

Analyse topologique des réseaux de chaleur nationaux

Topological analysis of French district heating networks

Martin BADET-RIALHE^{1,2*}, Aurore LOMET³, Laurent VUILLON², Boris NEROT¹,
Julien RAMOUSSE¹

¹LOCIE, Université Savoie Mont Blanc, CNRS, 73000 Chambéry, France

²LAMA, Université Savoie Mont Blanc, CNRS, 73000 Chambéry, France

³Université Paris-Saclay, CEA, Service de Génie Logiciel pour la Simulation,
91191, Gif-sur-Yvette, France.

*(auteur correspondant : martin.rialhe-badet@univ-smb.fr)

Résumé - Les réseaux de chaleur, qui peuvent chauffer des bâtiments plus efficacement et à moindre coût, se généralisent, s'étendent et évoluent. Il est alors nécessaire de mieux comprendre comment leurs topologies impactent leur flexibilité énergétique. La méthode proposée s'appuie sur la théorie des graphes pour développer des outils d'analyse topologique afin de caractériser, classifier et expliquer les topologies des réseaux. Les résultats montrent la pertinence de l'approche proposée - notamment des caractéristiques extraites - pour expliquer les réseaux de chaleur.

Abstract - District heating networks, which can heat building more efficiently at a lower cost, are multiplying, spreading, and evolving. It is then necessary to understand further how their topologies impact their energetic flexibility. The proposed method uses graph theory to develop topological analysis tools in order to characterise, classify and explain network topologies. Results show the proposed approach's relevance - in particular that of the extracted characteristics - to explain urban heat networks.

1. Introduction

Les besoins de chauffage représentent près des deux tiers de l'énergie consommée dans le secteur du bâtiment en France [1]. Dans ce contexte, les réseaux de chaleur émergent comme une solution prometteuse pour améliorer l'efficacité énergétique et réduire les émissions de gaz à effet de serre. Ces systèmes permettent de distribuer la chaleur produite de manière centralisée à plusieurs bâtiments, offrant ainsi une gestion plus efficace des ressources énergétiques. De plus, par le foisonnement, les pics de consommation individuels sont lissés à l'échelle du réseau, nécessitant une puissance installée proportionnellement moins importante. D'ailleurs, l'Union européenne émet des recommandations pour favoriser leur développement [2].

Les réseaux de chaleurs évoluent [3] notamment vers des températures plus basses pour permettre le raccordement de nouvelles sources de chaleur décentralisées, nécessitant une modification de leurs structures. Les réseaux ont aussi tendance à s'étendre, jusqu'à s'interconnecter parfois avec leurs voisins. Cette évolution mène à des topologies - des tracés - variés, parfois linéaires, maillés, dendritiques, qui impactent les façons de gérer les réseaux et leurs évolutions, en particulier du point de vue de la flexibilité dans le pilotage de ces systèmes pour assurer une adéquation entre ressources disponibles et demandes à chaque instant. Par exemple, la longueur - et donc le volume d'eau - d'un réseau impacte son inertie thermique et donc sa

capacité de déphasage temporel. Les réseaux maillés permettent une gestion des flux de chaleur en fonction des besoins thermiques locaux. Les réseaux plus ramifiés (dendritiques) couvrent plus complètement et efficacement leur territoire. Enfin, une grande diversité des sources de production assure une flexibilité accrue de la production.

Dans ce cadre, on s'intéresse à l'évolution des réseaux et à leur caractérisation par des indicateurs pertinents et objectifs. Pour répondre à cette problématique, cette caractérisation peut passer par la topologie des réseaux [4, 5]. Les auteurs dans [5, 6] proposent notamment une optimisation de nouveaux réseaux et des topologies souhaitables, mais ne développent pas l'analyse des topologies existantes.

Dans ce contexte, la méthode proposée dans cet article vise à caractériser, classifier et expliquer les topologies des réseaux de chaleur en s'appuyant sur la théorie des graphes qui offre des outils pour cette analyse topologique. Pour ce faire, sur la base de données réelles, des caractéristiques sont extraites (dimension fractale, nombre de boucles) qui sont ensuite utilisées pour classifier les réseaux.

2. Données

2.1. Sources des données

Ce travail se base sur les données en *open data* des réseaux de chaleur français : France Chaleur Urbaine [7] ; et les données locales de consommation de chaleur et de froid [8] publiées par le SDES. France Chaleur Urbaine est un projet d'innovation pour accélérer le raccordement des bâtiments aux réseaux de chaleur. Dans ce cadre, France Chaleur Urbaine recense les réseaux de chaleurs du territoire métropolitain, ainsi le plus souvent que leur tracé et diverses caractéristiques techniques comme la longueur ou l'année de création. Ces tracés sont utilisés dans l'analyse topologique, ainsi que la longueur et l'année de création. Au moment de l'obtention des données (2022), France Chaleur Urbaine recensait les tracés de 793 réseaux de chaleur. Le SDES (service des données et études statistiques) des ministères chargés de l'environnement, de l'énergie, de la construction, du logement et des transports met à disposition les données locales de consommation de chaleur et de froid, de 2018 à 2023. Pour l'année 2022, les données de 970 réseaux de chaleur et de froid sont renseignées.

2.2. Analyse des données

Dans les données locales de consommation de chaleur et de froid du SDES, certains gestionnaires de réseaux ont choisi de ne pas renseigner toutes leurs informations. D'autres données apparaissent avec la valeur "secret". Enfin, dans le détail des puissances installées par exemple, certains ont laissés vides les champs nuls. Ces données ont été triées pour distinguer les valeurs manquantes des valeurs nulles et exclure les réseaux dont les valeurs sont manquantes ou aberrantes. Les réseaux de froid ont aussi été écartés. Les deux jeux de données ont été regroupés en ne conservant que les réseaux en commun, pour un total de 442.

Les données du SDES distinguent 17 filières énergétiques différentes et précisent, pour chaque filière, la puissance installée, la production et le pourcentage de cogénération. Ces filières ont été préalablement regroupées en trois grandes catégories : énergies renouvelables et de récupération (ENR&R) pilotables ou non pilotables ; et énergies fossiles (supposées pilo-tables). Ce regroupement est motivé, pour le caractère pilotable, par les questions de flexibilité, et pour le caractère renouvelable, par les réglementations qui conditionnent les subventions à un taux d'ENR&R. La filière "chaudières électrique" est conservée à part. De plus, le nombre de

filières associées à une puissance installée non nulle, qui constitue un indicateur de la diversité des sources, a été évalué. Les données du SDES contiennent aussi le détail des consommations par filières, le nombre de points de livraison et le contenu en CO₂. Les données de FCU contiennent, en plus du tracé, la longueur, l'année de création, le taux d'ENR&R, le contenu en CO₂ et le type de fluide caloporteur. Ces données permettent de calculer d'autres indicateurs comme le taux de charge, la densité thermique linéique ou le rendement de distribution.

3. Méthodologie proposée

Ces données en l'état doivent être retravaillées. Les données géométriques du tracé des réseaux, en particulier, ne peuvent pas être exploitées par des algorithmes qui attendent en entrée des valeurs numériques.

L'approche retenue (figure 1) consiste à :

- à partir du tracé, extraire des indicateurs (la dimension fractale, le nombre de boucles, la longueur) qui caractérisent la topologie des réseaux ;
- classifier les réseaux parmi différentes topologies typiques ;
- par une approche causale, expliquer les liens entre ces topologies et les autres caractéristiques des réseaux.

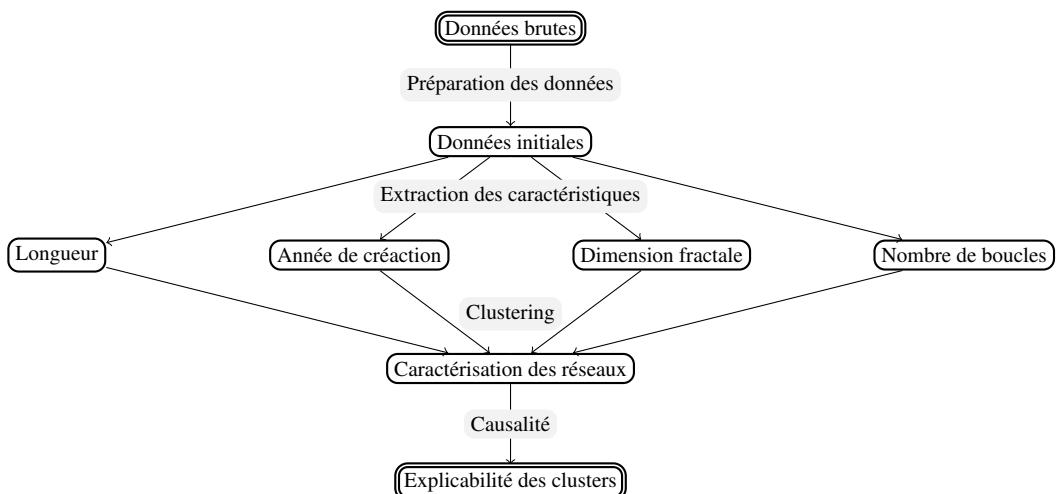


Figure 1 : La méthode proposée

3.1. Caractérisation des réseaux

Les tracés renseignés dans France Chaleur Urbaine sont approximatifs, en particulier aux intersections où les extrémités des traits peuvent dépasser de quelques millimètres, ou au contraire ne pas tout à fait toucher l'autre trait. Par ailleurs, il arrive que l'aller et le retour soient confondus ou distincts. On peut rencontrer les deux cas sur un même réseau.

Pour pallier ces imprécisions, le tracé des réseaux est pixelisé (Figure 2), et les indicateurs de la topologie des réseaux sont construits à l'aide de méthodes issues de l'analyse d'image. La longueur renseignée dans France Chaleur Urbaine est utilisée plutôt qu'une mesure moins fiable effectuée sur le tracé.

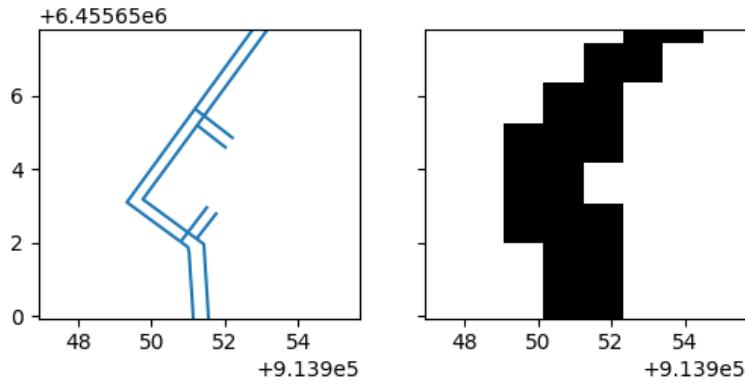


Figure 2 : Extrait du réseau de Grenoble en vue aérienne, dédoublé (à gauche) et pixelisé (à droite)

3.1.1. Dimension fractale

La dimension fractale, comprise entre 1 (dimension d'une droite) et 2 (dimension d'un plan), permet de qualifier le caractère ramifié et dendritique des réseaux, c'est-à-dire leur occupation de l'espace. Cette grandeur a été calculée par un algorithme de *box-counting* [9, 10]. À partir d'un carré englobant le réseau, à chaque étape, des carrés deux fois plus petits que les précédents sont construits (voir les figures 3 et 4). La dimension fractale est alors donnée par la pente de la droite approximante en échelle log-log du nombre de carrés remplis versus la longueur du côté des carrés.

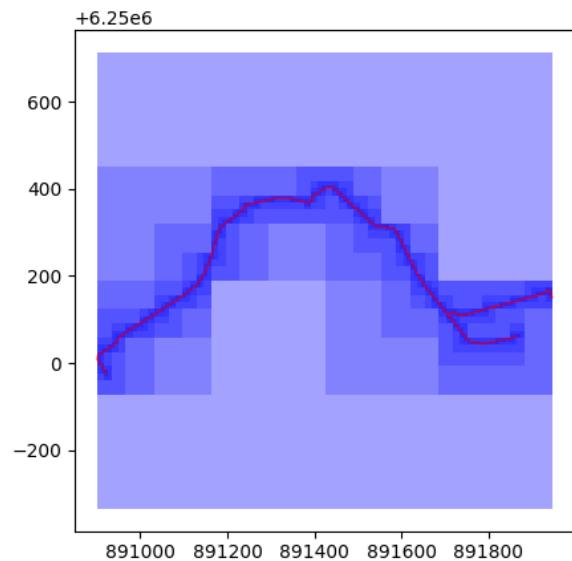


Figure 3 : Le réseau de Massileo, à Marseille, avec une dimension fractale de 1.01

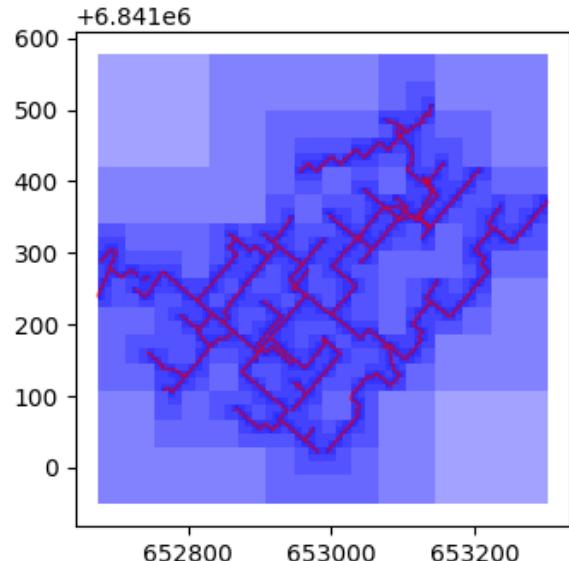


Figure 4 : Le réseau de Viry-Chatillon, avec une dimension fractale de 1.30

3.1.2. Nombre de boucles

Une boucle correspond à une zone entourée directement par le réseau. Le nombre de boucle a été calculé en comptant les composantes connexes du complémentaire du tracé pixelisé (à l'exception de l'extérieur), voir la figure 5.

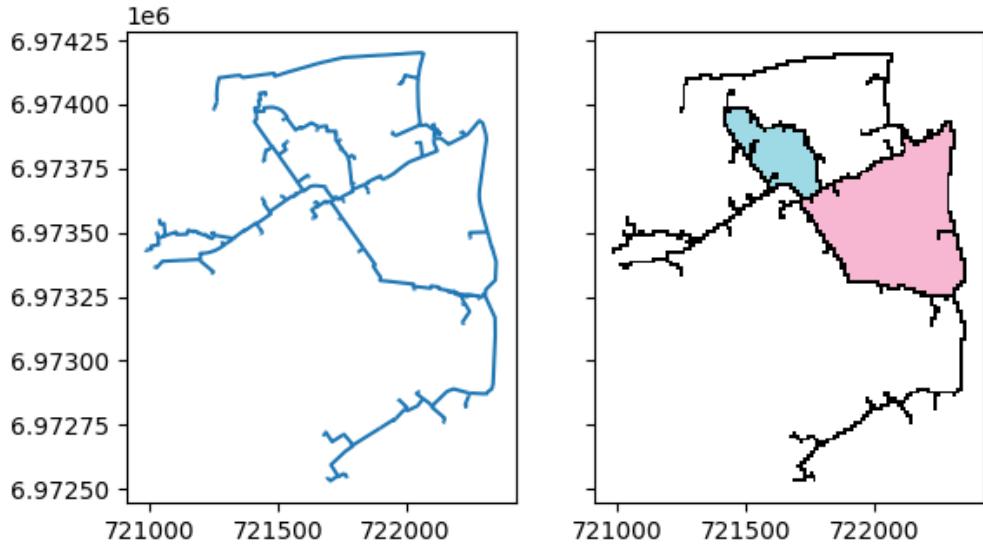


Figure 5 : Le comptage des boucles du réseau de Saint-Quentin, dans l'Aisne. Le complémentaire du réseau pixélisé compte 3 composantes connexes (une petite boucle au Nord-Ouest, en bleu, une plus grande à l'Est, en rose, et l'extérieur en blanc), donc deux boucles.

3.2. Classification des topologies

Le *clustering* des réseaux de chaleur en fonction de leur topologie permet de mieux comprendre leurs dynamiques et d'optimiser leur gestion. En étudiant les configurations, comme les structures en boucle, en ramifications ou leur dimension fractale, cette approche facilite l'identification de similarités et de schémas récurrents. Pour ce faire, un algorithme de *clustering*, *density-based spatial clustering of applications with noise* (DBSCAN) [11] a été sélectionné suivant les hypothèses issues des données : tout d'abord une absence d'hypothèse sur la nature des données et sur la forme ou le nombre des clusters, et ensuite une possibilité de réseaux atypiques, c'est-à-dire d'*outlier*.

Les quatre données topologiques utilisées pour le *clustering* sont la dimension fractale et le nombre de boucles tels que calculés précédemment, ainsi que la longueur et l'année de création renseignés directement dans France Chaleur Urbaine. Pour appliquer l'algorithme de *clustering* sur ces données d'ordre de grandeur et de distributions très différents, une *t-distributed stochastic neighbor embedding* (TSNE) [12] a d'abord été appliquée pour les représenter en deux dimensions. Le *clustering* a ensuite été appliqué dans ce nouvel espace.

3.3. Explicabilité des classes de topologies

L'analyse des réseaux de chaleur en fonction de leur topologie repose sur une approche explicative permettant de mieux comprendre leurs dynamiques et d'optimiser leur gestion. La causalité contribue à clarifier les mécanismes sous-jacents reliant les variables topologiques à leurs effets sur les réseaux. Contrairement à la corrélation, qui mesure uniquement une association statistique entre deux variables, la causalité établit des relations de cause à effet. Par exemple, une corrélation entre la densité des nœuds d'un réseau et ses pertes énergétiques ne garantit pas que l'un influence l'autre ; une approche causale, en revanche, permet d'analyser si et comment une modification de la densité impacte réellement ces pertes.

Les modèles causaux structuraux [13] combinent des équations structurelles, qui spécifient

les effets causaux de chaque variable, et un graphe causal, qui représente une interprétation causale d'un réseau bayésien. Ce graphe bayésien respecte la condition causale de Markov où chaque variable est indépendante de tous ses non-descendants causaux, à condition que ses causes directes soient prises en compte. Un graphe causal dirigé acyclique est noté $G = (V, E)$, où V désigne l'ensemble des nœuds (variables) et E les arêtes représentant les liens causaux entre ces variables. L'algorithme de Peter-Clark (PC) [14] vise à apprendre le graphe causal G à partir de données. Pour ce faire, il utilise l'hypothèse de fidélité liée à la condition de Markov qui permet de retrouver les liens causaux à partir des indépendances conditionnelles. De plus, cet algorithme repose sur l'hypothèse de suffisance causale : l'absence de cause commune cachée.

4. Résultats

4.1. Résultats de la classification

Les hyperparamètres de DBSCAN sont optimisés par un *grid search* (figure 6), en cherchant à minimiser le nombre d'éléments non classés (*outliers*) et le nombre de *cluster* tout en maximisant le nombre de gros cluster (plus représentatifs afin de s'assurer de la représentativité des *clusters* obtenus) et le Silhouette score (rapport entre la distance intra-classe et la distance inter-classe, mesurant de -1 à 1 ainsi la compacité des *clusters* obtenus). Le *clustering* obtenu (figure 7) présente alors 18 clusters hors *outliers*, dont 7 gros *clusters* de plus de 30 réseaux, pour 34 *outliers* et un Silhouette score de 0.49.

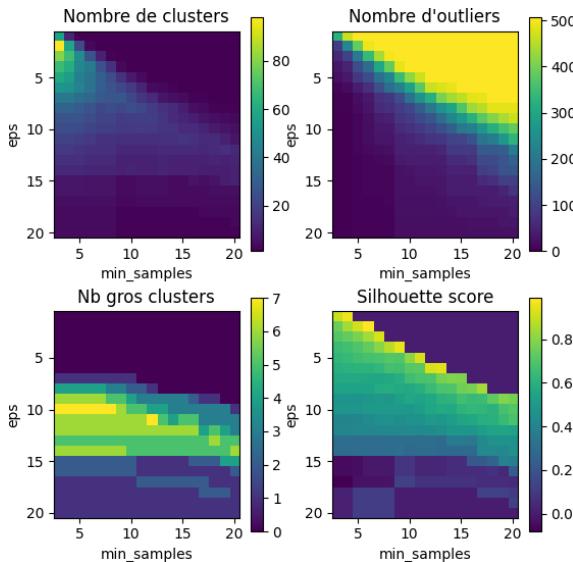


Figure 6 : Grid-search pour *min_samples* et *eps*

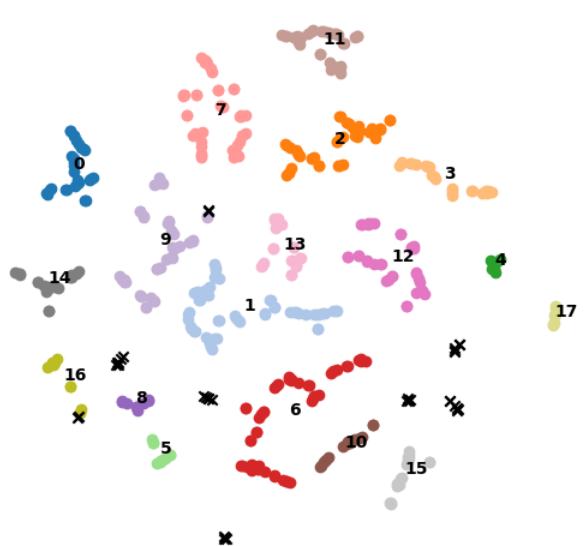


Figure 7 : Clusters dans l'espace de la TSNE, les outliers sont représentés par des croix

Il apparaît par leurs moyennes et leurs écart-types dans chaque *cluster* (tableau 1) que la longueur, l'année de construction et le nombre de boucles ont joué une place prépondérante dans la TSNE et donc le *clustering*, alors que la dimension fractale semble plus aléatoirement répartie, avec une moyenne et un écart-type par *cluster* semblables à la moyenne et l'écart-type global sur l'ensemble des réseaux.

Certains *clusters* ont une signification rapidement identifiable, comme le *cluster* 3 qui regroupe de très vieux réseaux plutôt dendritiques. Certaines distinctions peuvent questionner, comme les *clusters* 5 et 8, très proches dans l'espace de la TSNE et qui regroupent les réseaux

Cluster	Longueur		Dim frac		Année		Nb boucles		Effectif
	\bar{x}	σ	\bar{x}	σ	\bar{x}	σ	\bar{x}	σ	
0	3.86	3.85	1.14	0.07	1999	4.29	0.96	1.97	29
1	8.12	2.64	1.14	0.04	2015	3.24	0.67	1.44	56
2	18.58	3.80	1.19	0.05	1969	2.27	6.10	7.86	41
3	10.78	4.37	1.19	0.06	1961	3.95	2.10	1.92	23
4	5.04	0.11	1.12	0.05	1970	0.58	0.14	0.38	8
5	1.11	0.36	1.09	0.05	2020	0.52	0.00	0.00	10
6	10.01	5.72	1.16	0.05	1981	5.59	1.64	2.20	50
7	7.52	1.90	1.17	0.06	1970	0.51	1.87	2.08	45
8	3.04	1.01	1.11	0.07	2020	0.76	0.00	0.00	9
9	2.54	0.98	1.12	0.05	2013	1.75	0.13	0.34	42
10	3.08	0.29	1.13	0.04	1970	0.58	0.00	0.00	16
11	68.08	95.37	1.23	0.05	1964	9.40	19.93	33.72	31
12	2.55	0.96	1.14	0.06	2009	1.30	0.23	0.62	36
13	29.39	13.39	1.19	0.07	2011	12.17	5.00	5.79	21
14	1.00	0.20	1.09	0.05	2015	0.39	0.00	0.00	20
15	2.03	0.13	1.13	0.08	1970	0.00	0.13	0.35	16
16	0.95	0.25	1.15	0.06	2018	0.84	0.00	0.00	11
17	1.00	0.00	1.11	0.07	1970	0.00	0.00	0.00	8
Outliers	2.42	1.01	1.12	0.07	1992	22.65	0.33	0.55	34
Global	10.99	28.41	1.14	0.06	1992	21.93	2.46	9.83	506

Tableau 1 : Moyenne et écart-type des caractéristiques topologiques, par cluster

les plus récents, même si l'un contient des réseaux plus courts (en moyenne 1km contre 3km). Enfin, le *cluster* 11 comprend les réseaux les plus longs, intuitivement ceux des grandes villes (notamment celui de Paris), avec le plus de boucles, et parmi les plus vieux. Il est alors difficile de déterminer les caractéristiques principales et celles qui sont responsables des autres, d'où l'intérêt de la méthode causale.

4.2. Résultats de la méthode causale

Ce graphe (figure 8) indique la direction du lien causal entre la longueur, l'année de construction et le classe attribuée (les flèches dirigées indiquent que la longueur et l'année causent la classe, ce qui est cohérent puisque le *clustering* - qui a déterminé la classe - s'est basé sur la longueur et l'année par le biais de la TSNE). Il indique aussi des liens entre le nombre de boucles, la longueur et la dimension fractale, mais l'algorithme n'a pas réussi à déterminer leur sens (les traits sans flèches indiquent une corrélation, sans qu'on ait pu déterminer si l'une des données cause l'autre et laquelle, ou si elles ont une cause commune cachée).

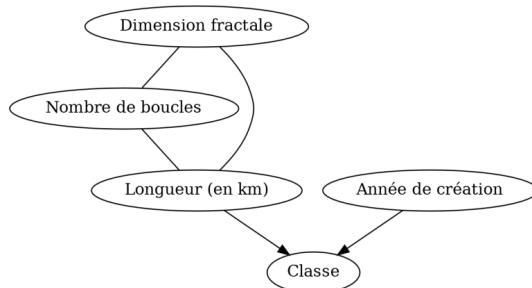


Figure 8 : Graphe causal des caractéristiques topologiques et des classes identifiées

Ces résultats sont cohérents et montrent la pertinence de la méthode causale, qui pourra être appliquée à comprendre l'impact que l'appartenance d'un réseau à une classe topologique peut avoir sur ses caractéristiques énergétiques, et réciproquement, dans de prochains travaux.

5. Conclusion

Cet article propose une approche issue des mathématiques appliquées pour mieux comprendre les topologies des réseaux de chaleur. À partir de données en libre accès, des indicateurs topologiques ont été extraits puis classifiés par des méthodes de *clustering*. Une première analyse causale sur ces *clusters* a révélé la pertinence des outils causaux pour poursuivre l'analyse de ces données en vue d'évaluer la flexibilité des réseaux. Les perspectives de poursuite de notre travail consistent à calculer des indicateurs de flexibilité (diversité des sources et de la demande, inertie thermique du réseau, possibilité de pilotage de la distribution) puis pousser l'analyse causale - possiblement avec un autre algorithme de découverte causal qui supporte la présence de causes communes cachées - et raffiner les indicateurs topologiques pour affiner le *clustering* pour répondre aux enjeux de décarbonation des territoires grâce aux flexibilités intrinsèques de ces systèmes à l'aide de la théorie des réseaux.

Références

- [1] ADEME, Avis technique ADEME : Décarbonation du chauffage, <https://librairie.ademe.fr/industrie-et-production-durable/6976-avis-technique-ademe-decarbonation-du-chauffage.html>, Consulté le 21/01/2025
- [2] Recommandation (UE) 2024/2395 de la Commission du 2 septembre 2024 définissant des lignes directrices pour l'interprétation de l'article 26 de la directive (UE) 2023/1791 du Parlement européen et du Conseil en ce qui concerne l'approvisionnement en chaleur et en froid, JOUE L 239, 9 septembre 2024.
- [3] Lund H., Werner S., Wiltshire R., Svendsen S., Thorsen J. E., Hvelplund F., Mathiesen B. V., 4th Generation District Heating (4GDH) : Integrating smart thermal grids into future sustainable energy systems, *Energy*, Volume 68, 2014, Pages 1-11.
- [4] Murphy M., Allen A., Henze G., Long N., Optimal environmental and economic performance trade-offs for fifth generation district heating and cooling network topologies with waste heat recovery, *Energy Conversion and Management*, Volume 309, 2024.
- [5] Sommer T., Sulzer M., Wetter M., Sotnikov A., Mennel S., Stettler C., The reservoir network : A new network topology for district heating and cooling, *Energy*, Volume 199, 2020.
- [6] Wack Y., Baelmans M., Salenbien R., Blommaert M., Economic topology optimization of District Heating Networks using a pipe penalization approach, *Energy*, Volume 264, 2023.
- [7] France Chaleur Urbaine, Faciliter les raccordements aux réseaux de chaleur, <https://france-chaleur-urbaine.beta.gouv.fr/>, Consulté le 14/10/2024
- [8] SDES, Données de consommation et de points de livraison d'énergie à la maille commune - chaleur et froid, <https://www.statistiques.developpement-durable.gouv.fr/catalogue?page=dataset&datasetId=6102491997d9292269ce2d70>, Consulté le 14/10/2024
- [9] Hui Hou et al. "Electric power network fractal and its relationship with power system fault". Dans : *Tehnicki Vjesnik* 22.3 (2015), p. 623-628.
- [10] Yousra Sidqi et al. "Comparing fractal indices of electric networks to roads and buildings : The case of Grenoble (France)". Dans : *Physica A : Statistical Mechanics and its Applications* 531 (2019), p. 121774.
- [11] Martin Ester et al. "A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise". In : *kdd*. T. 96. 34. 1996, p. 226-231.
- [12] Colange, B.; Vuillon, L.; Lespinats, S.; Dutykh, D. MING : An interpretative support method for visual exploration of multidimensional data. *Information Visualization*, 21(3), (2022), 246-269. <https://doi.org/10.1177/14738716221079589>
- [13] Judea Pearl. *Causality*. Cambridge university press, 2009.
- [14] Spirtes, P., Glymour, C. N., Scheines, R., Heckerman, D. (2000). *Causation, prediction, and search*. MIT press.

Remerciements

Ce travail a été financé dans le cadre du projet FlexTASE du programme PEPR TASE, financé par France 2030 (n° ANR 22-PETA-0009).