



DACH-Empfehlungen zu Unsicherheiten und Interpretation der Gitterpunktwerte von stationsbasierten Gitterdaten

Basierend auf Analysen und Überlegungen durch Christoph Frei
(MeteoSchweiz) anlässlich des DACH - Workshops vom 25. August 2021

Stationsbasierte Gitterdaten basieren auf Stationsdaten, die mit (geo-) statistischen Methoden räumlich interpoliert wurden. Diese finden überall dort Anwendung, wo zwischen den meteorologischen Messstationen Informationen benötigt werden. Auch für die Evaluation und die Bias-Adjustierung von Klimaprojektionen werden Gitterdaten als Referenz benötigt. Allerdings müssen sich Nutzer*innen der Limitationen solcher Gitterdaten bewusst sein, um sie korrekt anzuwenden. Im Folgenden werden allgemeine Einschränkungen in stationsbasierten Gitterdaten beschrieben, die weitgehend unabhängig von der verwendeten Methodik entstehen und in einer fachgerechten Anwendung dieser Daten zu berücksichtigen sind. Gitterdaten aus Satelliten- und Radarmessungen oder aus Reanalysen werden hier nicht behandelt, da sie andere Limitierungen beinhalten.

Mess-Unsicherheit

Eine Quelle von Unsicherheit in Klima-Gitterdatensätzen sind die Messfehler der erhobenen Stationsdaten. Diese Fehler enthalten in der Regel eine systematische und eine zufällige Komponente. Sie sind, je nach Parameter, Messsystem, meteorologischen und geographischen Bedingungen unterschiedlich gross. Niederschlagsmessungen mit konventionellen Pluviometern, zum Beispiel, unterschätzen den real fallenden Niederschlag systematisch. Dieser systematische Bias reicht im DACH-Gebiet von etwa 5% im Flachland im Sommer bis zu mehr als 50% an windexponierten Orten über 1500 m im Winter (Sevruk 1985; Richter 1995, Kochendorfer et al. 2017). Hinzu kommen zufällige Fehler, die bei kleinen Niederschlagsmengen relativ gesehen sehr gross sind. Messfehler, systematische und zufällige, beeinträchtigen die Genauigkeit von Gitterdatensätzen möglicherweise erheblich. Die Beiträge zufälliger Messfehler können über Kreuzvalidierungen quantifiziert werden, ihre Grössenordnung wird in der Regel in Dokumentationen der Datensätze beschrieben. Nutzer sind angehalten, die entsprechende Literatur zu konsultieren, um sich mit den Grössenordnungen und der Charakteristik von Messfehlern vertraut zu machen, und ihre Effekte auf die konkrete Anwendung abzuschätzen. Die räumliche Ausbreitung von Messfehlern wird momentan in den Gitterdatensätzen nicht berücksichtigt. Sie müsste analog der Ausbreitung der Messwerte selbst geostatistisch modelliert werden. Zur räumlichen Abschätzung des systematischen Niederschlags-Defizites müssten beispielsweise Temperatur- und Windfelder explizit berücksichtigt werden.

Conditional Bias

Die räumliche Interpolation von Messungen an Stationen ist unausweichlich mit Unsicherheiten verbunden, da die vorhandenen Messungen die räumliche Verteilung eines Klimaparameters nur

lückenhaft abbilden. Diese Unsicherheit äussert sich einerseits in Zufallsfehlern der einzelnen Schätzungen an Gitterpunkten. Zusätzlich äussert sie sich in «conditional biases», systematischen Fehlern in Abhängigkeit vom Ort in der entsprechenden Verteilung. Generell werden die tiefen Extreme über- und die hohen Extreme unterschätzt. Die Interpolations-Unsicherheit, obwohl zufällig im Einzelnen, verursacht systematische Fehler (Verzerrungen) in der klimatologischen Verteilung und damit Biases in gängigen Klima-Indizes. In einem täglichen Niederschlags-Datensatz wird die «wet-day frequency» überschätzt, sowie die «wet-day intensity» und, in besonderem Masse, die hohen Quantile (Starkniederschläge) unterschätzt. Die Effekte der Interpolationsunsicherheit können aber auch die Mittelwerte betreffen: Bei der Erstellung eines Hintergrundfeldes, etwa für saisonale Temperatur-Mittelwerte, werden die Schätzungen an anormal warmen Orten (z.B. in Städten im Sommer) unter-, und an anormal kalten Orten (z.B. in tiefen Alpentälern im Winter) überschätzt. Ganz allgemein wird die tatsächliche räumliche Variabilität (Rauhigkeit) eines Parameters in einem (deterministischen) Gitterdatensatz unterschätzt.

Das Phänomen von «conditional bias» (häufig auch mit «smoothing effect» oder «representativity error» umschrieben) ist mit der Interpolations-Unsicherheit in Kombination mit dem Ziel der Fehlerminimierung (optimal prediction) bei der Interpolation verbunden. Die Fehlerminimierung ist ein Grundprinzip von statistischen Vorhersagen, und inherent in allen Methoden zur Produktion von Gitterdaten, entweder explizit in statistischen Methoden (z.B. Regression, Kriging, General Additive Models) oder implizit in heuristischen Methoden (z.B. bei einer Kalibrierung über Kreuzvalidierung, Gewichtungsmethoden). Conditional biases sind deshalb eine sehr allgemeine Einschränkung von heutigen Gitterdatensätzen, unabhängig von der Methode ihrer Erstellung. Ihre Vermeidung bedingt einen grundlegenden Paradigmenwechsel von der klassischen deterministischen Schätzung zu möglichen Realisierungen auf der Grundlage von stochastischer Simulation (z.B. Cornes et al. 2019, Frei & Isotta 2019). Bis zur vollen Umsetzung dieses Paradigmenwechsels braucht es aber noch methodische Forschung und Zeit zur Entwicklung.

Die Grösse von conditional biases ist direkt abhängig von der Grösse der Interpolations-Unsicherheit. Das heisst sie sind

- (a) kleiner beim Niederschlag im Winter als im Sommer (Raumskala der Niederschlagssysteme),
- (b) kleiner in Regionen oder Zeitperioden mit dichtem Stationsmessnetz (Menge an verfügbarer Information),
- (c) kleiner für Mittelwerte über grössere Gebiete als für Punktwerte an einem Ort,
- (d) kleiner für Monatsmittelwerte als für Tageswerte,
- (e) kleiner in der Mitte der Verteilung als bei Extremen.

Diese Abhängigkeiten können auch Inkonsistenzen in den Datensätzen hervorrufen, zum Beispiel, wenn die Stationsdichte über die Zeit variiert, entstehen künstliche Trends, weil sich der conditional bias über die Zeit ändert.

Leider werden die in einem Gitterdatensatz vorhandenen conditional biases meist nur mangelhaft dokumentiert, was mit den komplexen Abhängigkeiten zusammenhängt, aber auch mit dem mangelnden Bewusstsein in der Gitterdaten-Community selber. Dies erschwert es einem Nutzer, sich ein fundiertes Bild dieser Einschränkung auf seine konkrete Anwendung zu machen. Eine sehr wertvolle und allgemeine Empfehlung zur Vermeidung von Effekten des conditional bias ist es, Datensätze auf grösseren Raumskalen zu interpretieren. Dort sind die Unsicherheiten und damit die conditional biases kleiner. Informationen zur kritischen Raumskala (effektive Auflösung) kann der Nutzer den Datensatz-Dokumentationen entnehmen (siehe auch Details im nachfolgenden Abschnitt).

Effektive Auflösung

Die Maschenweite moderner regionaler Gitterdatensätze liegt im Bereich von 1 km. Der typische Abstand von Messstationen liegt, für aktuelle Messnetze, bei 15 km für Niederschlag und 30 km für Temperatur. Für Messnetze vor 1960 ist dieser Abstand noch deutlich weiter. Die räumliche Verteilung in einem 1-km Gitterdatensatz beruht deshalb weitgehend auf der Beziehung des Parameters zu

topographischen Charakteristika. Wenn diese Beziehungen undeutlich sind, z.B. generell beim Niederschlag oder bei der Temperatur während komplexen Wetterereignissen (Föhn, Cold-pools im Winter, topographische beeinflusste Grenzschichten bei Hochdruck im Sommer), dann sind Schätzungen auf dieser Skala mit erheblichen Unsicherheiten verbunden. Dies äussert sich in einer übermässigen (unrealistischen) Glätte und in systematischen Fehlern in den statistischen Eigenschaften (conditional bias). Die geschätzten Werte an einem Gitterpunkt haben nicht das Klima (statistische Eigenschaft) von Punktwerten oder von Pixelmitteln dieser Skala, sondern das Klima eines Gebietsmittels über ein grösseres Gebiet (z.B. Hiebl und Frei, 2017). In den meisten heute verfügbaren Gitterdatensätzen ist die Skala der aufgelösten Features deutlich gröber als die Maschenweite, oft sogar ein Vielfaches davon. Dann ist die bei der Gitterung benutzte Maschenweite alleine eine datentechnische Grösse mit wenig Aussagekraft über die tatsächlich aufgelösten Strukturen. Das Missverständnis «feinere Maschenweite gleich bessere Auflösung» führt oft zu ungerechtfertigten Interpretationen der Datensätze durch Nutzer.

Als «effektive Auflösung» wird diejenige Skalengrenze bezeichnet, jenseits welcher ein Nutzer damit rechnen kann, dass die aus den Gitterdaten berechneten Statistiken (Indices, Quantile, räumliche Varianz) realistisch, d.h. weitgehend frei von conditional biases sind. Bei Variablen mit schlechter Beziehung zu topographischen Prädiktoren (z.B. Niederschlag) ist die effektive Auflösung in der Grössenordnung des typischen Stationsabstandes. Bei kleinskaligen Sommerniederschlägen sogar ein Mehrfaches davon. Bei Variablen, für welche es Hilfsgrössen mit einem hohen Grad an Zusatzinformation für die Interpolation gibt (z.B. die Topographie bei Temperatur), ist die effektive Auflösung auch feiner als der Stationsabstand. Dies gilt auch für flache Regionen und für Variablen, die im Raum wenig variieren. Die km-skalige Maschenweite der meisten Gitterdatensätze im DACH-Gebiet ist der kleinste gemeinsame Nenner für die meisten Anwendungen. Sie vereinfacht v.a. deren technische Implementation z.B. in hydrologischen Anwendungen, die häufig auf der km-Skala laufen oder für die Validierung von regionalen Klimamodellen, die momentan eher auf 2-20 km Maschenweite existieren.

Es ist wichtig, dass Nutzer sich vor einer Anwendung mit der eingeschränkten effektiven Auflösung der Datensätze auseinandersetzen und abschätzen, welche Effekte dies für die Anwendung haben kann. Eine räumliche Modellierung von nichtlinearen Prozessen auf feinen Raumskalen, zum Beispiel, ist sehr anfällig auf Fehler in der räumlichen Varianz und auf Unterschätzungen von Extremen, wie sie in heutigen Klimadatensätzen häufig vorkommen. Ebenso besteht das Risiko, dass die Validierung von Extremen (z.B. hohen Niederschlags-Quantilen) in km-skaligen Klimamodellen durch die conditional biases in den Referenzdatensätzen beeinträchtigt wird. Hier ist eine vorgängige räumliche Aggregation auf mindestens den mittleren Stationsabstand zu empfehlen. Der Stationsabstand ist in den meisten Messnetzen parameterabhängig. Eine Aggregation auf Teileinzugsgebiete ist auch zielführend und erleichtert z.B. die Wasserbilanz-Analyse. Schliesslich sind Anwendungen mit einer hohen Anforderung an die langzeitliche Konsistenz von zeitlichen Änderungen in der Dichte der in den Datensätzen verwendeten Stationsdaten gefährdet. Auch hier kann eine räumliche Aggregation weiterhelfen, auf Skalen, die über den ganzen Zeitraum durch das Messnetz abgebildet werden können.

Beobachtungsdatensätze (und darauf basierende Anwendungen wie bias-adjustierte hochaufgelöste Klimaprojektionen) werden oft als sorgenfreie Schnittstelle zwischen der Klimatologie und der Klimaauswirkungsforschung angesehen. Es ist verlockend, diese Datensätze zu betrachten, als gäbe es an jedem km-Punkt eine Messung. Diese Vorstellung ist falsch. Auch wenn solche Datensätze erhebliche Vorteile bei der Anwendung bieten, bedingt ihre fachgerechte Anwendung, dass sich der Nutzer mit Details ihrer Konstruktion, insbesondere der Dichte der benutzten Messnetze, auseinandersetzt und die Risiken von Einschränkungen auf die Anwendung abschätzt. Wir ermutigen Nutzer, mit den Erstellern der Gitterdatensätze zusammen ihren Anwendungsfall zu evaluieren.

Referenzen

Cornes, R. C., van der Schrier, G., van den Besselaar, E. J. M., & Jones, P. D. (2018). An Ensemble Version of the E-OBS Temperature and Precipitation Datasets. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 9391–9409. <https://doi.org/10.1029/2017JD028200>

Frei, C., and Isotta, F. A. (2019). Ensemble spatial precipitation analysis from rain-gauge data: Methodology and application in the European Alps. *J. Geophys. Res. Atmos.*, 124. <https://doi.org/10.1029/2018JD030004>

Hiebl, J., and Frei, C. (2018). Daily precipitation grids for Austria since 1961 – development and evaluation of spatial dataset for hydroclimatic monitoring and modelling. *Theor. Appl. Climatol.*, 132, 327-345. <https://doi.org/10.1007/s00704-017-2093-x>

Kochendorfer, J., Nitu, R., Wolff, M., Mekis, E., Rasmussen, R., Baker, B., Earle, M. E., Reverdin, A., Wong, K., Smith, C. D., Yang, D., Roulet, Y.-A., Buisan, S., Laine, T., Lee, G., Aceituno, J. L. C., Alastrué, J., Isaksen, K., Meyers, T., Brækkan, R., Landolt, S., Jachcik, A., and Poikonen A. (2017). Analysis of single-shielded and unshielded measurements of mixed and solid precipitation from WMO-SPICE. *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 21, 3525–3542, <https://doi.org/10.5194/hess-21-3525-2017>

Richter, D. (1995). Ergebnisse methodischer Untersuchungen zur Korrektur des systematischen Messfehlers des Hellmann-Niederschlagsmessers. *Bericht des Deutschen Wetterdienstes*, 194, 93 pp.

Sevruk, B. (1985). Systematischer Niederschlagsmessfehler in der Schweiz. In: *Der Niederschlag in der Schweiz*. (Ed. Sevruk B.), *Beiträge zur Geologie der Schweiz - Hydrologie*, 31.