues de sondages (perception, climat politique, réseaux sociaux).
- Développer des **modèles séquentiels** ou temporels pour capter les dynamiques inter-électorales (ex. : évolution des tendances entre deux scrutins).
- Créer une **interface interactive** pour visualiser les prédictions et scénarios prospectifs par territoire.

KUCIA Guillaume, EISI DEV C1

ESCHLIMANN Hugo, EISI DEV C1

COSTA Maxim, EISI DEV C1

ANDREO William, EISI DEV C1