

Stephanie Eugster
Mathias K. Kirf

Pädagogische Hochschule St. Gallen
Pädagogische Hochschule St. Gallen

Mit Mikrocontrollern: Dynamische Daten in den Naturwissenschaften

Einleitung

Die Analyse und Interpretation von Daten spielten schon im analogen Zeitalter der Naturwissenschaften eine zentrale Rolle. Mit dem digitalen Zeitalter und der Verfügbarkeit großer Datenmengen gewinnt das Verständnis der Datendynamik für einen erfolgreichen didaktischen Zugang zu den Naturwissenschaften zunehmend an Bedeutung. Hierbei bezieht sich Datendynamik auf die Echtzeitvisualisierung von Datenreihen und Ereignissen. Dieser Artikel nutzt Fachliteratur und Erfahrungen in den Bereichen Fotosynthese und UV-Strahlung, um den Einsatz von Mikrocontrollern zur dynamischen Visualisierung in den Naturwissenschaften zu bewerten - eine SWOT-Analyse.

Theoretischer Hintergrund

Der Begriff "Dynamische Daten" bezieht sich auf die Erfassung und Echtzeitvisualisierung von Datenreihen sowie Datenereignissen. „Dynamische Daten“ erfassen Veränderungen in abhängigen Variablen bei Änderungen der unabhängigen Variablen. Diese Daten werden mithilfe hochauflösender Sensoren erfasst und in Echtzeit mit technisch-digitalen Werkzeugen visualisiert.

Moderne, benutzerfreundliche Hardware und Software für Bildungszwecke, wie Arduino, Calliope, micro:bit und Raspberry Pi, haben die Datenerfassung vereinfacht. Diese Plattformen bieten integrierte Sensoren und gut dokumentierte Online-Ressourcen. Die einfache Programmierbarkeit ermöglicht die Implementierung von Aktoren zur Realisierung von Feedback-Möglichkeiten der unabhängigen Variable, was zu Zeitersparnissen und einer erleichterten Datenanalyse führt.

Die Verwendung von Echtzeitdaten in der schulischen Praxis zeigt positive Auswirkungen auf das Lernen und die Entwicklung von Fähigkeiten. Studien haben gezeigt, dass Echtzeitdaten die Problemlösungsfähigkeiten, Kreativität und Selbstregulierung fördern können, insbesondere im naturwissenschaftlichen Unterricht (Jo & Ku, 2011). Selbst durchschnittlich begabte Schüler:innen konnten ihre Fähigkeiten zur Interpretation von Datenreihen durch die Verwendung von Echtzeitdaten verbessern (Deniz & Dulger, 2012).

Frühere Arbeiten von Thornton und Sokoloff (1990) sowie Svec (1995) zeigten, dass die aktive Manipulation von Experimenten und die Erfassung von Echtzeitdaten die Lernleistung und das konzeptionelle Verständnis der Schüler:innen verbessern können. Diese Ergebnisse unterstreichen die positiven Auswirkungen von Echtzeitdaten im schulischen Kontext.

Diskussion mittels SWOT-Analyse

Der Einsatz von Mikrocontrollern für die dynamische Visualisierung von Daten in den Naturwissenschaften wurde auf der Basis von Fachliteratur und Beobachtungen im Themenfeld Fotosynthese mittels einer SWOT-Analyse geordnet. Die Methode der SWOT-Analyse dient der übersichtlichen Darstellung von Stärken (Strengths), Schwächen (Weaknesses), Chancen (Opportunities) und Risiken (Threats).

Stärken – Strengths

Dynamische Visualisierungen bieten im schulischen Kontext zahlreiche Vorteile. Sie liefern oft mehr und relevantere Informationen im Vergleich zu statischen Illustrationen. Durch die Verwendung dynamischer Daten werden Veränderungsdaten erlebbar, und Schüler:innen können naturwissenschaftliche Phänomene mit ihrem eigenen Zeitgefühl in Verbindung bringen (Suyatna et al., 2017; Wilhelm, 2005). Die Untersuchung von Extrema und relativen Werten in dynamischen Daten kann für Schüler:innen besonders interessant und motivierend sein. Dies bietet Anknüpfungspunkte für Diskussionen und fördert die Neugier, Experimente durch Änderung der Bedingungen zu erzeugen und zu untersuchen. Die zeitliche Dynamik der Daten erleichtert die Veranschaulichung komplexer Prozesse und Ursache-Wirkungs-Beziehungen (Ryoo & Linn, 2014). Schüler:innen können intuitivere Kategorien wie "schneller" oder "langsamer" verwenden, um diese Zusammenhänge zu verstehen. Die Nutzung von Mikrocontrollern zur Datenerfassung spart Zeit und ermöglicht es den Schüler:innen, aktiv an Experimenten teilzunehmen und Hypothesen zu überprüfen (Deniz & Dugler, 2012; Rogers, 1995; Suriyaarachchi et al., 2022b; Suyatna et al., 2017; Trumper & Gelbman, 2022). Darüber hinaus ist das Verständnis für die Sammlung, Analyse und Nutzung von Echtzeitdaten auf verschiedene naturwissenschaftliche Experimente übertragbar. Dies trägt zur Entwicklung eines breiteren Wissensfundaments bei (Grillenberger & Romeike, 2017). Die Bedeutung des Konzepts von Echtzeitdaten, die durch Sensoren generiert werden, nimmt in aufstrebenden Technologien wie dem Internet der Dinge (IoT) kontinuierlich zu. Dies zeigt, wie relevant und zukunftsweisend das Verständnis dieser Konzepte für Schüler:innen ist.

Schwächen – Weaknesses

Echtzeitdaten bieten zwar viele Vorteile, weisen jedoch auch bestimmte Schwächen auf. Schnelle Prozesse und Veränderungen erlauben es nicht immer, die Datenentwicklung in Ruhe zu beobachten. Dies kann die Verwendung von Echtzeitdaten in solchen Situationen einschränken. Zudem können dynamische Darstellungen bei großen Datenmengen die Datenauflösung verringern, was zu einer übermäßigen Betonung von Extrema führen kann. Adaptive Achsenskalierungen könnten dieses Problem lösen, erfordern jedoch eine hohe Datenkompetenz bei den Lernenden. In einigen Fällen sind dynamische Darstellungen nicht effektiver als statische Abbildungen, insbesondere wenn komplexe dynamische Datenverläufe vorliegen, die ein hohes Maß an Vorwissen erfordern (Ryoo & Linn, 2014). Die Generierung dynamischer Daten erfordert oft einen höheren experimentellen und apparativen Aufwand, was zusätzliche Investitionen bedeutet. Dies kann zu Problemen wie unzuverlässiger Datenerfassung, Messungenauigkeit und Qualität der Sensoren führen. Dies erhöht die Anforderungen an technisches Know-how und Ressourcen. Schüler:innen können Schwierigkeiten bei der Programmierung, Datenanalyse und Interpretation haben, insbesondere bei großen Datenmengen (Suriyaarachchi et al., 2022a). Die Unvorhersehbarkeit von Echtzeitdaten kann zu unerwarteten Messergebnissen und Interpretationsschwierigkeiten führen. Dies kann gerade am Anfang frustrierend sein und erfordert Unterstützung.

Chancen – Opportunities

Lernsettings mit dynamischen Daten bieten zahlreiche Chancen für Schüler:innen. Sie machen abstrakte naturwissenschaftliche Phänomene zugänglicher und erlebbar, fördern das Interesse an Naturwissenschaft und Technologie und beeinflussen positiv die Art der Programme sowie die Motivation der Schüler:innen zum Programmieren (Suyatna et al., 2017; Wilhelm, 2005;

Jo & Ku, 2011). Echtzeit-Inputs aus der physischen Umwelt verbessern die Programmierfähigkeiten und fördern die Motivation und das Interesse der Schüler:innen (Pappas et al., 2022; Suriyaarachchi et al., 2022a; Suriyaarachchi et al., 2022b). Schüler:innen können ihre Datenkompetenz für reale Daten verbessern und durch die digitale Verarbeitung dynamischer Daten automatisiert und zeitlich ausgedehnt experimentieren. Dies fördert das selbstgesteuerte Lernen, die Problemlösefähigkeiten und die Entwicklung von Datenanalyse- und Programmierfähigkeiten (Jo & Ku, 2011; Deniz & Dulger, 2012; Suriyaarachchi et al., 2022b). Moderne Technologien ermöglichen gemeinsames Lernen und kollaboratives Arbeiten. Schüler:innen helfen sich gegenseitig bei der Lösung von Programmierproblemen und tauschen Ideen aus. Dies verändert das Bild von MINT-Berufen und betont die Kreativität im Programmieren (Suriyaarachchi et al., 2022a). Zudem eröffnen neue Technologien die Möglichkeit, vertiefte und innovative Erkenntnisse zu gewinnen.

Risiken – Threats

Sowohl Lehrende als auch Lernende stehen vor der Herausforderung, die relevanten Datenmerkmale und Dynamiken zur Vertiefung des Verständnisses des betrachteten Phänomens richtig einzuschätzen. Zum Beispiel ist bei der Interpretation der Fotosynthese zu berücksichtigen, dass der CO₂-Anstieg in Dunkelphasen auch von heterotrophen Organismen stammen könnte und nicht ausschließlich die Zellatmung autotropher Organismen darstellt. Eine ähnliche Herausforderung besteht darin, nicht zu stark auf auffällige, aber unwichtige Details der Dynamik zu fokussieren, wie Ausreißer oder Störungen. Es ist ebenso unzureichend, sich mehr auf die Faszination der Dynamik als auf den inhaltlichen Wert der Daten zu konzentrieren. Komplexe Abhängigkeiten, z. B. von Temperaturverläufen oder nichtlinearen Effekten bei Messungen in der Gasphase, können die Interpretation erschweren und verzerrte Zusammenhänge schaffen. Unerkannte Querbeeinflussungen oder unerwartete Ereignisse können das Risiko von Scheinmessungen erhöhen, was die Glaubwürdigkeit der generierten Daten beeinträchtigen kann. Zudem ist zu beachten, dass Live-Messungen immer mit einer gewissen Ausfallwahrscheinlichkeit verbunden sind, im Gegensatz zu statischen Materialien und traditionellen Stundenplänen (Ryoo & Linn, 2012, 2014; Zhang & Linn, 2011). Die Datensammlung birgt auch Datenschutz- und Datensicherheitsrisiken, insbesondere wenn Schüler:innen persönliche oder vertrauliche Informationen erfassen. Schulen und Lehrkräfte sollten klare Richtlinien und Verfahren etablieren, um die Privatsphäre und die individuellen Rechte der Schüler:innen zu schützen.

Umsetzung und Fazit

Thornton und Sokoloff (1990) haben bereits grundlegende Anforderungen für die Arbeit mit Echtzeitdaten formuliert, die auch heute noch relevant sind. Dazu gehören die Befreiung von zeitaufwändigen Datenerhebungs- und Visualisierungsprozessen, die Möglichkeit der Echtzeit-Datenpräsentation für sofortiges Feedback, die Nutzung der freigesetzten Zeit für mehr und vielfältige Experimente pro Lektion sowie die Vielseitigkeit und Freiheit bei der Verwendung technischer Werkzeuge, um den Schwerpunkt auf das Experimentieren zu legen. Die Erzeugung und Interpretation dynamischer Daten bieten didaktisches Potenzial und werden durch Fortschritte bei Mikrocontrollern wie dem Micro:bit und die einfache blockbasierte Programmierung noch attraktiver. Obwohl der apparative Aufwand höher ist, wird er oft durch das bessere Verständnis der dynamischen Zusammenhänge gerechtfertigt.

Dieser Beitrag beleuchtet einen Teilaspekt aus nachfolgendem Artikel derselben Autoren:
Eugster, S., & Kirf, M. (in Druck). Mit Mikrocontrollern: Dynamische Daten in den
Naturwissenschaften – eine SWOT-Analyse. Progress in Science Education (PriSE).

Literatur

- Deniz, H. & Dulger, M. F. (2012). Supporting Fourth Graders' Ability to Interpret Graphs Through Real-Time Graphing Technology: A Preliminary Study. *Journal of Science Education and Technology*, 21(6), 652–660. <https://doi.org/10.1007/s10956-011-9354-8>
- Eugster, S., & Kirf, M. (in Druck). Mit Mikrocontrollern: Dynamische Daten in den Naturwissenschaften – eine SWOT-Analyse. Progress in Science Education (PriSE).
- Grillenberger, A. & Romeike, R. (2017). Real-Time Data Analyses in Secondary Schools Using a Block-Based Programming Language. In *Informatics in Schools: Focus on Learning Programming: 10th International Conference on Informatics in Schools: Situation, Evolution, and Perspectives, ISSEP 2017, Helsinki, Finland, November 12-15, 2017, Proceedings 10* (S. 207–218).
- Jo, S. & Ku, J.-O. (2011). Problem Based Learning Using Real-Time Data in Science Education for the Gifted. *Gifted Education International*, 27(3), 263–273. <https://doi.org/10.1177/026142941102700304>
- Pappas, G., Siegel, J., Vogiatzakis, I. N. & Politopoulos, K. (2022). Gamification and the Internet of Things in Education. In M. Ivanovic, A. Klasnja-Milicevic & L. C. Jain (Hrsg.), *Handbook on Intelligent Techniques in the Educational Process* (29. Aufl., S. 317–339). Springer.
- Rogers, L. T. (1995). The computer as an aid for exploring graphs. *School Science Review*(76), 31.
- Ryoo, K. & Linn, M. C. (2012). Can dynamic visualizations improve middle school students' understanding of energy in photosynthesis? *Journal of Research in Science Teaching*, 49(2), 218–243. <https://doi.org/10.1002/tea.21003>
- Ryoo, K. & Linn, M. C. (2014). Designing guidance for interpreting dynamic visualizations: Generating versus reading explanations. *Journal of Research in Science Teaching*, 51(2), 147–174. <https://doi.org/10.1002/tea.21128>
- Suriyaarachchi, H., Denny, P., Cortes, J. P. F., Weerasinghe, C. & Nanayakkara, S. (2022a). Primary School Students Programming with Real-Time Environmental Sensor Data. In *Australasian Computing Education Conference* (85.94). ACM.
- Suriyaarachchi, H., Denny, P. & Nanayakkara, S. (2022b). Scratch and Sense: Using Real-Time Sensor Data to Motivate Students Learning Scratch. In *Proceedings of the 53rd ACM 2022 Technical Symposium on Computer Science Education*.
- Suyatna, A., Anggraini, D., Agustina, D. & Widyastuti, D. (2017). The role of visual representation in physics learning: dynamic versus static visualization. *Journal of Physics: Conference Series*, 909, 12048. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/909/1/012048>
- Svec, M. T. (1995). Effect of Micro-Computer Based Laboratory on Graphing Interpretation Skills and Understanding of Motion. <https://eric.ed.gov/?id=ed383551>
- Thornton, R. K. & Sokoloff, D. R. (1990). Learning motion concepts using real-time microcomputer-based laboratory tools. *American Journal of Physics*, 58(9), 858–867.
- Trumper, R. & Gelbman, M. (2002). What Are Microcomputer-Based Laboratories (MBLs) for? An Example from Introductory Kinematics. *Journal of Computers in Mathematics and Science Teaching*, 21(3), 207–227. <https://www.learntechlib.org/p/9263/>
- Wilhelm, T. (2005). Konzeption und Evaluation eines Kinematik/Dynamik-Lehrgangs zur Veränderung von Schülervorstellungen mit Hilfe dynamisch ikonischer Repräsentationen und ... <https://opus.bibliothek.uni-wuerzburg.de/frontdoor/index/index/docid/3310>
- Zhang, Z. H. & Linn, M. C. (2011). Can generating representations enhance learning with dynamic visualizations? *Journal of Research in Science Teaching*, 48(10), 1177–1198.