



HAL
open science

Évaluation de la performance énergétique du parc bâti à fine échelle dans une optique de massification des travaux et d'atteinte des objectifs nationaux

Marc Grossouvre

► To cite this version:

Marc Grossouvre. Évaluation de la performance énergétique du parc bâti à fine échelle dans une optique de massification des travaux et d'atteinte des objectifs nationaux. 2024. hal-04735350

HAL Id: hal-04735350

<https://hal.science/hal-04735350v1>

Submitted on 14 Oct 2024

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Évaluation de la performance énergétique du parc bâti à fine échelle dans une optique de massification des travaux et d'atteinte des objectifs nationaux

Marc Grossouvre^{1,2} sous la direction de Didier Rullière² et
la supervision de Jonathan Villot³

¹U.R.B.S. SAS ²Mines Saint-Etienne ; LIMOS - Univ. Clermont Auvergne
³Mines Saint-Etienne ; UMR 5600 EVS

8 octobre 2024, Institut Henri Fayol



Introduction

La performance énergétique des bâtiments : cadre réglementaire

Le projet de recherche : Problématique, objectifs, contraintes

Introduction

► La performance énergétique des bâtiments : cadre réglementaire

Le projet de recherche : Problématique, objectifs, contraintes

Mise en œuvre dans la réglementation française

Définition du Diagnostic de Performance Energétique (DPE)

- ▶ Pour un bâtiment ou une partie de bâtiment ;
- ▶ Pour un scénario d'utilisation standard du bâtiment ;
- ▶ En vue d'une classification pour comparer et évaluer.

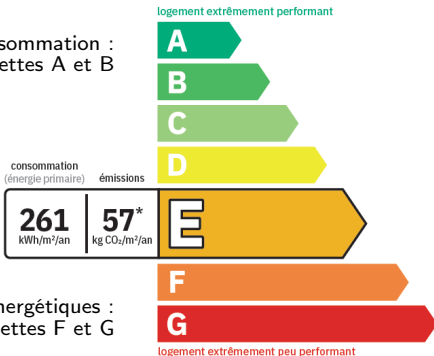


Article L126-26 du Code de la construction et de l'habitation

La vignette DPE

Performance énergétique et climatique

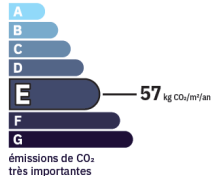
Basse consommation :
Etiquettes A et B



Passaires énergétiques :
Etiquettes F et G

* Dont émissions de gaz
à effet de serre

peu d'émissions de CO₂

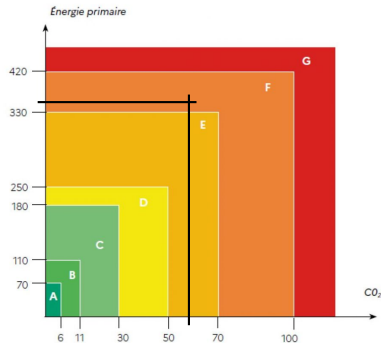


Une valeur numérique pour l'énergie et une pour les gaz à effet de serre.

Un double seuillage

Nouveaux double-seuils des étiquettes de performance énergétique

70	6	A
KWh/m ² .an	kg CO ₂ eq/m ² .an	B
110	11	C
KWh/m ² .an	kg CO ₂ eq/m ² .an	D
180	30	E
KWh/m ² .an	kg CO ₂ eq/m ² .an	F
250	50	G
KWh/m ² .an	kg CO ₂ eq/m ² .an	
330	70	
KWh/m ² .an	kg CO ₂ eq/m ² .an	
420	100	
KWh/m ² .an	kg CO ₂ eq/m ² .an	



Valeur la plus pénalisante entre étiquette énergie et étiquette GES.

Rénovation : des ambitions déçues

Loi Grenelle I (2009)

- ▶ Rénover 400 000 logements par an dès 2013.

Stratégie Nationale Bas-Carbone (2018-2019)

- ▶ Rénover tout le parc en Basse Consommation (BBC) ;
- ▶ Rénover 700 000 logements par an.

Échec des politiques publiques

- ▶ Objectifs jamais atteints.
- ▶ Moins de 10% des rénovations sont globales.

Introduction

La performance énergétique des bâtiments : cadre réglementaire

► Le projet de recherche : Problématique, objectifs, contraintes

Problématique

Le projet des décideurs

Augmenter le nombre de rénovations

Notre analyse

- ▶ Accompagner les propriétaires ;
- ▶ donc contacter les propriétaires ;
- ▶ donc localiser les passoires thermiques.

Atteindre les objectifs nécessite de connaître l'efficacité énergétique du parc bâti à fine échelle.

Estimation des DPE manquants

Objectif principal de notre recherche

Prédire l'efficacité énergétique des bâtiments sans DPE, avec la meilleure performance possible.

Hypothèses

- ▶ Présence d'informations suffisantes ;
- ▶ Existence d'un modèle adapté.

Prédire des informations utiles aux décideurs

Objectifs secondaires

- ▶ Modèle et indicateurs orientés pour détecter les passoires thermiques.
- ▶ Distribution des DPE prédits proche de la distribution réelle estimée par ailleurs.

Contraintes

Contrainte technique

Définir un modèle aussi explicable que possible.

Contraintes industrielles

- ▶ Prédications intégrables dans le logiciel ONB+ (Observatoire National des Bâtiments) commercialisé par U.R.B.S. ;
- ▶ Aide à la décision.



Plan de la présentation

Partie 1 : Le DPE, une information géolocalisée incertaine

Partie 2 : Un modèle de classification floue sous contrainte

Partie 3 : Une meilleure prédiction

Plan de la présentation

▶ **Partie 1 : Le DPE, une information géolocalisée incertaine**

Partie 2 : Un modèle de classification floue sous contrainte

Partie 3 : Une meilleure prédiction

Classification des modèles de prédiction de la performance énergétique

Classification

Type de modèle

Information requise

Échelle de validation

Physiques



Hybrides



Statistiques

Classification des modèles de prédiction de la performance énergétique

Classification	Type de modèle	Information requise	Échelle de validation
Physiques ↓	Modèle physique	Données de terrain	Bâtiment ou partie de bâtiment
Hybrides ↓			
Statistiques			

Classification des modèles de prédiction de la performance énergétique

Classification	Type de modèle	Information requise	Échelle de validation
Physiques	Modèle physique	Données de terrain	Bâtiment ou partie de bâtiment
↓	Archétype	Données de terrain	Quartier / Ville
Hybrides	+ Modèle physique	par archétype	
↓			
Statistiques			

Classification des modèles de prédiction de la performance énergétique

Classification	Type de modèle	Information requise	Échelle de validation
Physiques ↓	Modèle physique	Données de terrain	Bâtiment ou partie de bâtiment
Hybrides ↓	Archétype + Modèle physique	Données de terrain par archétype	Quartier / Ville
	Imputation statistique + Modèle physique	Bases de données nationales	Bâtiment / Quartier
Statistiques			

Classification des modèles de prédiction de la performance énergétique

Classification	Type de modèle	Information requise	Échelle de validation
Physiques	Modèle physique	Données de terrain	Bâtiment ou partie de bâtiment
↓	Archétype	Données de terrain par archétype	Quartier / Ville
Hybrides	+ Modèle physique		
↓	Imputation statistique	Bases de données nationales	Bâtiment / Quartier
	+ Modèle physique		
Statistiques	Modèle géostatistique	Bases de données nationales	Bâtiment

Références biblio : Manuscrit, Introduction 5.1

La base de données des DPE

- ▶ Les DPE sont localisés à l'adresse ;
- ▶ Le DPE devient donc une information géolocalisée.



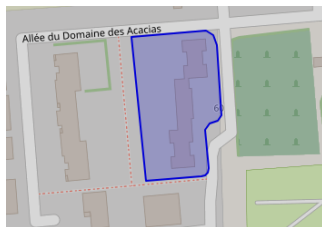
La base des DPE rend possible un apprentissage automatique de la performance énergétique des bâtiments.

▶ Les DPE sont appariés à d'autres BDD, travail de data fusion

Incertitudes de localisation

- ▶ 1 parcelle ;
- ▶ 5 maisons en bande ;
- ▶ Observations : 3 E et 2 D.

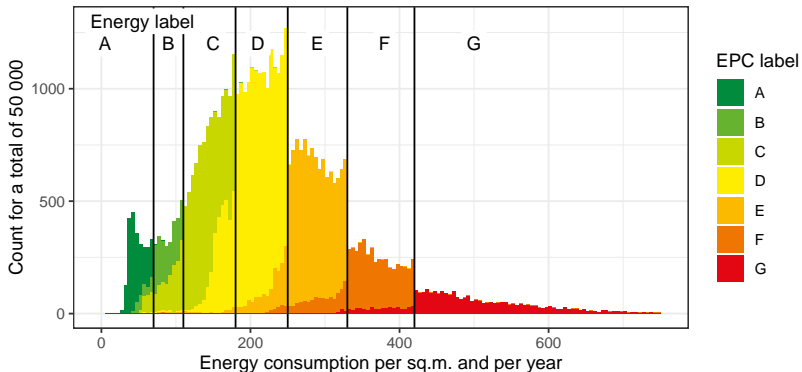
On ne sait pas quels sont les bâtiments observés sur la parcelle.



Le logement/bâtiment observé a une position incertaine.

L'incertitude augmente pour des données multi-échelles (INSEE).

Incertitudes de valeur : difficultés de prédiction



Effets de seuil, effets d'arrondis, sauts de discontinuités.

Le diagnostiqueur a une information incertaine.

Donc l'étiquette DPE est incertaine.

Mixture Kriging

- ▶ Prendre en compte incertitude de position et de valeur ;
- ▶ Prendre en compte les données multi-échelles (INSEE).

La consommation d'énergie est une distribution de mélange
Valeur aléatoire à une position aléatoire.

Le modèle prédictif est un modèle de krigeage

Prédictions : combinaisons linéaires optimales des valeurs observées.

Mixture Kriging

Hypothèses

- ▶ La variable de position aléatoire sur une parcelle est connue ;
- ▶ L'espérance de la consommation en tout point est connue ;
- ▶ La covariance entre les consommations en 2 positions est connue.

Équations de Mixture Kriging : covariances

Pour $Y(x)$ la consommation d'énergie au point x , on note :

$$k(x, x') = \text{Cov} [Y(x), Y(x')];$$

$$\mu(x) = \mathbb{E} [Y(x)]$$

Pour 2 parcelles g, g' où sont définies des positions aléatoires $X_g, X_{g'}$, la covariance entre les consommation d'énergie $Y(g)$ et $Y(g')$ peut s'exprimer :

$$\text{Cov} [Y(g), Y(g')] = \underline{\mathbb{E} [k(X_g, X_{g'})]} + \text{Cov} [\mu(X_g), \mu(X_{g'})]$$

$$\text{Cov} [Y(g), Y(g)] = \underline{\mathbb{E} [k(X_g, X_g)]} + \mathbb{V} [\mu(X_g)]$$

Équations de Mixture Kriging : prédictions

$$\hat{Y}(g) = \sum_{i=1}^n \alpha_i Y(g_i) = \boldsymbol{\alpha}^T \underline{Y}.$$

K la matrice de covariance de \underline{Y} .

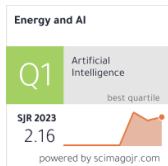
h_g le vecteur de covariance entre \underline{Y} et $Y(g)$

Si \underline{Y} est d'espérance nulle alors $\boldsymbol{\alpha} = K^{-1}h_g$ minimise l'erreur.

Généralisable au cas où \underline{Y} n'est pas d'espérance nulle.

Avec estimation de l'erreur de prédiction.

Publication



Grossouvre M., Rullière D., Villot J.,
*Predicting missing Energy Performance Certificates:
 Spatial interpolation of mixture distributions,*
Energy and AI, Elsevier, mai 2024.

- ▶ Présentations poster, COMINFO EMSE 2022, conférence MASCOTNUM 2022 à Clermont-Ferrand, journées de l'école doctorale EDSIS 2023 ;
- ▶ Présentation orale, Journées de la statistique de la SFDS (Société Française de Statistique), 2023, Bruxelles, Belgique ;
- ▶ Présentation orale, conférence Spatial Statistics 2023, Denver, Colorado ;
- ▶ Publication vidéo, Science Talks, décembre 2023 ;
- ▶ Présentation orale du package `mixkr1`, Rencontres R 2023, Avignon.

Bonne performance mais difficultés de passage à l'échelle 1/2

Test de Mixture Kriging en 2022 sur un quartier d'Angers

- ▶ Les valeurs prédites sont étalées, non pas concentrées sur la moyenne ;
- ▶ Le nombre de passoires thermiques détectées est significatif ;
- ▶ Le modèle accepte les observations répétées ;
- ▶ On envisage d'intégrer les données carroyées.

Bonne performance mais difficultés de passage à l'échelle

2/2

Le passage à l'échelle pour la ville de Strasbourg échoue

- ▶ Complexité du calcul de la matrice de covariance : Pour 1 000 observations de $60m^2$ habitables en moyenne, 1 point par m^2 : $1000^2 \times 60^2 = 3.6 \times 10^9$ covariances à calculer vs 10^6 si les parcelles sont réduites un seul point.
- ▶ Malgré un code en C++, 50 cœurs en parallèle, trop de modèles à tester pour optimiser les paramètres.
- ▶ La complexité explose si on inclut des données à une échelle supérieure (données socio-économiques carroyées).

Plan de la présentation

- ✓ Partie 1 : Le DPE, une information géolocalisée incertaine
- ▶ Partie 2 : **Un modèle de classification floue sous contrainte**
- Partie 3 : Une meilleure prédiction

Prédire une valeur numérique pour chaque étiquette

La classification floue : un supplément d'information

- ▶ Prédiction : Une distribution de degrés d'appartenance aux étiquettes.
- ▶ On veut conserver plus d'information dans la prédiction.

Etiquette DPE	A	B	C	D	E	F	G
Bâtiment 1	0.1	0.2	0.2	0.3	0.1	0.1	0
Bâtiment 2	0	0.1	0.1	0.3	0.2	0.2	0.1

L'étiquette la plus probable est D mais la probabilité que le bâtiment 2 soit une passoire thermique est plus haute pour le bâtiment 2.

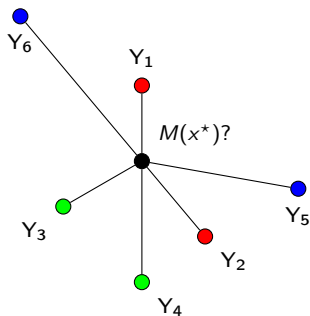
Tenir compte de l'information connue au niveau macro

- ▶ Le pourcentage des DPE de chaque étiquette sur un territoire peut-être estimé ;
- ▶ On veut contraindre le modèle pour que la distribution des étiquettes prédites sur le territoire soit la même que la distribution réelle.

Joint Kriging : hypothèses

- ▶ Chaque adresse est réduite à un point ;
- ▶ On prédit simultanément les 7 degrés d'appartenance aux étiquettes A à G ;
- ▶ La somme des degrés d'appartenance prédits est 1 ;
- ▶ On prédit simultanément tous les DPE d'un territoire ;
- ▶ La moyenne des degrés d'appartenance prédits sur un territoire est contrainte pour être égale à la distribution réelle des DPE sur ce territoire.

Joint Kriging : visualisation



$$Y_1 = Y_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix};$$

$$Y_3 = Y_4 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix};$$

$$Y_5 = Y_6 = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix}.$$

$$M(x^*) = 20\% \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} + \dots + 10\% \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.5 \\ 0.4 \\ 0.1 \end{pmatrix}$$

Les poids sont optimisés par une réduction d'erreur sous contraintes.

Joint Kriging : équations

\mathbb{Y} : matrice des observations (obs.) ;

\mathbb{K} : matrice de covariance des obs. ;

\mathbb{H} : matrice de covariance entre les obs. et les points à prédire ;

\mathbb{A} : matrice des poids appliqués aux obs. pour prédire.

$$\mathbb{A} = \mathbb{K}^{-1} \left(\mathbb{H} + \mathbf{1}_n \boldsymbol{\lambda}^\top + \mathbb{Y}^\top \boldsymbol{\lambda}' \boldsymbol{\pi}^\top \right)$$

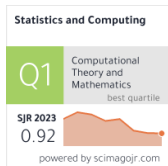
Multiplicateurs de Lagrange :

$$\boldsymbol{\lambda}' = \frac{1}{\gamma} \left(\frac{1}{\delta} \mathbf{u} \mathbf{u}^\top - \mathbb{Y} \mathbb{K}^{-1} \mathbb{Y}^\top \right)^{-1} \left(\mathbb{Y} \mathbb{K}^{-1} \mathbb{H} \boldsymbol{\pi} + \frac{1}{\delta} \mathbf{u} (1 - \mathbf{1}_n^\top \mathbb{K}^{-1} \mathbb{H} \boldsymbol{\pi}) - m \right) \in \mathbb{R}^p$$

$$\boldsymbol{\lambda} = \frac{1}{\delta} \left(\mathbf{1}_q - \mathbb{H}^\top \mathbb{K}^{-1} \mathbf{1}_n - \boldsymbol{\pi} \boldsymbol{\lambda}'^\top \mathbf{u} \right) \in \mathbb{R}^q$$



Publication



Rullière D., Grossouvre M., *A Joint Kriging Model with Application to Constrained Classification*, re-soumis après révision à **Statistics and Computing**, Springer

- Présentation poster, conférence CIROQUO (Consortium Industrie Recherche pour l'Optimisation et la QUantification d'incertitude pour les données Onéreuses), 2024, Saint-Etienne.

Joint Kriging : avantages et limites

Avantages

- ▶ Poids donnés par une formule exacte ;
- ▶ Modèle de covariance simple, calculs rapides ;
- ▶ Pas d'impact significatif sur la complexité des calculs en cas d'augmentation du nombre de variables d'entrée ou sortie ;
- ▶ Contrainte utilisable pour proposer des scénarios.

Limites

- ▶ Obligation de connaître tous les points à prédire avant le calcul
- ▶ Risque de prédire des degrés d'appartenance négatifs (peut-être évité en augmentant l'effet pépité) ;
- ▶ Mieux adapté à la classification floue que dure.

Plan de la présentation

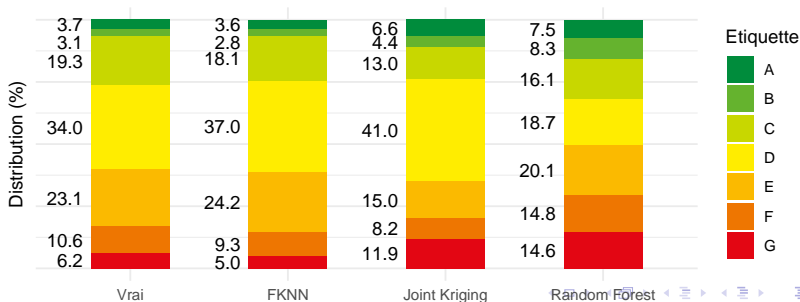
- ✓ Partie 1 : Le DPE, une information géolocalisée incertaine
- ✓ Partie 2 : Un modèle de classification floue sous contrainte
- ▶ Partie 3 : **Une meilleure prédiction**

Les degrés d'appartenance sont informatifs

- ▶ **Degré d'appartenance \sim Probabilité :**
 - ▶ Plus le degré d'appartenance à X est grand, plus la probabilité que le bâtiment soit de l'étiquette X est grande ;
 - ▶ Plus la somme des degrés d'appartenance aux étiquettes E, F et G est grande, plus le bâtiment risque d'être une passoire thermique (idem pour A, B et bâtiments basse consommation) ;
- ▶ On peut faire de la **classification dure** en choisissant l'étiquette qui a le plus grand degré d'appartenance.

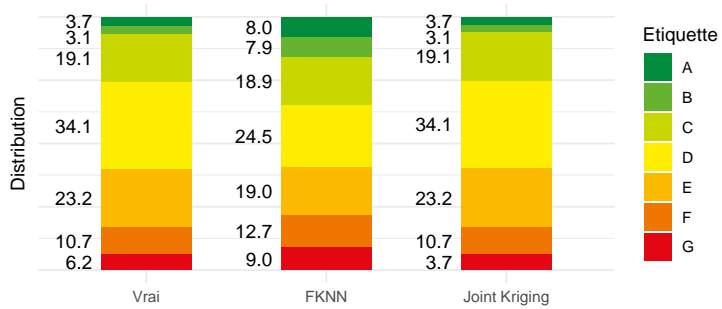
Classification dure

Indicateur	FKNN + SPSA	Joint Kriging	Random Forest
Balanced accuracy	0.358	0.383	0.451
Accuracy	0.409	0.387	0.371
Distance de Hellinger vrai - prédit	0.038	0.133	0.180
Erreur type I (FPR) AB	2.8%	7.6%	11.1%
Erreur type I (FPR) FG	9.7%	15%	22%



Classification floue

Indicateur	FKNN + SPSA	Joint Kriging	Random Forest
Balanced accuracy	0.269	0.434	N.A.
Accuracy	0.284	0.387	N.A.
Distance de Hellinger vrai - prédit	0.119	0.000	N.A.



Publication



Grossouvre M., Rullière D., Villot J.,
*Enhancing buildings' energy efficiency prediction
 through advanced data fusion and fuzzy classification,*
Energy and buildings, juin 2024.



Conclusion : bilan, limites et perspectives

Contributions scientifiques

- ▶ **Mixture Kriging** : un modèle flexible qui prend en compte l'incertitude sur les données d'entrée et de sortie, et inclut les données multi-échelles ;

- ▶ **Joint Kriging** : une classification floue sous contrainte en géostatistiques qui permet de contrôler la distribution des classes prédites.

Contributions industrielles

- ▶ Le caractère **géolocalisé** des DPE, ajouté aux covariables, permet de dépasser, au moins en partie, le manque d'information de terrain sur les bâtiments qui limite l'application d'un modèle physique ;
- ▶ La prédiction des DPE est améliorée par rapport au modèle utilisé par l'entreprise avant la thèse, avec une meilleure détection de passoires thermiques. **La Balanced Accuracy passe de 23% à 38%.**

Limites

- ▶ Les limites des **données d'entrée**, en qualité et quantité, notamment sur l'existence, ou pas, d'une rénovation ;

- ▶ La contrainte d'avoir un **modèle explicable**.

Perspectives

- ▶ La question de l'indicateur de rénovation ;
- ▶ Le post-traitement des degrés d'appartenance ;
- ▶ L'usage de réseaux de neurones ou d'autre modèles moins explicables.

Merci de votre attention !

Annexes

Un exemple de plus proches voisins

Maisons en Normandie.

Chauffées à l'électricité.

Construites au XIXe siècle.

Dans des carreaux de
revenu moyen similaire.

En monopropriété.

Ne sont pas en zone
prioritaire.



28 Rue Fernand Feron
76400 Ganzeville



17 pl. de la République
27740 Poses

Information manquante : à gauche, les fenêtres ont été rénovées.

La normalisation des variables

Exemple :

Surface habitable	Rang	Pseudo observation	Variable normalisée
17	1	1/8	-1.150
19	2	2/8	-0.674
32	3	3/8	-0.319
45	4	4/8	0.000
61	5	5/8	0.319
62	6	6/8	0.674
70	7	7/8	1.150

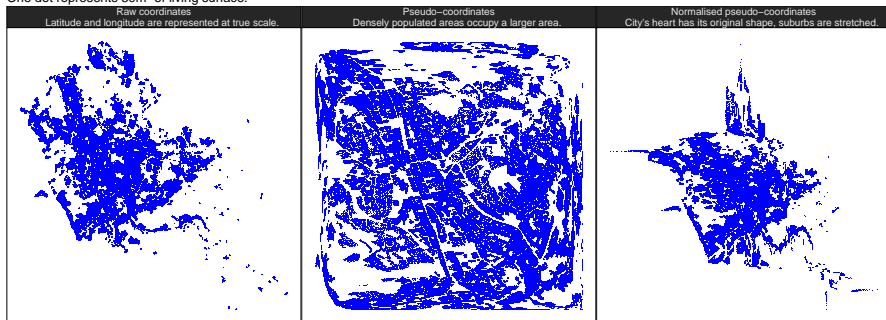
Propriétés

Invariante par transformation croissante ;

Éloigne les valeurs extrêmes ; Étale les zones denses.

Effet de la normalisation

Cartography of living areas in Saint-Étienne city
One dot represents 30m² of living surface.



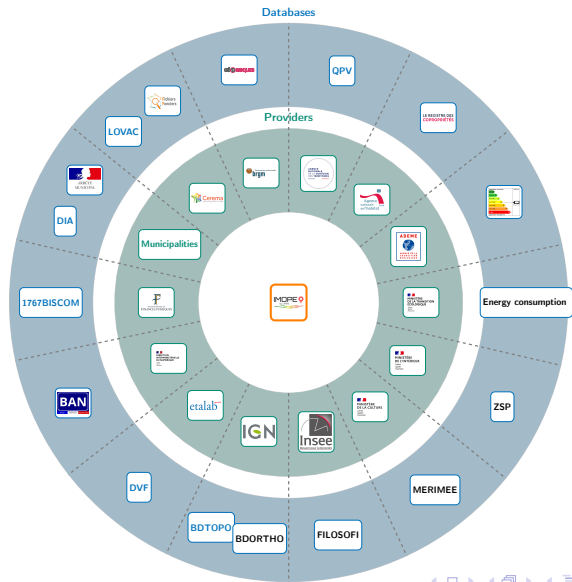
Vers un post-traitement des degrés d'appartenance ?

- ▶ Comment rendre lisibles les degrés d'appartenance ?
- ▶ Peut-on envisager de mettre à 0 les plus petites valeurs ?
- ▶ Quelle interprétation pour les valeurs non-mises à 0 , ?

Exemple : **Mise à 0 des degrés d'appartenance inférieurs à 1/7 parmi les 4 plus petits d'une prédiction..**

→ 86% des passoires thermiques se retrouvent avec un degré d'appartenance à F ou G non mis à zéro.

→ 29% des prédictions pour lesquelles un degré d'appartenance aux étiquettes F ou G n'est pas mis à 0 sont réellement des passoires thermiques.



Complexité calculatoire

	Mixture K.	Joint K.	KNN	RF
	n observations ; p var. d'entrée ; m points à prédire			
Paramètres	d pts/grain $d \approx 20$		k voisins $k = 3$	n' obs. par arbre p' var. par arbre B arbres
Covariance K	$O(d^2 n^2)$	$O(n^2)$		Apprentissage :
Inversion de K	$O(n^3)$			$O(Bn'p' \log(n'))$
Prédiction	$O(n \times m)$		$O(n \times m)$	$O(Bm \log(n'))$
$n =$	500	6 000	50 000	6 000
$m =$	250	10 000	50 000	10 000
$p =$	4		$20 \leq p \leq 40$	
Etape limitante	Covariance	Inversion	Prédiction	Apprentissage
Optimisation	Algo. génétique	Crible	Gradient stoch.	N.A.

Appels de la fonction de covariance pour Strasbourg

$n = 5\,000$; $m = 1\,000$; 1 point pour 50m² habitables.

Mixture K.

Joint K.

Apprentissage $4,4 \cdot 10^9$ appels $12,5 \times 10^6$ appels

Prédiction $1,8 \times 10^9$ appels 5×10^6 appels

Tue Values	Predicted values							Positive
	A	B	C	D	E	F	G	
A	933	189	231	343	237	64	30	2027
B	225	542	447	368	144	24	22	1772
C	205	348	4353	3227	1028	255	122	9538
D	219	184	2671	8558	3623	982	473	16710
E	134	79	890	3978	4312	1415	656	11464
F	53	27	306	1350	1849	1230	657	5472
G	49	15	148	676	918	689	522	3017
Predicted Positive	1818	1384	9046	18500	12111	4659	2482	50000

Table 1: Confusion matrix of the binarized KNN model, used for hard classification.

Matrices de confusion

Tue Values	Predicted values							Positive
	A	B	C	D	E	F	G	
A	120	18	4	27	10	11	16	206
B	39	56	17	32	7	3	8	162
C	89	86	423	360	103	35	50	1146
D	96	74	262	1092	284	100	173	2081
E	33	17	51	607	340	147	207	1402
F	16	5	15	233	109	137	108	623
G	3	7	5	113	44	56	152	380
Predicted Positive	396	263	777	2464	897	489	714	6000

Table 2: Confusion matrix of the binarized Joint Kriging model, used for hard classification.

Tue Values	Predicted values							Positive
	A	B	C	D	E	F	G	
A	147	36	4	6	10	7	14	224
B	27	115	20	8	15	2	4	191
C	56	173	513	192	131	64	58	1187
D	109	111	340	610	430	240	180	2020
E	67	48	69	221	436	284	249	1374
F	17	9	13	59	140	211	181	630
G	25	4	6	22	46	80	191	374
Predicted Positive	448	496	965	1118	1208	888	877	6000

Table 3: Confusion matrix of Random Forest hard classification.