

Entwicklung eines Optimierungsverfahrens zur Strukturidentifikation von Brückenbauwerken

Lukas Guntermann¹  und Bjarne Sprenger¹

¹Institut für Massivbau, Universität Duisburg-Essen, Universitätsstraße 15, 45141 Essen, Deutschland

E-Mails: lukas.guntermann@stud.uni-due.de, bjarne.sprenger@uni-due.de

Abstract: Die Anpassung eines Finite-Elemente (FE)-Modells an die Tragwerksreaktionen eines realen Bauwerks im Rahmen eines Structural Health Monitorings (SHM) wird als Modelladaption bezeichnet. Die Adaption erfolgt durch die iterative Modifikation von unbekanntem Modellparametern, bis die Reaktionen des numerischen Modells möglichst genau mit den gemessenen Größen am Bauwerk übereinstimmen. Um dieses hochdimensionale Optimierungsproblem zu lösen, werden Evolutionäre Algorithmen (EA) eingesetzt.

In diesem Beitrag wird ein Monitoringkonzept auf Basis einer FE-Modelladaption für vorgespannte Stahlbetonbrücken vorgestellt und das prototypische Optimierungsverfahren am Beispiel eines parametrisierten FE-Modells eines vorgespannten Fertigteildachbinders in Bezug auf die Identifizierbarkeit der Modellparameter validiert. Die Strukturidentifikation des Konzepts erfolgt über die Adaption der Modellparameter an zuvor numerisch generierten Messdaten des Tragwerks mithilfe von Genetischen Algorithmen (GA). Diese basieren auf der MATLAB Optimization Toolbox und verwenden automatisiert das FE-Programm DIANA FEA zur Berechnung der Modelle. Die Effizienz des Optimierungsalgorithmus wurde anhand einer Parameterstudie, die den Einfluss der Strategieparameter auf die Konvergenzgeschwindigkeit untersucht, optimiert und die Anbindung an das Monitoringkonzept einer realen Spannbetonbrücke diskutiert.

Keywords: Structural Health Monitoring (SHM), FE-Modelladaption, Evolutionäre Algorithmen (EA), Genetische Algorithmen (GA), MATLAB Optimization Toolbox



Erschienen in Tagungsband 35. Forum Bauinformatik 2024, Hamburg, Deutschland, DOI: 10.15480/882.13510
© 2024 Das Copyright für diesen Beitrag liegt bei den Autoren. Verwendung erlaubt unter Creative Commons Lizenz Namensnennung 4.0 International.

1 Einleitung und Motivation

Im Infrastrukturbau findet seit einigen Jahren der Wandel von einem reaktiven Handeln bei Schäden zu einer vorausschauenden prädiktiven Instandhaltung statt, die in Form des **Structural Health Monitoring (SHM)** angewendet wird [1]. Durch die Implementierung numerischer Rechenmodelle sowie Fortschritte im Gebiet der Messtechnik (bspw. faseroptische Sensoren oder 3D-Punktwolken), kann im Rahmen der Zustandsüberwachung das Tragverhalten eines Bauwerks untersucht werden.

Zur Strukturidentifikation von Tragwerken werden Finite-Elemente-Modelle (FE-Modelle) im Rahmen einer **FE-Modelladaption**, die auch als FE-Model-Updating-Verfahren bezeichnet wird, eingesetzt. In diesem Adaptionprozess werden die Parameter des FE-Modells iterativ angepasst bis die gemessenen Tragwerksreaktionen des realen Bauwerks und die numerische Antwort des FE-Modells möglichst genau übereinstimmen [2]. Die iterative Adaption der Modellparameter stellt bei einer FE-Modelladaption das Optimierungsproblem dar.

2 Parameteridentifikation auf Grundlage Evolutionärer Algorithmen

Evolutionäre Algorithmen (EA) zählen zu den bionischen Optimierungsverfahren [3] sowie dem Machine Learning und bündeln als Oberbegriff eine Reihe von Optimierungsverfahren, wie **Genetische Algorithmen (GA)**, Evolutionäre Programmierung und Evolutionsstrategien, die auf der Evolutionstheorie basieren. Der Einsatz von EA ist bei Problemen möglich, bei denen Standardverfahren keinen Lösungsansatz bieten [3]. Sie sind insbesondere bei hochkomplexen Problemen mit unbekanntem Optima und mehreren Optimierungsvariablen sinnvoll, sodass auch Probleme mit unendlich vielen möglichen Zuständen und nicht differenzierbaren Fitnessfunktionen gelöst werden können [4] und dabei ein globales Optimum identifiziert wird.

Dabei stellt der Genotyp das Gen-Set eines Zustands dar, das z. B. als Array definiert ist (z. B. Parameter des FE-Modells) und der Phänotyp das äußere Erscheinungsbild und somit die Bedeutung der im Array gespeicherten Informationen (z. B. die Tragwerksreaktion). Aus den so repräsentierten Individuen einer Population werden durch fitnessbasierte Selektion (survival of the fittest) Elternindividuen zur Bildung der Folgegeneration gewählt. Dazu werden genetische Operationen (auch Variationsoperatoren) angewendet [5]: Rekombination bezeichnet dabei die Vermischung der genetischen Informationen von ρ Elternindividuen. Es existieren verschiedene Möglichkeiten der Rekombination, wie z. B. Crossover (CO) [6]. Mutationen stellen die zweite genetische Operation dar: Sie rufen eine zufällige Änderung des Genoms eines Individuums hervor [3] und sorgen dafür, dass eine hohe Diversität innerhalb der Population bestehen bleibt, wodurch der Optimierungsalgorithmus das globale Optimum der Fitnessfunktion, die verschiedene Extrema aufweist und auf der verschiedenen Individuen eine Fitness zugeordnet wird, identifizieren kann. Ein zusätzlicher Vorgang zur Sicherung fitter Genotypen ist der Elitismus, durch den Individuen für die Folgegeneration beibehalten werden, ohne einem Variationsoperator unterzogen zu werden. Durch die iterative Aneinanderreihung der beschriebenen Vorgänge ergibt sich der EA, der eine zufällige Grundpopulation erzeugt, diese durch die Variationsoperatoren optimiert und kontinuierlich prüft, ob das Optimierungsziel erreicht wurde.

3 FE-Modelladaption von Massivbrücken

3.1 Konzept zur Schadensdetektion

Das entwickelte Überwachungskonzept umfasst eine Schadensdetektion auf Basis einer nichtlinearen Modelladaption und soll innerhalb des Schwerpunktprogramms 2388 der DFG „SPP Hundert Plus“ anhand einer Spannbetonbrücke – der Nibelungenbrücke in Worms – validiert werden. Die Adaption der Modell- und Belastungsparameter erfolgt über die statische Antwort des Bauwerks.

Die Strukturidentifikation erfolgt über die iterative Modifikation der Parameter eines FE-Modells auf Basis eines GA. Dieser Optimierungsprozess wird bis zum Erreichen eines Abbruchkriteriums wiederholt. Die aus dem Optimierungsprozess adaptierten Modelle werden anschließend im Hinblick auf Parameterstreuung und Ungenauigkeiten untersucht. Zur Visualisierung der Modelle wird der hochkomplexe Parameterraum mithilfe eines autoassoziativen künstlichen neuronalen Netzwerkencoders (KNN-Autoencoder) in eine niedrigdimensionale Darstellung überführt. Mittels Clusteranalyse kann anschließend ein Modell zur Adaption des realen Tragwerks identifiziert werden. Die Schadensdiagnose erfolgt dann durch den Vergleich der Systemparameter des aus der Strukturidentifikation identifizierten Modells zu zuvor identifizierten Modellen. Allmähliche Änderungen über einen ausgedehnten Zeitraum weisen auf Alterung bzw. Abnutzung hin, plötzliche Änderungen stellen Indikatoren für auftretende Schädigungen dar.

3.2 FE-Modellierung eines Dachbinders als Validierungsbauwerk

Die prototypische Implementierung des Konzepts – die Anbindung des FE-Programms an den Optimierungsalgorithmus zur Strukturidentifikation mittels GA – erfolgt zunächst am Beispiel eines vorgespannten Fertigteildachbinders (Abbildung 1). Für die Reduzierung der Berechnungsdauer wurde zunächst ein linear-elastisches Materialverhalten des Betons angenommen. Die Berechnung erfolgt mit dem FE-Programm DIANA FEA [7].

Zur Validierung des Optimierungsalgorithmus wurde ein parametrisiertes FE-Modell des Dachbinders mit implementierten Schadens- und Belastungsfunktionen in Form von Wertetabellen erstellt. Die in zuvor durchgeführten Untersuchungen [8–10] ermittelten aussagekräftigen Modellparameter (der E-Modul, die äußere Belastung, die Vorspannkraft und die Bewehrungsfläche) werden mit sieben zu identifizierenden Modellparametern beschrieben. Eine Schädigung infolge von Betonabplatzungen oder Rissen wird durch die Reduzierung des E-Moduls mit den Parametern e_E (Ort) und a_E (Intensität) beschrieben. Eine Abnahme der Bewehrungsfläche (infolge von Korrosion) wird mit den Parametern e_R (Ort) und a_R (Intensität) beschrieben. Für eine realitätsnahe Approximation der Schädigungen infolge von Betonabplatzungen, Rissen oder Korrosion der Bewehrung, wird der Schaden mit einer gaußschen Glockenkurven dargestellt [8, 9]. Eine Schädigung am Vorspannsystem wird über den Parameter m_P (Intensität der Vorspannkraft) simuliert. Die äußere Belastung wird mit den Parametern m_S (Intensität einer gleichförmigen Streckenlast) und e_Q (Ort einer Wanderlast) beschrieben. Die Antwort der Modelle infolge der

Belastungs- und Materialparameter wird durch 28 virtuelle Sensoren gemessen (Abbildung 1). Die vertikale Verschiebung wird in einem Abstand von 2,0 Metern an der Unterseite erfasst. Die horizontale Verschiebung wird am rechten Auflager gemessen. Dehnungen werden in einem Abstand von 2,0 Metern an der Ober- und Unterseite des vorgespannten Dachbinders erfasst.

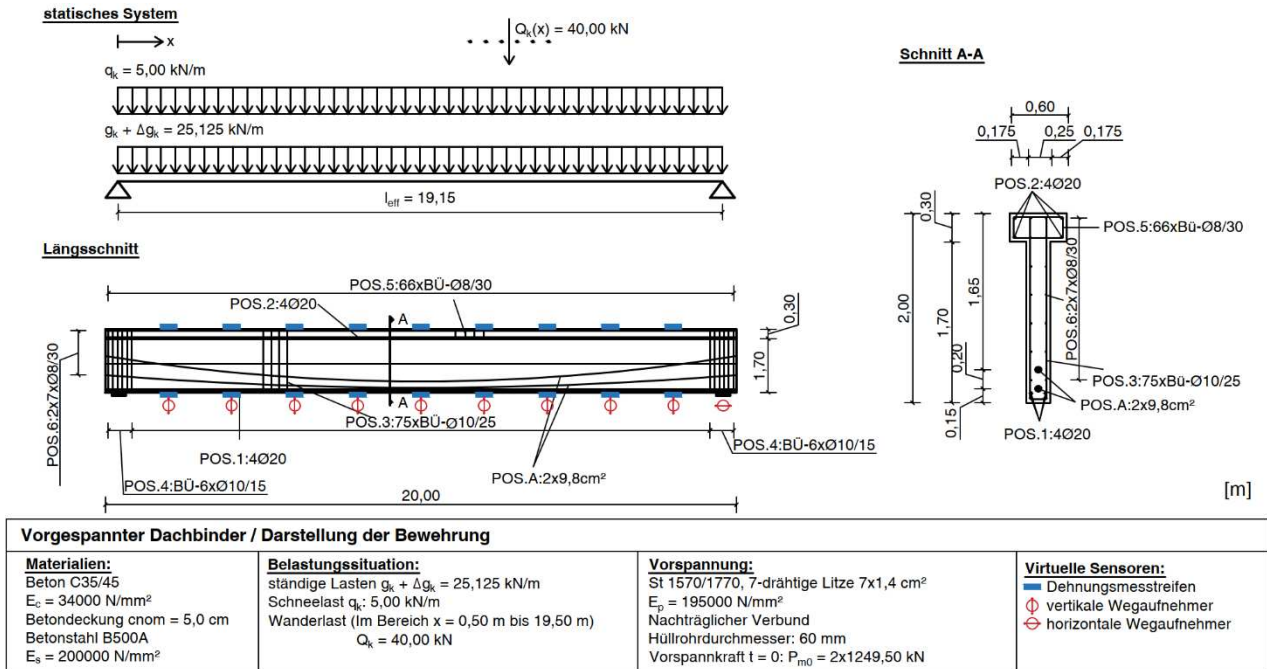


Abbildung 1: Anwendungsbeispiel – vorgespannter Dachbinder.

3.3 Konzept und Implementierung des Optimierungsverfahrens

Um das FE-Modell an das reale Tragwerk zu adaptieren, muss der GA verschiedene Parametersets (als Genotypen) mit dem FE-Programm DIANA FEA berechnen, um anschließend die Fitness der Tragwerksreaktion des FE-Modells (als Phänotyp) durch einen Abgleich mit der realen Tragwerksreaktion festzustellen. Als Programmierumgebung wird dazu MATLAB [11] und insbesondere die **Optimization Toolbox** gewählt, die über vielfältige Funktionen für die Implementierung von GA verfügt. Die Optimierung läuft dabei in MATLAB ab, während die einzelnen Individuen in DIANA FEA berechnet werden. Das entwickelte Konzept ist in Abbildung 2 dargestellt.

Als Schnittstelle dienen *.dat-, *.dcf- und *.tb-Dateien, die das Modell, die Berechnungseinstellungen und die Ergebnisse im Textformat enthalten. Die Anbindung von DIANA FEA erfolgt über einen CMD-Befehl in MATLAB, der die diana.exe-Anwendung aufruft und die *.dat- und *.dcf-Datei als Argumente übergibt. Die Berechnungseinstellungen (lineare oder nichtlineare Berechnung und Definition des Ergebnisformats) sind für alle FE-Modelle (Individuen) identisch. Die Modelldatei jedes Individuums wird in Abhängigkeit der sieben Modellparameter angepasst. Dies erfolgt über eine MATLAB-Routine, die in den *.dat-Dateien die Schlüsselwörter („FACTOR“) sucht, nach denen die Werte der Schäden bzw. Belastungen deklariert werden, und dort für alle betrachteten Stellen

mittels der mathematischen Schadens- bzw. Belastungsfunktionen die Funktionswerte berechnet. DIANA FEA startet als Konsolenanwendung die Berechnung und speichert, wie in der Berechnungseinstellungsdatei definiert, die Ergebnisse der betrachteten Knoten oder Elemente als einzelne *.tb-Dateien. Diese werden anschließend durch MATLAB ausgelesen und mit den Tragwerksreaktionen in der Fitnessfunktion verglichen. Für die Bestimmung des Fitnessscores wurde eine modifizierte Hyperbelfunktion angesetzt (Abbildung 2).

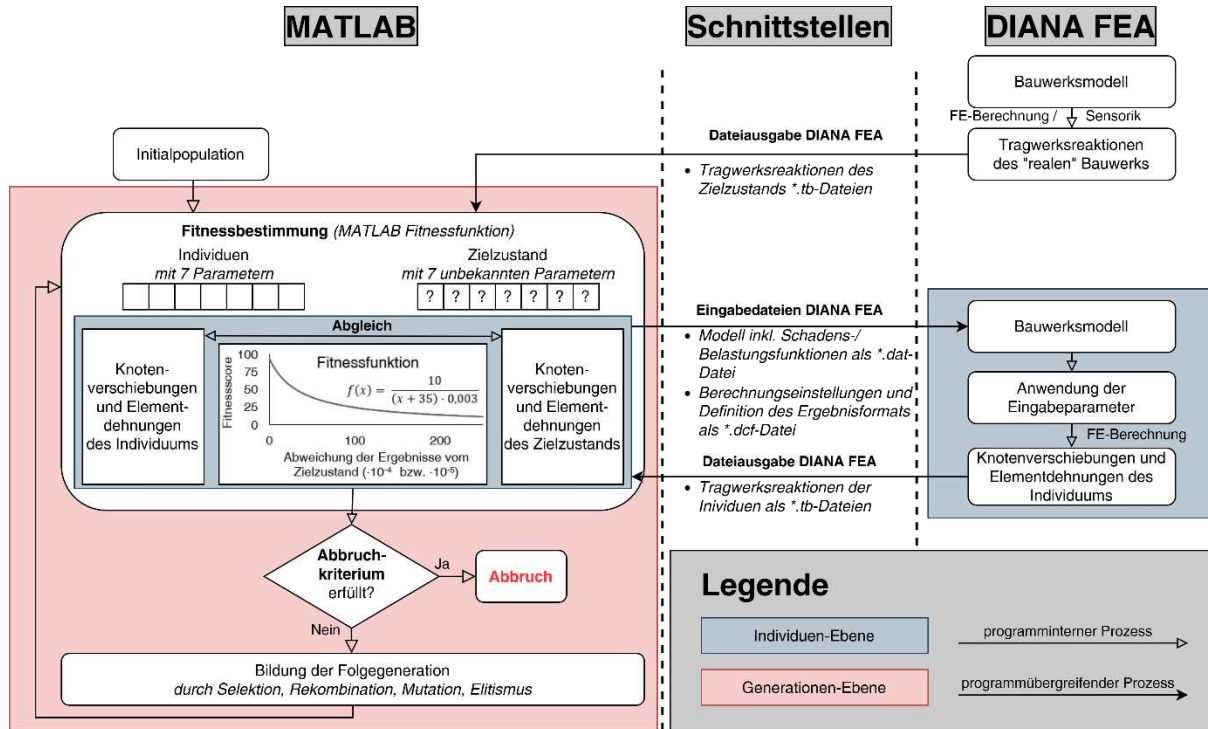


Abbildung 2: Konzept der Programmierung des GA aus [12].

3.4 Identifikation optimaler Strategieparameter und Algorithmen

Bei der Entwicklung des Optimierungsverfahrens wurde eine Parameterstudie durchgeführt [12], mit der geeignete Strategieparameter des GA (u. a. Populationsgröße, Rekombinations-, Mutations- und Elitismusrate) [5] und die Abbruchkriterien ermittelt wurden, um den Programmcode möglichst effizient aufzusetzen. Dazu wurde ein genotypischer anstelle eines phänotypischen Ansatzes verfolgt und somit innerhalb der Fitnessbestimmung durch MATLAB (Abbildung 2) lediglich eine Approximation von vorher gewählten Zielparametern durchgeführt. Die FE-Berechnung konnte im Testaufbau so vermieden werden, wodurch der Algorithmus die Optimierung stark beschleunigt durchführen konnte. Außerdem wurden geeignete Unter-Algorithmen für die Erstellung der Initialpopulation, die Selektion sowie die Variationsoperatoren identifiziert.

Für die Populationsgröße wurden $N = 50$ Individuen gewählt. Durch diese vergleichsweise geringe Populationsgröße [4] kann trotz der verringerten Konvergenzgeschwindigkeit und der daraus resultierenden erhöhten Generationenanzahl deutlich Berechnungszeit der FE-Modelle pro

Optimierung reduziert werden. Die Rekombinationsrate bzw. die Crossoverrate wurde als $p(C) = 0,8$ und der Elitismus bzw. die Reproduktionsrate als $p(R) = 0,05$ festgelegt. Die Mutationsrate liegt bei $p(M) = 0,15$ und ergibt sich nach [4] aus $p(C) + p(R) + p(M) = 1$, womit die verwendeten Variationsraten den bekannten Standardraten [4, 6, 13] entsprechen. Für die Initialpopulation wurde eine uniforme Verteilung („gacreationuniform“) und als Selektionsalgorithmus die Turnierselktion („selectiontournament“) verwendet, die die schnellste Konvergenz gemessen an den benötigten Generationen erzielt und in vergleichbaren Anwendungsfällen genutzt wird [13]. Als Rekombinationsalgorithmus wurde das Laplace-CO („crossoverlaplace“) und als Mutationsalgorithmus die Power-Mutation („mutationpower“) gewählt.

3.5 Validierung des entwickelten Konzepts

Die Konvergenz des GA wurde in sechs unabhängigen Versuchen mit $N = 50$ Individuen geprüft, in denen eine Konvergenz oberhalb eines festgelegten minimalen Fitnessscores innerhalb von durchschnittlich 85 Generationen erreicht wurde (Tabelle 1). Dargestellt ist die prozentuale Abweichung der approximierten Parameter.

Tabelle 1: Konvergenzergebnisse des in [12] entwickelten GA für das Validierungsbauwerk.

	e_E E-Modul Ort	a_E E-Modul Intensität	e_R Bewehrung Ort	a_R Bewehrung Intensität	m_P Vorspannung Intensität	m_S Streckenlast Intensität	e_Q Wanderlast Ort
Durchschnitt	0,2 %	3,8 %	9,5 %	33,9 %	1,7 %	16,7 %	8,3 %
Min. Fehler	0,0 %	1,3 %	2,0 %	16,9 %	1,2 %	4,6 %	0,0 %
Max. Fehler	0,3 %	6,0 %	21,2 %	63,0 %	2,6 %	26,5 %	22,2 %

Schädigungen approximiert durch eine Reduzierung des E-Moduls (Parameter e_E und a_E) lassen sich mit durchschnittlich ca. 0,2 % bis 3,8 % Abweichung detektieren. Ebenfalls kann der Ort (durchschnittliche Abweichung von 4 cm) genauer detektiert werden als die Intensität des Schadens. Eine Simulation eines Schadens des Vorspannsystems durch Reduzierung der Vorspannkraft (Parameter m_P) kann durch den GA präzise detektiert werden. Die Intensität der Streckenlast (Parameter m_S) kann mit durchschnittlichen Abweichungen von 16,7 % erfasst werden. Die vergleichsweise höheren Fehler der Adaption der Parameter zur Identifikation der Bewehrungskorrosionsschäden (Parameter e_R und a_R ; Fehler durchschnittlich bis zu 33,9 %) resultieren aus der linearen-elastischen Berechnungsanalyse, da infolge des linear-elastischen Verhaltens des Betons der Einfluss der Bewehrung auf die Biegesteifigkeit des Tragwerks gering ist. Durch die Implementierung eines nichtlinearen Materialverhaltens des Betons wird der Einfluss der Steifigkeit der Bewehrungselemente ab der Erstrissbildung des Betons auf die Biegesteifigkeit des Tragwerks erhöht [8–10]. Der Ort der Wanderlast (Parameter e_Q) weist bei der Bestimmung eine hohe Streuung auf und erreicht teilweise Abweichungen bis zu 22,2 %. Dies resultiert aus dem teils geringen Einfluss der Last auf die Tragwerksreaktionen. Eine Positionierung der Last im Auflagerbereich führt zu geringeren Änderungen der Dehnungen und Verschiebungen als eine Positionierung der Last in der Mitte des Tragwerks. Zur Reduzierung der Fehler bzw. für eine Erhöhung der Zuverlässigkeit kann durch eine modellspezifische Sensitivitätsstudie, welche den

Einfluss der einzelnen Parameter auf die in der Fitnessfunktion ausgewerteten Tragwerksreaktionen untersucht, wodurch eine entsprechende Sensorkonfiguration zur Detektion der Last gewählt werden kann (vgl. [9, 10]), erhöht werden.

4 Zusammenfassung und Ausblick

Durch die Anbindung des FE-Programms DIANA FEA an die MATLAB Optimization Toolbox konnten Parameter eines FE-Modells an numerisch generierten Messdaten adaptiert und somit in erster Validierung des Verfahrens Schädigungen des Betons sowie des Vorspannsystems präzise identifiziert werden. Für eine realitätsnahe Modellierung von Schädigungen des Bewehrungsquerschnitts ist der Einbezug des nichtlinearen Materialverhaltens von Beton notwendig und wird bereits durch die Programmierung ermöglicht. Die daraus resultierende Erhöhung der Berechnungsdauer pro Individuum kann durch die Verteilung der ressourcenintensiven FE-Berechnungen auf ein Rechencluster mittels der MATLAB Parallel Computing Toolbox kompensiert werden. Eingebettet in einen digitalen Zwilling unter Einbezug weiterer Datenerfassungsstrategien zeigt eine mit GA implementierte Strukturidentifikation ihr möglicherweise größtes Potenzial, da das Verfahren durch nichtnumerische Ermittlung einzelner Parameter (bspw. Verkehrsbeanspruchung) beschleunigt werden kann. Im Rahmen eines Live-Monitorings einer realen Spannbetonbrücke ist die Reduzierung der Rechendauer des entwickelten Optimierungsverfahrens notwendig. Hierfür kann ein umfangreiches KI-basiertes Ersatzmodell, das auf Grundlage einer Datenbasis von zuvor durchgeführten Sensitivitätsstudien [9] trainiert wurde und die zeitaufwändigen nichtlinearen FE-Berechnungen ersetzen kann [14], zur Berechnung der Reaktionsgrößen der einzelnen Modelle an den entwickelten Optimierungsalgorithmus angebunden werden.

Danksagung

Die Veröffentlichung innerhalb des Projekts (Projektnummer: 501496870) ist Teil des Schwerpunktprogramms 2388 „SPP Hundert Plus – Verlängerung der Lebensdauer komplexer Baustrukturen durch intelligente Digitalisierung“, das von der Deutschen Forschungsgemeinschaft (DFG) finanziert wird. Die Autoren bedanken sich bei der DFG für ihre Unterstützung.

Literatur

- [1] P. Rizzo und A. Enshaeian, "Challenges in Bridge Health Monitoring: A Review," *Sensors (Basel, Switzerland)*, Jg. 21, Nr. 13, 2021, doi: 10.3390/s21134336.
- [2] M. Friswell, M. I. Friswell und J. E. Mottershead, *Finite element model updating in structural dynamics* (Solid mechanics and its applications 38). Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1995.

- [3] *Bionische Optimierung: Evolutionäre Algorithmen in der Anwendung*, VDI 6224 Blatt 1, Verein Deutscher Ingenieure e.V., Berlin, Jun. 2012.
- [4] W. Kinnebrock, *Optimierung mit genetischen und selektiven Algorithmen*, 2018. Aufl. Berlin, Boston: Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 1994.
- [5] *Computational Intelligence: Evolutionäre Algorithmen: Begriffe und Definitionen*, VDI/VDE 3550 Blatt 3, Verein Deutscher Ingenieure e.V. und Verband der Elektrotechnik Elektronik Informationstechnik, Berlin, Feb. 2003.
- [6] V. P. Patil und Pawar D.D., "The optimal crossover or mutation rates in genetic algorithm: a review," *International Journal of Applied Engineering and Technology ISSN: 2277-212X (Online)*, 2015 Vol. 5 (3), S. 38–41, 2015.
- [7] *DIANA Finite Element Analysis (Release 10.7) (2023)*. DIANA FEA BV.
- [8] B. Sprenger und M. Schnellenbach-Held, "Schadensmodellierung mittels nichtlinearer FE-Simulationen zur Bauwerksüberwachung im Rahmen eines Digitalen Zwillings," *Baustatik – Baupraxis 15*, Technische Universität Hamburg, 2024.
- [9] B. Sprenger und M. Schnellenbach-Held, "Sensitivity Analysis of Model Parameters in a Nonlinear Model-Updating Approach for Prestressed Concrete Bridges," *EWSHM 2024 - 11th European Workshop on Structural Health Monitoring*, 2024.
- [10] M. Schnellenbach-Held und B. Karczewski, "Nonlinear Model-Updating in Long-Term Structural Health Monitoring: Sensitivity Analyses," *Proceedings of the EG-ICE Workshop, Twente University, Enschede, The Netherlands*, 2011.
- [11] *MATLAB (R2024a) (2024)*. The MathWorks Inc.
- [12] L. Guntermann, "Entwicklung eines Optimierungsverfahrens zur Strukturidentifikation von Brückenbauwerken," Masterthesis (unveröffentlicht), Institut für Massivbau, Universität Duisburg-Essen, Essen, 2024.
- [13] D. Y. Harvey und M. D. Todd, "Structural health monitoring feature design by genetic programming," *Smart Mater. Struct.*, Jg. 23, Nr. 9, S. 95002, 2014, doi: 10.1088/0964-1726/23/9/095002.
- [14] S. Qin, Y.-L. Zhou, H. Cao und M. A. Wahab, "Model Updating in Complex Bridge Structures using Kriging Model Ensemble with Genetic Algorithm," *KSCE J Civ Eng*, Jg. 22, Nr. 9, S. 3567–3578, 2018, doi: 10.1007/s12205-017-1107-7.