

Monitoring an der Floßgrabenbrücke in Zeit – Experimente zur Systemidentifikation

Armin Lenzen, Max Moeller, Maximilian Rohrer

Institut I4S, HTWK-Leipzig

Zusammenfassung: Im Rahmen des SPP 2388 der DFG finden -im Cluster E, Datengetriebene Methoden, Teilprojekt E03- experimentelle Untersuchungen an einer Brücke statt. Die Experimente beinhalten statische und dynamische Versuche zur Systemidentifikation unter besonderer Berücksichtigung der Lokalisation von Schäden während der Lebensdauer. Ein Monitoring auf der Basis eines verteilten echtzeitfähigen Messrechnersystems begleitet das experimentelle Vorgehen und erfolgt mit ca. sechzig, über die mechanische Struktur verteilten, Sensoren.

1 Einleitung

1.1 Allgemeines

Der digitale Wandel bewirkt tiefgreifende Veränderungen in allen gesellschaftlichen Bereichen. Exemplarisch zu nennen sind hier insbesondere „Industrie 4.0“, die umfassende Digitalisierung der industriellen Produktion, „Smart Cities“, die vernetzte Stadt der Zukunft und „BIM“, die optimierte Planung, Ausführung und Bewirtschaftung von Anlagen, Bauwerken und Infrastrukturen. In der Fusion von Building Information Modeling (BIM) mit dem Structural Health Monitoring (SHM) fungiert ein digitaler Zwilling als zentrales Element einer effizienten Datenorganisation für das SHM/BIM [1] [2] [3]. Der Baulastträger bekommt damit ein Instrumentarium zur vorausschauenden Planung von Instandhaltungsmaßnahmen an Brückenbauwerken mit hohem volkswirtschaftlichem Nutzen.

1.2 Structural Health Monitoring

Es bietet sich an das Structural Health Monitoring (SHM) prozessorientiert in drei Teile zu untergliedern: Der 1.) Datenraum beinhaltet Art und Umfang des Sensornetzwerks sowie die Qualität der damit aufgenommenen, mehrdimensionalen Felddaten, ebenso die räumliche und zeitliche Auflösung dieser. Dies sind z. B. mechanische Antwortgrößen wie

Beschleunigungen, Deformationen, Temperaturfelder, etc., ebenso Einflussgrößen wie Kräfte, Umgebungsbedingungen, Betriebszustände, etc., aber auch wirtschaftliche Informationen und Kosten der Baulasträger. Die 2.) Datenassimilation beinhaltet die Robustheit der Kopplungs-, Bewertungs- und Erfassungsmethoden für große Datensätze der Sensoren in Zeit und Raum. Das Thema der Echtzeitfähigkeit der Datenanalyse ist hier zugehörig. Der 3.) Systemraum bestimmt die Art und Qualität, der aus dem Datenraum ermittelten Systemparameter. Der Fokus liegt hierbei auf einer möglichst automatisierten und adaptiven Steuerung der Modellbildung und Auswertung der Daten über inverse Verfahren z. B. der Systemidentifikation. Das Thema der Informationsreduktion auf signifikante Größen ist hier bedeutsam.

2 Methoden

2.1 Modellbildung

Klassische Analyse- und Entwurfsmethoden des konstruktiven Ingenieurbaus (z. B. die Finite Elemente Methode [FEM] oder Boundary Elemente Methode [BEM]) eignen sich für die zuvor adressierten drei Paradigmen grundsätzlich weniger, da diese nicht datenorientiert bzw. prozessorientiert arbeiten. Die methodischen Ansätze des Model-Updating adressieren die Problematik durch Parameteranpassung mit Optimierungsmethoden. Dabei ist jedoch die Reduktion auf wenige zielführende signifikante Parameter problematisch und nicht eindeutig.

Im Gegensatz dazu sind adaptive Methoden und Modelle der System- und Filtertheorie, eingesetzt in der Systemidentifikation, sehr geeignet und können einen unscharfen Datenstrom des Sensornetzwerkes aus dem Datenraum zur Datenassimilation im Systemraum methodisch direkt erfassen. Mit vier Schritten kann die Systemidentifikation charakterisiert werden: Der Definition eines Experimentes und deren Zielsetzung, der Datenerfassung und robusten Schätzung, der Reduktion der Modellparameter und der Modellvalidierung in einem ggf. iterativen Vorgehen. Klassisch kommen hier numerische Methoden der linearen Algebra und der Parameteroptimierung zum Einsatz. Aktuell werden diese sehr erfolgreich durch datengetriebene maschinelle Methoden (Machine Learning [ML]) ergänzt, da die methodischen Grundschriffe von ML prinzipiell direkt vergleichbar zur Systemidentifikation sind [4] [5] [6].

Nachteilhaft bei ML-Methoden ist oftmals die fehlende physikalische Interpretationsmöglichkeit. Im Gegensatz dazu lassen sich Zustandsraummodelle aus der Systemtheorie in kanonische Formen überführen, die dann einer physikalischen Deutung zugänglich sind [7] [8] [9]. Komplexe nichtlineare Beziehungen sind hingegen oft sehr aufwendig mit Zustandsraummodellen zu beschreiben, ebenso wie eine direkte stabile Lösungsmethode dazu. ML-Methoden können sehr vorteilhaft Nichtlinearitäten und komplexe Zusammenhänge zwischen relevanten Modellparametern abbilden [10] [8]. Deshalb sind durch eine automatisierte, zielorientierte und datengetriebene Kombination der jeweiligen Vorteile von beiden Methoden Ergebnisse mit hoher Aussagegüte zu erwarten.

Es existieren weitere SHM-Methoden, da das Forschungsfeld der zerstörungsfreien Prüfungen schon vor ca. 40 Jahren erstmalig adressiert wurde. Exemplarisch und vielversprechend sind insbesondere die Schallemissionsanalyse [11], die Ultraschall-Coda-

Wellen-Interferometrie (CWI) FOR 2825 [12] [13] [14], und geodätische Untersuchungen [15], aber auch faseroptische Messverfahren [16] zu nennen. Nähere aktuelle Analysen und Untersuchungen diesbezüglich, sowohl wissenschaftlich als auch anwendungsorientiert, finden sich in [11].

2.2 Systemidentifikation

Systemidentifikation von White- und Black-Box-Modellen stellen eine wichtige Unterscheidung zur Systemparametrisierung dar. White-Box-Modelle basieren auf den konstitutiven mechanischen Gleichungen. Da nur ausgewählte Spezialprobleme analytisch gelöst werden können, werden numerische Näherungslösungen (z. B. FE-Modell, BE-Modell) verwendet. Eine Einarbeitung der Einflüsse von Umgebungs- und Betriebsbedingungen (Environmental and Operational Conditions [EOC]), Nichtlinearitäten, veränderlichen Betriebszuständen, etc. ist hierbei sehr komplex und aufwendig. Daher sind diese Modelle nicht direkt für echtzeitfähige und prozessorientierte Anwendungen geeignet. Diesen physikalisch interpretierbaren White-Box-Modellen stehen die mathematischen Black-Box-Modelle gegenüber, welche eine kausale Übertragung von einem deterministischen und/oder stochastischen Eingang zu einem Output parametrisieren (z. B. als State Space System).

2.3 Deterministische und stochastische Methoden

Da Black-Box-Modelle direkt auf Basis von Messdaten parametrisiert werden, haben diese eine kleinere Modellordnung und sind prinzipiell echtzeitfähig. Während die Identifikation auf Basis deterministischer Erregungen (Deterministic Realization, Numerical Algorithms for State Subspace System Identification [N4SID], Multivariable Output Error State Space Algorithm [MOESP], Orthogonal Decomposition Technique [ORT], etc.) an großen, realen Konstruktionen aus dem Bauingenieurwesen oder dem Maschinenbau aufwendige, kostenintensive, schwer automatisierbare und teilweise technisch unmögliche Versuche voraussetzt, kann ein ambientes Rauschen (z. B. Wind, Verkehr, Wellen, Mikroseismik) bei den meisten Konstruktionen (z. B. Brücken, Türme, Windenergieanlagen, etc.) während des Betriebs sehr vorteilhaft zur Systemparametrisierung mit der stochastischen Output-Only Systemidentifikation genutzt werden (z. B. Stochastic Realization, Canonical Correlation Analysis [CCA], covariance/data based Stochastic Subspace Identification [SSI], Polyreference Least Squares Complex Frequency domain method [PLSCF], etc.) [9] [17] [18].

2.4 State Projection Estimation Error (SP2E)

Die Methode SP2E dient der Detektion und Lokalisation von Schäden [19]. Grundlage für die Methode sind lineare, zeitinvariante Zustandsraummodelle T . Die Basis sind Strukturantworten eines an einem mechanischen System applizierten Sensornetzwerks. Die Zustandsraummodelle werden mit der Stochastic Subspace Identification (SSI) (Output-Only-Methode) realisiert. Die vollständigen Zustandsraummodelle T werden zusätzlich mit H_2/H_∞ Optimierungsalgorithmen auf einen Musterprozess normiert.

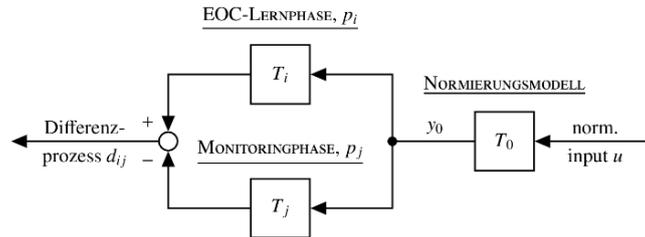


Abbildung 1: Blockschaltbild SP2E.

Abbildung 1 stellt das Prinzip von SP2E dar. Der Ausgang von zwei, zu unterschiedlichen Zeitpunkten i und j erstellten Systemen wird in einem Differenzprozess d_{ij} verglichen. Dabei wird davon ausgegangen, dass ein stationärer Betriebszustand existiert. Auf beide Modelle wird der gleiche Normierungseingang y_0 , der aus dem Normierungsmodell T_0 entsteht, in der Methode SP2E verwendet. Die mittlere Leistung des Differenzprozesses wird dann als Schadensindikator ausgewertet.

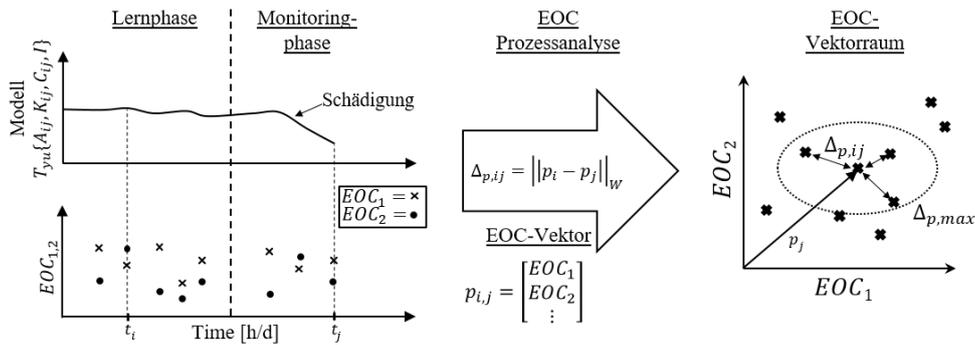


Abbildung 2: Phasen und EOC-Vektorraum.

Das Monitoring eines mechanischen Systems ist in eine Lern- und eine Monitoringphase unterteilt (siehe Abbildung 2). In der Lernphase sind die Modelle des ungeschädigten Systems identifiziert. In der Monitoringphase findet die Systemüberwachung statt. Die Modelle i werden der Lernphase entnommen und bilden einen Referenzzustand zu den Modellen j aus der Monitoringphase. Jedes Modell stellt eine Linearisierung an einem jeweiligen Betriebspunkte des mechanischen Systems dar. Durch das Sensornetzwerk werden ebenfalls EOC wie Temperatur, Windgeschwindigkeit und -richtung, etc. in einem EOC-Vektor p als Attribute aufgezeichnet. Der EOC-Vektor p ist dem Zustandsraummodell zugehörig. Die Zuordnung der Modelle i und j erfolgt über die Differenz $\Delta_{p_{ij}}$ im EOC-Vektorraum. Die erfolgt beispielsweise über k -Nearest-Neighbour oder weitere Clusterverfahren.

3 Experimente zur Systemidentifikation

3.1 Floßgrabenbrücke



Abbildung 3: Floßgrabenbrücke B2 in Näthern bei Zeitz, Sachsen-Anhalt.

Zur Methodenverifikation ermöglichte die Straßenbau-Verwaltung Sachsen-Anhalt experimentelle Untersuchungen. Hierfür wurde die in Abb. 3 dargestellte Floßgrabenbrücke der B2 in Näthern bei Zeitz aus dem Baujahr 2001 ausgewählt. Das Bauwerk überbrückt in gerader Linie das Hasselbachauetal und überführt den Floßgraben mit einer Gesamtbrückenlänge von 358,00 m. Die Brücke ist in sieben Feldern aufgeteilt, wobei die Randfelder eine Spannweite von 44,00 m und die mittleren Felder von 54 m aufweisen. Die Konstruktionshöhe ist 2,60 m mit einer Breite von 12,00 m. Der Überbau ist als einzelliger, trapezförmiger, torsionssteifer Stahlverbundhohlkasten mit konstruktiv aufgelegter Ortbetonplatte errichtet. In einem Raster von 3,6 m sind Queraussteifungen eingeschweißt.

3.2 Experimentelle Planungen und Monitoring im Betrieb der Brücke

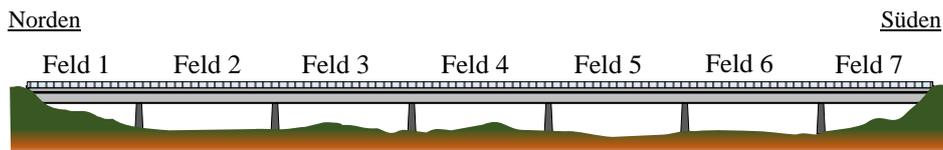


Abbildung 4: Längsschema der Brücke.

In einer ersten Phase wurden vier der sieben Felder (Feld 4 -7) mit dem Messsystem bestückt. Pro Feld sind acht Beschleunigungssensoren aufgestellt. Es handelt sich dabei um uniaxiale IEPE-Sensoren des Typs PCB393A03. Zur Überwachung der Umgebungsbedingungen sind vier Temperatursensoren innerhalb des Hohlkastens und eine Wetterstation an der Spitze einer Stütze verbaut. Ziel dieser ersten Phase ist es, den Dauereinsatz des Monitoringsystems zu überprüfen und tiefere Erkenntnisse über die Versuchsstruktur zu erhalten. Anhand dieser Erkenntnisse werden Messparameter, Datenhandling und Sensorplatzierung optimiert. In der zweiten Phase wird die komplette Struktur mit insgesamt 56 Beschleunigungssensoren des gleichen Typs ausgestattet und der ganze Überbau in das Structural Health Monitoring

Konzept eingebunden. In einer dritten Phase werden daraufhin experimentelle und reversible Strukturänderungen durchgeführt, um die Methoden zur Schadensidentifikation und das Monitoring zielführend zu verifizieren. Dies erfolgt, in Form von statischen und dynamischen Versuchen planmäßig im Rahmen des SPP100+ in gemeinsamer Projektarbeit des Cluster E.

3.3 Messungen im Betrieb und erste Ergebnisse

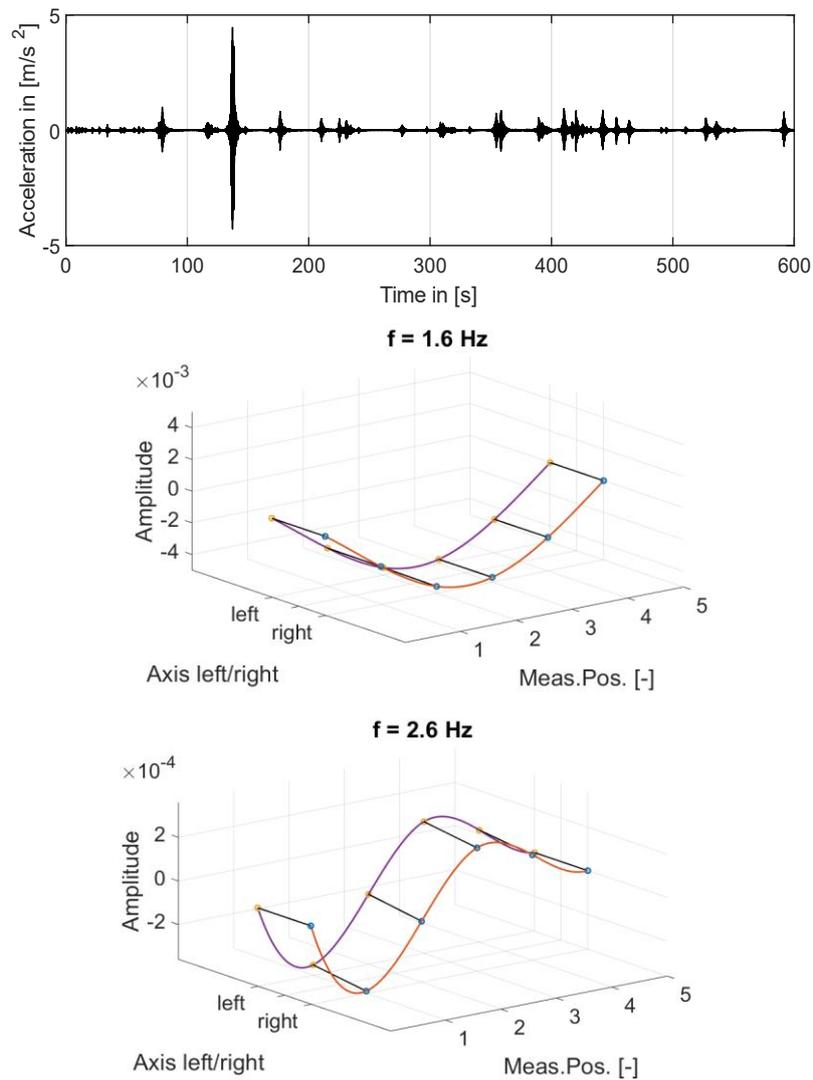


Abbildung 5: Erste experimentelle Untersuchungsergebnisse.

Abbildung 5 zeigt exemplarisch erste Ergebnisse der Vorabstudie aus dem letzten Quartal im Jahr 2023 in Folge von Output-Only Modellrealisierungen auf Basis der Subspacemethode. Zu erkennen ist Fahrzeugverkehr über 10 Minuten in Form von ungefilterten Beschleunigungsmessdaten. Die weiteren Darstellungen zeigen die ermittelten, frei skalierten Schwingungsformen bei 1,6 Hz und 2,6 Hz in Feld fünf. Weitere Ergebnisse werden in Zukunft vorgestellt.

Danksagung

Wir danken der Deutschen Forschungsgemeinschaft für die freundliche Förderung des Projektes und freuen uns über die fruchtbare Zusammenarbeit im Rahmen des SPP100+.

<https://www.spp100plus.de/>

Literatur

- [1] PANAHA, R. S.; KIOUMARSI, M. Application of Building Information Modelling (BIM) in the Health Monitoring and Maintenance Process: A Systematic Review. *Sensors*, Nr. 21 (2021), S. 837
- [2] HOU, G.; LI, L.; XU, Z.; CHEN, Q.; LIU, Y.; QUI, B. A BIM-Based Visual Warning Management System for Structural Health Monitoring Integrated with LSTM Network. *KSCE Journal of Civil Engineering*, Nr. 25.8 (2021), S. 2779-2793
- [3] HARTUNG, R.; SCHÖNBACH, R.; LIEPE, D.; KLEMT-ALBERT, K. Automated Parametric Modeling to Enhance a data-based Maintenance Process for Infrastructure Buildings. *ISARC. Proceedings of the International Symposium on Automation and Robotics in Construction*, Nr. 37 (2020), S. 264-271
- [4] BRUNTON, S. L.; KUTZ, J. N. *Data-driven science and engineering: Machine learning, dynamical systems and control*. Cambridge University Press, Cambridge, 2019
- [5] LJUNG, L.; ANDERSSON, C.; TIELS, K.; SCHÖN, T. B. Deep Learning and System Identification. *IFAC-PapersOnLine*, Nr. 53.2 (2020), S. 1175-1181
- [6] STRANG, G. *Linear Algebra and Learning from Data*. Wellesley-Cambridge Press, Cambridge, 2019
- [7] VOLLMERING, M.; BREITKREUZ, M.; LENZEN, A. Estimation of mechanical parameters based on output-only measurements using Kronecker product equivalence and mass perturbations. *Journal of Sound and Vibration*, Nr. 500 (2021), S. 116016
- [8] LENZEN, A.; VOLLMERING, M. Mechanical system scaling based on output only identification and mass perturbations by state projections. *Mechanical Systems and Signal Processing, Special Issue in Honor of Professor Lothar Gaul*, Nr. 144 (2020), S. 106863
- [9] KATAYAMA, T. *Subspace methods for system identification*. Springer, London, 2005

- [10] Goodfellow, Y.; Bengio, Y.; Courville, A. Deep Learning. MIT press, Cambridge (MA, USA), 2016
- [11] BÖSCHE, T.; KAPLAN, F.; PIRSKAWETZ, S.; SALOGA, K.; STEINBOCK, O. B1 – Brücke Altstädter Bahnhof in Brandenburg an der Havel, Bauwerksuntersuchung vor dem Rückbau. Landesbetrieb Straßenwesen Brandenburg, 2021
- [12] NIEDERLEITHINGER, E., EPPLE, N., FONTOURA BARROSO, D.; CLAUß, F.; AHRENS, M. A.; MARK, P. Ultraschallbasierte Überwachung von Stahl- und Spannbetonkonstruktionen – erste Ergebnisse der DFG-Forschungsgruppe 2825 CoDA. BAM, 2020
- [13] HOLLA, V., VU, G.; TIMOTHY, J. J.; DIEWALD, F.; GEHLEN, C.; MESCHKE, G. Computational Generation of Virtual Concrete Mesostructures. Materials, Nr. 14.14 (2021), S. 3782
- [14] SHENG-WANG, Z. Numeric simulation by grid-various finite-difference elastic wave equation. Oil Geophysical Prospecting, Nr. 42.6 (2007), S. 634
- [15] MILILLO, P.; GIARDINA, G.; PERISSIN, D.; MILILLO, G.; COLETTA, A.; TERRANOVA, C. Pre-Collapse Space Geodetic Observations of Critical Infrastructure: The Morandi Bridge, Genoa, Italy. Remote Sensing Nr. 11.12 (2019), S. 1403
- [16] MITZKUS, A.; SAHRE, M.; BASEDAU, F.; HOFMANN, D.; BECK, U. Fiber Bragg Gratings for In-Situ Stress Monitoring of Electrochemical Deposition. Journal of The Electrochemical Society, Nr. 166.6 (2019), S. B312
- [17] VAN OVERSCHEE, P.; DE MOOR, B. L. Subspace identification for linear systems: Theory – Implementation - Applications. Springer, Dordrecht, 1996
- [18] VERHAEGEN, M.; VERDULT, V. Filtering and system identification: a least squares approach. Cambridge University Press, 2007
- [19] LENZEN, A.; ROHRER, M.; VOLLMERING, M. Damage localization of mechanical structures considering environmental and operational conditions based on output-only system identification and H_∞ -estimation. Mechanical Systems and Signal Processing, Nr. 156 (2021) S. 107572