

ANALYSE DER DEUTSCHEN WÄRMENETZLANDSCHAFT DURCH ANWENDUNG VON K-MEANS-CLUSTERING

Felix FROMME*¹, Christoph GOETSCHKES¹

Mit über 4 000 Wärmenetzen, 35 000 km Trassenlänge und rund 1,3 Millionen versorgten Gebäuden, verfügt Deutschland über eine ausgeprägte Wärmenetzlandschaft [1]. Individuelle Wärmenetze reichen dabei von kleinen Nahwärmelösungen bis hin zu großstädtischen Fernwärmenetzen. Neben dem Neubau wird auch der Ausbau und die vollständige Dekarbonisierung bestehender Wärmenetze bis 2045 politisch forciert. Geeignete Transformationsmaßnahmen können sich jedoch je nach Netz erheblich unterscheiden. Ziel dieser Arbeit ist daher die Analyse der deutschen Wärmenetzlandschaft und systematische Identifizierung repräsentativer Netztypen auf Basis von Realdaten, welchen geeignete Transformationsmaßnahmen zugeordnet werden können.

Wärmenetze werden bereits in diversen Arbeiten klassifiziert. In der Studie des Umweltbundesamtes [2] werden acht Wärmenetzklassen nach Leitungslänge, Erzeugungsportfolio und Siedlungsstruktur definiert. Die Klassen basieren nicht auf einer systematisch angelegten Datenerhebung und sollen primär der Ableitung beispielhafter Transformationspfade dienen. Eine weitere Klassifizierung stellt das Generationenmodell nach Lund et al. [3] dar. Die Forschenden ordnen Wärmenetze unter Beachtung von Kriterien wie dem Jahr der Errichtung, Temperaturniveau, Leitungs- und Erzeugertechnologien in vier verschiedenen Generationen. Ziel der Studie ist eher die historisch-konzeptionelle Systematisierung von Wärmenetzen und die Abteilung technischer Anforderungen für Netze der 4. Generation. Triebs et al. [4] teilen die Deutsche Wärmenetzland mit Hilfe von hierarchisch agglomerativem Clustering in acht Wärmenetztypen ein. Das Clustering basiert auf einer Datenbasis von 82 deutschen Wärmenetzen mit Erzeugerleistungen > 50 MW_{th} und relativen Clusterattributen mit starkem Fokus auf die Erzeugerstruktur wie bspw. Anteile verschiedener Wärmeerzeuger oder Strom-zu-Wärmeverhältnisse der KWK-Anlagen. Absolute Kenngrößen, Kriterien der Verbrauchsstruktur und kleinere Wärmenetze < 50 MW_{th} bleiben unberücksichtigt.

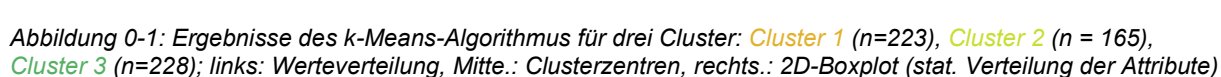
Als Datenbasis wird in dieser Arbeit die Preistransparenzplattform Fernwärme herangezogen. Diese deckt mit rund 680 gelisteten Wärmenetzen über 50 % des deutschen Wärmenetzabsatzes ab und stellt damit die größte öffentlich einsehbare Datenbank deutscher Wärmenetze dar [5]. Als Clustermethode wird der k-Means-Algorithmus ausgewählt, welcher sich insbesondere durch seine rechnerische Effizienz und Skalierbarkeit bei größeren Datenmengen auszeichnet [6]. Die für den Algorithmus herangezogenen Attribute werden entsprechend Tabelle 0-1 aufbereitet und gewichtet.

Tabelle 0-1: Berücksichtigte Attribute von Wärmenetzen für die Anwendung des k-Means-Clusterings

Attribut	Gewichtung	Beschreibung und Aufbereitung
Einwohnende [-]	0,25	Anzahl der Einwohnenden der assoziierten Stadt/Gemeinde nach destatis, logarithmische Aufbereitung
Wärmeabnahme [MWh/a]	0,25	Abgesetzte Wärmemenge berechnet aus relativen und absoluten Verlusten nach [5], logarithmische Aufbereitung
EFH-Preis [ct/kWh]	0,25	Brutto-Mischpreis für Anschlusswert 15 kW und jährlichem Wärmeverbrauch von 27 000 kWh nach [5]
Anteil EE & KN [-]	0,125	Anteil Erneuerbarer Energien und unvermeidbarer Abwärme an Wärmeherzeugung nach [5]
PEF [-]	0,125	Primärenergiefaktor auf Basis von Stromgutschriftmethode nach [5]

Nach der Exklusion unvollständiger Einträge wird der k-Means-Algorithmus auf die resultierende Datenbasis von 616 Wärmenetzen angewendet. Dabei wird die Anzahl möglicher Cluster zwischen 2 und 16 Clustern variiert. Mittels Elbow-Methode [7] konnte eine optimale Anzahl von drei Clustern für

¹Fraunhofer-Institut für Umwelt-, Sicherheits- und Energietechnik UMSICHT, Osterfelder St. 3, 46047 Oberhausen, +49208 8598-0, info@umsicht.fraunhofer.de, <https://www.umsicht.fraunhofer.de/>



Insgesamt zeigt die vorliegende Arbeit damit, dass durch k-Means-Clustering ein inhaltlich kohärentes Bild der Deutschen Wärmenetzlandschaft abgebildet werden kann. Die Anwendbarkeit auf die Wahl von geeigneten Transformationsmaßnahmen gilt es abschließend zu prüfen.

[1] AGFW | Der Energieeffizienzverband für Wärme, Kälte und KWK e.V. – AGFW Hauptbericht 2023 “

- [1] AGFW | Der Energieeffizienzverband für Wärme, Kälte und KWK e.V., „AGFW-Hauptbericht 2023,“ <https://www.agfw.de/zahlen-und-statistiken/agfw-hauptbericht> (Aufgerufen 27.November, 2025).
- [2] Umweltbundesamt, „Systemische Herausforderung der Wärmewende,“ Abschlussbericht, *Climate Change 18/2021*. www.umweltbundesamt.de/sites/default/files/medien/5750/publikationen/2021-04-26_cc_18-2021_waermewende.pdf, (Aufgerufen 02.September, 2025).
- [3] H. Lund, S. Werner, R. Wiltshire, S. Svendsen, J. E. Thorsen, F. Hvelplund and B. V. Mathiesen, „4th Generation District Heating (4GDH): Integrating smart thermal grids into future sustainable energy systems,“ *Energy*, Vol. 68, April, S. 1-11, 2014.
- [4] M. S. Triebs, E. Papadis, H. Cramer and G. Tsatsaronis, „Landscape of district heating systems in Germany – Status quo and categorization,“ *Energy Conversion and Management: X*, Vol. 9, März, 2021.
- [5] AGFW | Der Energieeffizienzverband für Wärme, Kälte und KWK e. V.; BDEW Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft e.V.; Verband kommunaler Unternehmen e. V. (VKU), „Preistransparenzplattform Fernwärme,“ Preistransparenzplattform Fernwärme, www.waermepreise.info/ (Aufgerufen 28.November, 2025).
- [6] A. M. Ikotun, A. E. Erzugwu, L. Abualigah, B. Abuhaija and J. Heming, „K-means clustering algorithms: A comprehensive review, variants analysis, and advances in the era of big data,“ *Information Sciences*, Vol. 622, April, S. 178 – 210, 2023.
- [7] C. Shi, B. Wei, S. Wie, W. Wang, H. Liu and J. Liu, „A quantitative discriminant method of elbow point for the optimal number of clusters in clustering algorithm,“ *Journal on Wireless Communications and Networking*, Vol. 2021, No. 31, 2021.