

KUNZ, Katrin; HAVEMANN, Judith; JAGGY, Ann-Kathrin; TSARAVA, Katerina; PARAVICINI, Walther & TRAUTWEIN, Ulrich  
Tübingen

## **Wirksamkeitsstudie zur Förderung von Computational Thinking und Mathematischer Strukturierungskompetenz bei begabten Schüler\*innen**

### **Einleitung**

Die hohe Relevanz von Computational Thinking (CT) und mathematischer Strukturierungskompetenz (MSK) im Bildungskontext ergibt sich insbesondere aus engen Zusammenhängen zu zahlreichen anderen kognitiven Fähigkeiten wie visuell-räumlichen schlussfolgendem Denken und allgemeinen mathematischen Kompetenzen (z.B., Lüken, 2012; Tsarava et al., 2022). Beide Kompetenzen bergen daher großes Potenzial auch im Bereich der Begabtenförderung.

Es gibt jedoch Bedarf an systematischen Ansätzen und empirischen Studien zur Frage, wie CT und MSK insbesondere bei begabten Schüler:innen gefördert werden können. Daher entwickelten wir zwei Online-Interventionen zur Förderung von CT beziehungsweise MSK für Schüler\*innen im Alter zwischen 7 und 12 Jahren und evaluierten die Wirksamkeit dieser einwöchigen Interventionen im Rahmen der vorliegenden Studie. Über die Effekte der Interventionen auf die jeweilig intendierte Zielvariable (CT oder MSK) hinaus, interessierte uns auch, ob sich Transfereffekte auf die jeweils andere Kompetenz feststellen und damit Schlussfolgerungen über die Beziehung der beiden Konzepte ziehen lassen.

### **Theoretischer Hintergrund**

Während weitestgehend Einigkeit bezüglich der hohen Relevanz von CT und MSK herrscht, werden eine Reihe unterschiedlicher Definitionen verwendet, um die beiden Kompetenzen zu beschreiben. Im Rahmen der vorliegenden Untersuchung stützen wir uns auf die folgenden Definitionen:

CT beschreibt eine allgemeine Problemlösungsfähigkeit, die sich auf Denkprozesse der Informatik und des Programmierens bezieht. Folgende Aspekte von CT werden dabei häufig genannt: Dekomposition, Abstraktion, Algorithmen, Debugging, Iteration und Generalisierung (z. B. Shute et al., 2017).

MSK bezeichnet die Fähigkeit, mathematische Inhalte zu strukturieren, wobei Strukturieren das "Erkennen, Nutzen und Bilden von Mustern und Strukturen" umfasst (Ehrlich, 2015, S. 118). Auf einer höheren Ebene beinhaltet Strukturieren Prozesse wie Abstraktion und Verallgemeinerung (Ehrlich,

In: L. Schick, M. Platz & A. Lambert (Hrsg.),  
Beiträge zum Mathematikunterricht 2025.

58. Jahrestagung der Gesellschaft für Didaktik der Mathematik. WTM.  
<https://doi.org/10.37626/GA9783959873307.0>

2015). Darüber hinaus können durch das Erkennen von Mustern und Strukturen Probleme effektiv gelöst werden (Nolte, 2010).

Basierend auf den Definitionen deutet sich bereits ein theoretischer Zusammenhang an: Beide Kompetenzen können als Problemlösefähigkeit verstanden werden, die Konzepte wie Mustererkennung, Modellierung, Dekomposition und Abstraktion beinhalten.

## **Methodik**

Um die Wirksamkeit der Interventionen zu überprüfen, wurde ein experimentelles Design mit Prä- (T1) und Posttest (T2) verwendet. Dabei wurden Daten von 222 Dritt- bis Siebtklässler:innen (137 Jungen, 60 Mädchen, 3 divers) der Hector Kinderakademien, eines außerschulischen Begabtenförderungsprogramms in Baden-Württemberg (Trautwein et al. 2023), gesammelt, die zufällig entweder der CT-, der MSK- oder der Wartekontrollgruppe zugeteilt wurden.

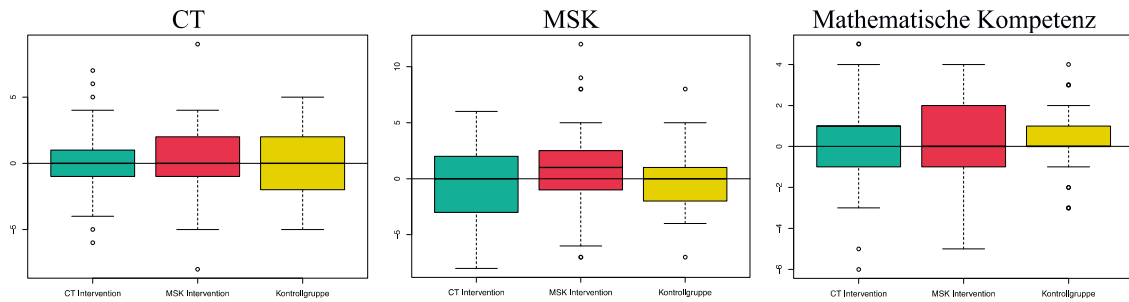
Schüler:innen der CT-Gruppe besuchten den Kurs "Kreativ am Computer" (z.B. Kunz et al., 2023), der spielebasiert von blockbasiertem auf textbasiertes Programmieren in Python übergeht. Dabei wird der Fokus auf die Programmierkonzepte Schleifen, bedingte Verzweigungen und Funktionen gelegt.

Die Kernkomponenten des MSK-Kurses "Muster und Strukturen der Mathematik" bilden aktiv entdeckendes Lernen und mathematisch reichhaltigen Musteraufgaben (Boaler, 2022). Es werden drei größere Themeneinheiten behandelt: magische Quadrate, das Josephus-Problem und Zahlen- und Figurenfolgen.

Um die Auswirkungen der Interventionen zu messen, wurde eine Hälfte der Items des CT-Tests von Román-González et al. (2017) in T1 ( $KR-20(T1) = .66$ ) und die andere Hälfte in T2 ( $KR-20(T2) = .68$ ), eine für die Onlinetestung adaptierte Version des Indikator-Aufgabentests zur MSK von Ehrlich (2015;  $KR-20(T1) = .71$ ;  $KR-20(T2) = .73$ ) und Teile des Deutschen Mathematiktests für 4. Klassen (Görlitz et al., 2006;  $KR-20(T1) = .71$ ;  $KR-20(T2) = .76$ ) eingesetzt. Für die Analyse wurden multiple lineare Regressionsanalysen in R durchgeführt, wobei die Intervention (0 = Kontrollgruppe, 1 = Interventionsgruppe) als binäre Prädiktorvariable und die jeweiligen Prätestergebnisse der Schüler\*innen als Kovariate verwendet wurden.

## **Ergebnisse**

Abbildung 1 zeigt die Verteilung des Lernzuwachs, die Differenz aus Post- und Prätestwert, über die drei Gruppen hinweg. Lediglich für die Schüler\*innen des MSK-Kurses zeigt sich eine positive Entwicklung der MSK.



**Abb. 1:** Lernzuwachs von T1 zu T2 bei Schüler\*innen der CT-Intervention (türkis), MSK-Intervention (rot), Kontrollgruppe (gelb) (jeweils von links nach rechts)

In Tabelle 1 sind Korrelationen zwischen den verschiedenen Kompetenzen in Prä- und Posttest dargestellt. Alle Korrelationen sind signifikant, was die theoretische Annahme stützt, dass es Zusammenhänge zwischen CT, MSK und mathematischen Kompetenzen gibt.

Variable	(1)	(2)	(3)
(1) CT	0.54***	0.36***	0.42***
(2) MSK	0.25***	0.60***	0.34***
(3) Math. Kompetenz	0.33***	0.42***	0.54***

**Tabelle 1:** Korrelationen in Prä- (unterhalb der Diagonalen) und Posttest (oberhalb der Diagonalen)

Die Ergebnisse der einfachen Regressionsmodelle für die Interventionsvariable sind in Tabelle 2 zu sehen. Als Kontrollgruppe diente jeweils die Wartekontrollgruppe. Entgegen der Erwartung zeigten sich keine signifikanten Effekte der beiden Interventionen. Erneut zeigt sich jedoch eine positive Tendenz der MSK-Intervention auf MSK, die signifikant wird, wenn man für die Kontrollgruppe und CT-Intervention kontrolliert ( $\beta = .24$ ,  $SE = 0.13$ ,  $p = .033$ ).

Variable	CT-Intervention			MSK-Intervention		
	$\beta$	$SE$	$p$	$\beta$	$SE$	$p$
<i>CT</i>	.07	0.18	.356	.03	0.17	.432
<i>MSK</i>	-.08	0.12	.261	.20	0.15	.081
<i>Math. Kompetenz</i>	-.04	0.18	.814	-.16	0.15	.278

**Tabelle 2:** Einfache Regressionsmodelle mit standardisierten Regressionskoeffizienten für CT, MSK und mathematische Kompetenz

## Diskussion

In dieser Studie konnte gezeigt werden, dass die Förderung von MSK bei begabten Dritt- bis Siebtklässler\*innen durch gezielte Maßnahmen messbare Fortschritte erzielen kann. Die Intervention zur Förderung von CT konnte keine signifikanten Effekte aufweisen. Dies könnte auf die kurze

Interventionsdauer von einer Woche zurückzuführen sein. Durch die nur geringen Interventionseffekte können sich auch keine Transfereffekte zwischen CT und MSK feststellen lassen. Theoretisch vermutete Zusammenhänge zwischen CT und MSK wurden jedoch durch signifikante Korrelationen bestätigt. Hier konnte weitere Evidenz gefunden werden, dass insbesondere für jüngere Kinder mathematikbezogene Kompetenzen mit Computational Thinking zusammenhängen (Tsarava, 2022).

Zukünftige Studien sollten daher die Zusammenhänge und eventuelle Transfereffekte zwischen CT und MSK weiter untersuchen, um effektive Bildungsmaßnahmen an der Schnittstelle von Informatik und Mathematik zu entwickeln. Diesbezüglich könnten längere Interventionen in Präsenz stärkere Effekte erzielen.

## Literatur

- Boaler, J. (2022). *Mathematical mindsets: Unleashing students' potential through creative math, inspiring messages and innovative teaching*. Jossey-Bass.
- Ehrlich, N. (2015). *Strukturierungskompetenzen mathematisch begabter Sechst- und Siebtklässler: Theoretische Grundlegung und empirische Untersuchungen zu Niveaus und Herangehensweisen*. WTM-Verlag.
- Görlitz, D., Roick, T., & Hasselhorn, M. (2006). *DEMAT 4+. Deutscher Mathematiktest für vierte Klassen*. Göttingen: Hogrefe.
- Kunz, K., Moeller, K., Ninaus, M., Trautwein, U., & Tsarava, K. (2023). Making the Transition to Text-Based Programming: The Pilot Evaluation of a Computational Thinking Intervention for Primary School Students. *Proceedings of the 18th WiPSCe Conference on Primary and Secondary Computing Education Research*, 1-6.
- Lüken, M. M. (2012). Young children's structure sense. *Journal für Mathematik-Didaktik*, 33(2), 263-285.
- Nolte, M. (2010). *Zum Erkennen und Nutzen von Mustern und Strukturen in Problemlöseprozessen*. In T. Fritzlar & F. Heinrich (Hrsg.), *Kompetenzen mathematisch begabter Grundschulkinder erkunden und fördern* (S. 11-24). Mildenerger.
- Román-González, M., Pérez-González, J.-C., & Jiménez-Fernández, C. (2017). Which cognitive abilities underlie computational thinking? Criterion validity of the Computational Thinking Test. *Computers in Human Behavior*, 72, 678–691.
- Shute, V. J., Sun, C., & Asbell-Clarke, J. (2017). Demystifying computational thinking. *Educational Research Review*, 22, 142–158.
- Trautwein, U., Golle, J., Jaggy, A. K., Hasselhorn, M., & Nagengast, B. (2023). Mutual benefits for research and practice: Randomized controlled trials in the Hector Children's Academy Program. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 1530(1), 96-104.
- Tsarava, K., Moeller, K., Román-González, M., Golle, J., Leifheit, L., Butz, M. V., & Ninaus, M. (2022). A cognitive definition of computational thinking in primary education. *Computers & Education*, 179, 104425.