

# Bausachverständige

Bauschäden, Bau- und Gebäudetechnik, Baurecht und gutachterliche Tätigkeit



- Barrierefreie Tür- und Fensteranschlüsse
- Glasbrüstungen und Überkopfverglasungen
- Bauwerksabdichtung im Bestand – Innenabdichtungen
- Das handwerkliche Sachverständigenwesen
- Der gestörte Bauablauf im Gerichtsgutachten
- Komplexität des Baurechts als Herausforderung



# Nichtlineare FE-Modelladaption eines Stahlbetonbalkens auf Basis Evolutionärer Algorithmen

## Wie Schädigungen anhand simulierter Reaktionen eines adaptierten FE-Modells detektiert werden können

*Der Beitrag stellt ein neuartiges Verfahren zur Adaption von Finite-Elemente-(FE)-Modellen auf Basis genetischer Algorithmen (GA) zur kontinuierlichen Zustandsüberwachung und frühzeitigen Schadensdetektion von Massivbrücken vor. Das Verfahren wurde bereits an numerisch generierten Messdaten validiert [1, 2] und wird in diesem Beitrag exemplarisch anhand eines geschädigten Stahlbetonbalkens unter Laborbedingungen überprüft.*

### 1 Einleitung und Motivation

Die zunehmend alternde Infrastruktur stellt das Instandhaltungsmanagement vor erhebliche Herausforderungen, wodurch seit einigen Jahren eine Entwicklung von rein reaktiven Instandsetzungsmaßnahmen hin zu einer vorausschauenden, prädiktiven Instandhaltung zu beobachten ist. Unterstützt wird diese Entwicklung durch den Einsatz moderner sensorgestützter Structural-Health-Monitoring(SHM)-Systeme. Die kontinuierliche Datenerfassung applizierter Monitoringsysteme erlaubt eine frühzeitige Erkennung des Tragwerkszustands und von Schädigungen, wodurch gezielte und ressourcenschonende Sanierungsmaßnahmen geschwächter Brückenbauwerke eingeleitet und ein vorzeitiger Rückbau vermieden werden kann.

Zur Erfassung des Bauwerkszustands stellt dieser Beitrag ein innovatives Monitoringkonzept vor, das auf dem Einsatz genetischer Algorithmen (GA) zur Dauerüberwachung basiert. Die Verwendung bewährter und kosteneffizienter Sensorik – wie Wegaufnehmer, Dehnungsmessstreifen und faseroptische Sensoren zur Erfassung von Verschiebungen und Dehnungen – ermöglicht eine nachträgliche Installation im Bestand ebenso wie im Neubau. Die Integration der Sensordaten in ein digitales Überwachungssystem ermöglicht zudem eine Bewertung des Bauwerkszustands in Echtzeit. Neben der Erhöhung der Betriebssicherheit lassen sich durch eine frühzeitige und präzise Zustandsdiagnose nicht nur die Kosten reduzieren, sondern auch die Lebensdauer von Brückenbauwerken signifikant verlängern.

### 2 Schadendetektion auf Basis einer FE-Modelladaption

Zur Identifikation der Strukturparameter von Tragwerken werden Finite-Elemente-Modelle (FE-Modelle) im Rahmen einer FE-Modelladaption (FE-Model-Updating) eingesetzt. Die Adaption erfolgt auf Basis einer iterativen Anpassung der Modellparameter mittels eines GA, bis eine möglichst hohe Übereinstimmung zwischen den gemessenen Tragwerksreaktionen des realen Bauwerks und der numerischen Antwort des FE-Modells erreicht wird. Auf Grundlage des adaptierten Modells können anschließend Rückschlüsse auf vorhandene Schädigungen im Bauwerk gezogen werden (siehe Abb.1). Neben Systemparametern zur Schadensdetektion kann das Konzept darüber hinaus so ausgelegt werden, dass es neben der Identifikation von Strukturparametern auch die Erfassung von Belastungen in Form von Gleichstreckenlasten und/oder Einzellasten ermöglicht. Dadurch können entsprechende Messungen am Bauwerk im Betrieb durchgeführt werden, wobei die Identifikation von Schädigungen unabhängig von variablen Einzellasten (z. B. Fahrzeugen) oder Gleichstreckenlasten (wie etwa Schnee) erfolgt.

### 3 Evolutionäre und Genetische Algorithmen zur Parameterbestimmung

Evolutionäre Algorithmen (EA), zu denen auch genetische Algorithmen (GA) zählen, stellen eine Klasse von Optimierungsverfahren dar, deren Funktionsprinzip auf der von Charles Darwin formulierten Evolutionstheorie basiert. Ein wesentlicher Vorteil von GA liegt in der schnellen Konvergenz bei einer vergleichsweise geringen Anzahl erforderlicher Iterationen. Dadurch eignen sie sich besonders für den Einsatz im Rahmen der FE-Modelladaption, da die rechenintensiven FE-Analysen der einzelnen Individuen die Gesamtberechnungszeit im Prozess der Zustandsidentifikation maßgeblich beeinflussen.

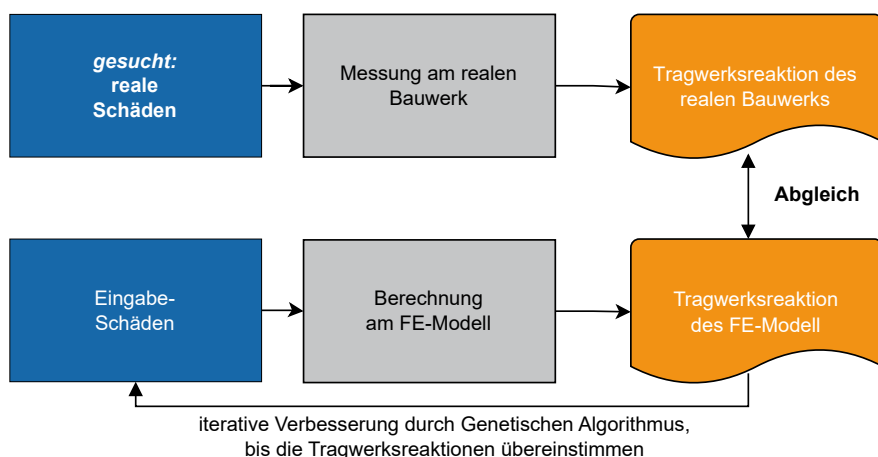


Abb. 1: Schematische Darstellung der Schadendetektion durch FE-Modelladaptation, angelehnt an [2]

Im Gegensatz zu Methoden der künstlichen Intelligenz (KI) erfordern GA keine umfangreiche Datenbasis für die Implementierung in die Strukturidentifikation. Stattdessen nutzen sie grundlegende Evolutionsmechanismen wie Selektion, Rekombination und Mutation, die in Abb. 2a schematisch dargestellt sind. In Analogie zur Biologie repräsentieren verschiedene Schadens- und Belastungsparameter im GA die Gene. Eine spezifische Kombination dieser Parameter bildet das Genset (Genotyp) eines Individuums, das wiederum einen bestimmten möglichen Schadensfall (Phänotyp) abbildet (siehe Abb. 2b).

Aus technischer Sicht entspricht die Rekombination der Kombination einzel-

ner Parameter (Gene), während die Mutation eine zufällige Veränderung eines Parameters (Gens) darstellt. Die Rekombination ermöglicht die Generierung optimaler Gensets, während die Mutation sicherstellt, dass auch stark abweichende Gensets in den Suchprozess einbezogen werden und somit die Untersuchung des gesamten Lösungsraums unterstützt wird.

Die vom GA erzeugten Individuen werden anhand ihrer Fitness bewertet, wobei die Fitness durch den Grad der Anpasstheit an die äußeren Bedingungen – hier die Übereinstimmung zwischen den simulierten und den gemessenen Tragwerksreaktionen – definiert ist. Individuen mit einer besonders hohen Fitness, die

dem realen Bauwerkszustand am nächsten entsprechen, übertragen ihre Parameterkombinationen auf die nächste Generation. Dadurch setzen sich nach dem Prinzip »survival of the fittest« diejenigen Lösungen über mehrere Generationen durch, welche die beste Anpassung an den tatsächlichen Bauwerkszustand aufweisen.

Der eingesetzte GA beginnt mit einer zufällig generierten Initialpopulation (siehe Abb. 2c), deren Individuen zunächst hinsichtlich ihrer Fitness bewertet werden. Im Anschluss erfolgt die Selektion der leistungsfähigsten Individuen, auf die anschließend die Variationsoperatoren angewendet werden. Dieser iterative Prozess führt im Verlauf mehrerer Generationen zu einer kontinuierlichen Verbesserung der Population, bis schließlich ein Individuum gefunden wird, welches das festgelegte Abbruchkriterium erfüllt – das heißt, die Anforderungen mit der vorgegebenen Genauigkeit erfüllt. Wie in Abb. 1 dargestellt ist dies dann der Fall, wenn das ermittelte Parameterset aus Belastungen und Schäden in der FE-Berechnung Tragwerksreaktionen erzeugt, die mit den am realen Bauwerk gemessenen Werten möglichst genau übereinstimmen. Auf Basis dieses Ergebnisses können potenzielle Schadensszenarien identifiziert und gezielte Instandsetzungsmaßnahmen abgeleitet werden.

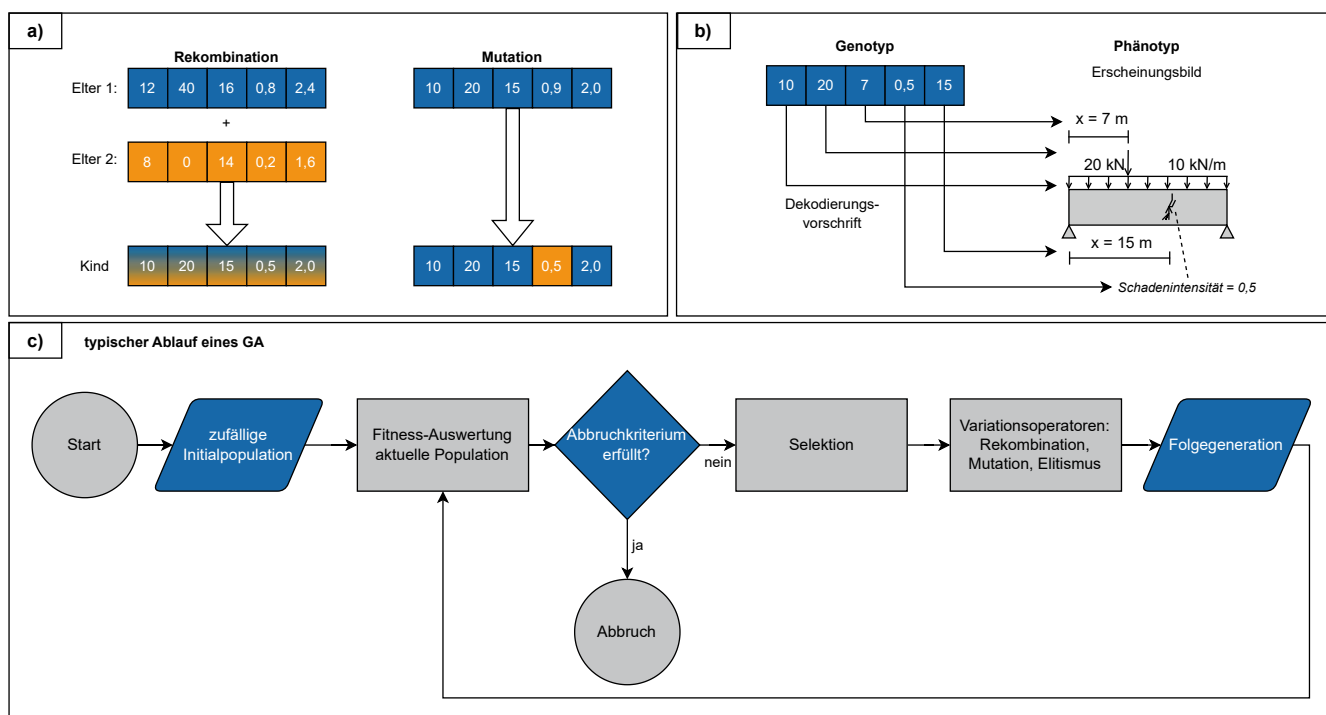


Abb. 2: Überblick über die Funktionsprinzipien Evolutionärer Algorithmen (EA), angelehnt an [2]

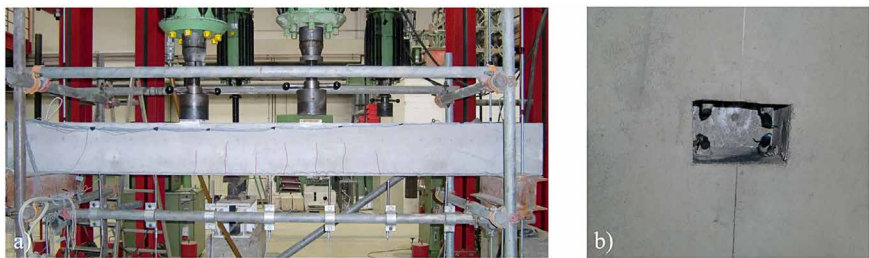


Abb. 3: a): Untersucher Stahlbetonbalken (nach der Belastung); b): Durchtrennte Bewehrungsseisen (POS1) an der Schadensstelle  $x = 1,0$  m

4 Anwendungsbeispiel:  
Modelladaption eines  
geschädigten Stahlbetonbalkens

In diesem Beitrag wird das entwickelte Konzept aus [3] an einem geschädigten Stahlbetonbalken validiert. Neben dem GA zur Adaption des Modells an den Stahlbetonbalken umfasst das Konzept künstlich neuronale Netze (KNN) zur Erhöhung der Zuverlässigkeit. Um auftretende Nichtlinearitäten wie die Rissbildung infolge der steigenden Belastung zu berücksichtigen, werden nichtlineare FE-Analysen für eine möglichst realitätsnahe Abbildung des Stahlbetonbalkens durchgeführt.

Das Kapitel umfasst zunächst eine allgemeine Beschreibung des Stahlbetonbalkens und des induzierten Schadens. Anschließend erfolgt die Wahl der Adaptionparameter und deren Integration in das Modell mit mathematischen Schadensfunktionen sowie die Implementierung des Konzepts mithilfe der Programme DIANA FEA [5] und MATLAB [6]. Abschließend wird das Konzept validiert.

4.1 Versuchsdurchführung und  
induzierter Schaden

Der in Abb. 3a) dargestellte Stahlbetonbalken [4] hat eine Spannweite von 2,4 m und einen rechteckigen Querschnitt mit einer Breite von 20 cm und einer Höhe von 30 cm. Der Versuchsbalken ist als Einfeldträger ausgebildet. Die in Abb. 4 dargestellte Längsbewehrung umfasst im oberen Bereich 2 Ø 12 (POS3). Im unteren Bereich sind Bewehrungsseisen 2 Ø 6 (POS1) sowie 2 Ø 12 (POS2) eingelegt. Die Schubbewehrung (POS4) erfolgt durch Bügel Ø 6 mit einem Abstand von 15 cm. Die Festigkeit sowie der Elastizitätsmodul des Betons wurde anhand von Begleitprobekörpern ermittelt.

Um die für die Schädigung vorgesehenen Bewehrungsstäbe leicht zugänglich zu machen (POS1, S1 an der Stelle  $x = 1,0$  m), wurde ein Block aus extrudiertem Polystyrol-Hartschaum (XPS)

um die Bewehrungsseisen Ø 6 (POS1) platziert. Nach dem Erhärten des Betons wurde der XPS-Block entfernt, sodass die zu schädigende Bewehrung freiliegt. Zunächst wird der ungeschädigte Balken mit einer Last von 33 kN (F1) belastet, um das initiale FE-Modell zu validieren. Anschließend werden die zwei Bewehrungsstäbe Ø 6 (POS1) an der Schadensstelle S1 ( $x = 1,0$  m) durchtrennt (Abb. 3b). Der Stahlbetonbalken wird im Anschluss erneut mit einer Belastung von  $F1 = 33$  kN belastet.

4.2 Adaptionparameter und  
Schadensfunktion

Zur Schadensdetektion wurde das FE-Modell mit vier zu adaptierenden Optimierungsparametern ausgestattet, wie in

Tab. 1 dargestellt. Der Parameter  $\mu_{S1}$  definiert den Ort des Schadens entlang des Balkens (gemessen in x-Richtung vom linken Auflager), während der Parameter  $p_{S1}$  die Intensität des Schadens beschreibt. Die aufgebrachte Last wird mit den Parametern  $e_L$ , welcher die Lastposition (gemessen in x-Richtung vom linken Auflager) angibt, und  $m_L$ , der die Lastgröße beschreibt, definiert.

Die Implementierung der Schadensparameter  $\mu_{S1}$  und  $p_{S1}$  erfolgt mit der Funktion dargestellt in Abb. 5. Dabei wird der tatsächliche Querschnitt der Bewehrung mit dem Wert der Schadensfunktion an der jeweiligen Position multipliziert. Für die Schadensdetektion wurde der Parameter  $\sigma$ , der die Standardabweichung der Funktion beschreibt, zu 0,15 gesetzt, um die Größe des XPS-Blocks zu berücksichtigen. Aufgrund des nicht vorhandenen Verbunds zwischen Bewehrung und Beton in diesem Bereich wird angenommen, dass sich der Schaden gleichmäßig über die gesamte Fläche des XPS-Blocks erstreckt.

In Abb. 5 ist beispielhaft ein Schaden des Bewehrungsstahls an der Stelle  $x = 1,0$  m dargestellt, der zu einer Reduktion der Querschnittsfläche um  $p_{S1} = 0,2024$  bzw.

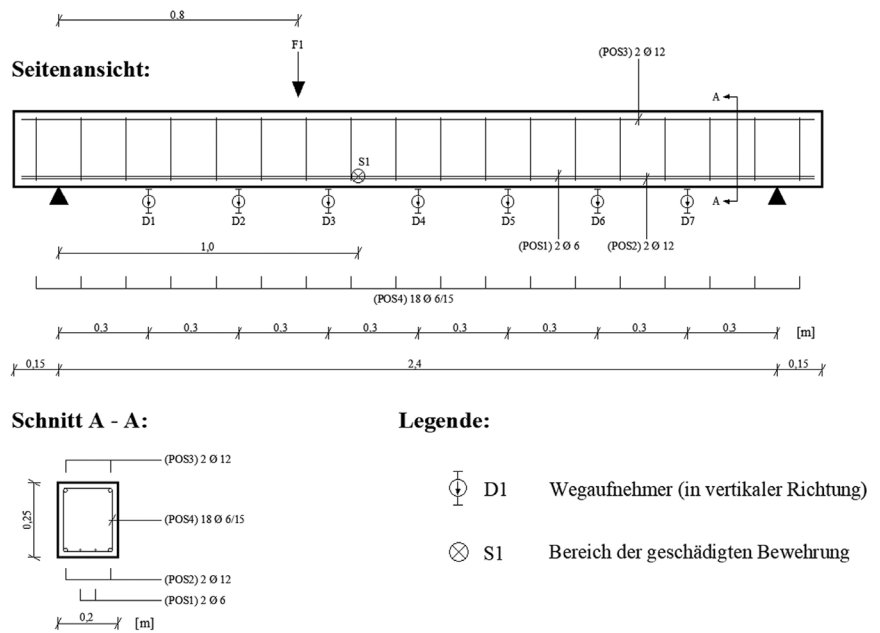


Abb. 4: Abmessungen des untersuchten Stahlbetonbalkens, Platzierung der Sensoren sowie Ort der beschädigten Bewehrung

Tab. 1: Untersuchte Optimierungsparameter

Parameter	Schadenfall bzw. Lastfall	Dimensionen	
		Ort	Intensität
Bewehrungsgrad (Querschnitt)	Schädigung des Bewehrungsstahls	$\mu_{S1}$	$p_{S1}$
Einzellast (Wanderlast)	Punktförmige Belastung	$e_L$	$m_L$

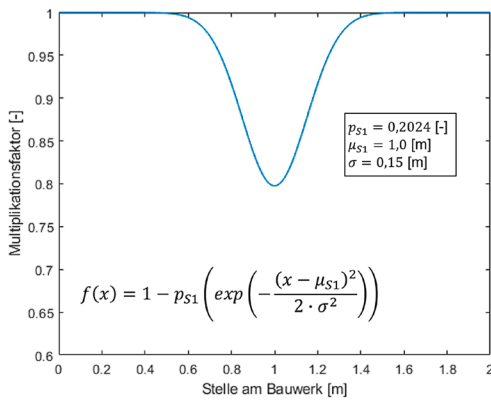


Abb. 5: Implementierte Schadensfunktion in das FE-Modell

rund 20 % führt.

### 4.3 Implementierung

Zur möglichst exakten Anpassung des FE-Modells an den realen Versuchsbalken und sein tatsächliches Tragverhalten wurde der implementierte GA aus [1, 2] verwendet. Der Algorithmus erzeugt dazu eine Vielzahl unterschiedlicher Para-

metersets, die mit der FE-Software DIANA FEA [5] berechnet werden. Die Qualität der Modellanpassung wird durch den Vergleich der berechneten Strukturantworten mit den experimentell ermittelten Reaktionen des realen Tragwerks bewertet. Die Steuerung und Auswertung des Optimierungsprozesses erfolgt in MATLAB [6], wobei insbesondere die Optimization Toolbox genutzt wird, die umfassende Werkzeuge zur Implementierung genetischer Algorithmen bietet. Während MATLAB die Optimierungsstrategie und die Auswertung übernimmt, werden die eigentlichen FE-Berechnungen für die einzelnen Parametersets in DIANA FEA durchgeführt. Beide Programme sind in der ingenieurwissenschaftlichen Forschung weit verbreitet und anerkannt.

Das methodische Vorgehen ist in Abb. 6 dargestellt. Ausgehend von den gemessenen Verschiebungen am Versuchsbalken wird der Zielzustand durch diese Größen definiert und für die Fitness-

bewertung der Individuen an die Fitnessfunktion übergeben. Die Parametersets werden im Rahmen der zufälligen Initialpopulation in MATLAB erzeugt, in die Schadens-/Belastungsfunktion eingesetzt und mit der FE-Software DIANA FEA die entsprechenden Tragwerksreaktionen berechnet. Die Tragwerksreaktionen werden anschließend an die Fitnessfunktion übergeben, sodass geprüft werden kann, wie stark die berechneten Reaktionen mit den Reaktionen des realen Versuchsbalkens übereinstimmen. Die Fitness eines einzelnen Individuums wird über die Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers berechnet (RMSE). Ist eine ausreichende Übereinstimmung erreicht, endet der GA, ansonsten wird eine Folgegeneration durch Selektion der besten Individuen und durch die Variationsoperatoren (Rekombination, Mutation, Elitismus) gebildet, für die sich der Ablauf der Fitnessbewertung der Parametersets wiederholt.

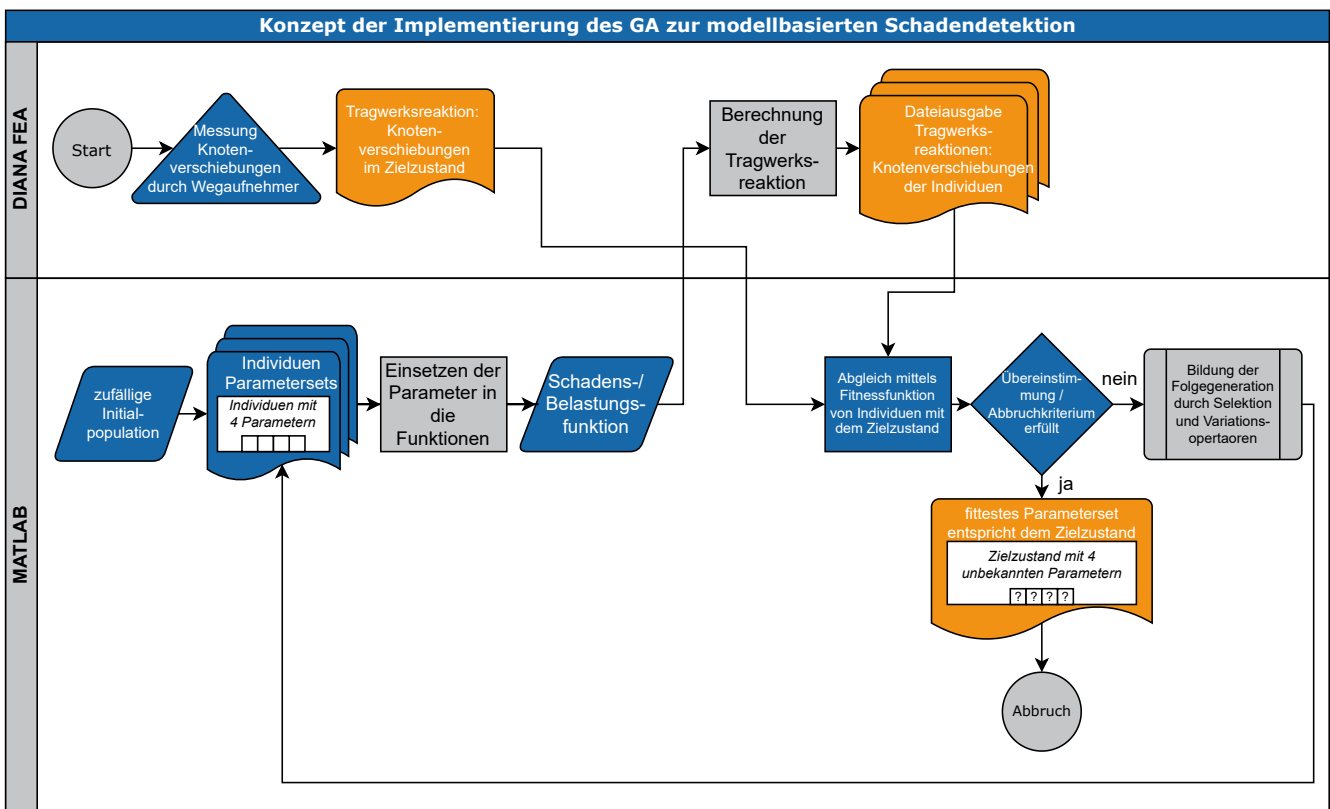


Abb. 6: Konzept der Programmierung des Genetischen Algorithmus, angelehnt an [1, 2]

Tab. 2: Identifizierte Strategieparameter und Sub-Algorithmen, welche die schnellste Konvergenz (gemessen an der Generationenanzahl bis zum Erreichen des Abbruchkriteriums) unter den verwendeten Parameterkonditionen aufweisen

Populationsgröße	N = 50	Erstellung Initialpopulation:	Uniforme Verteilung
Rekombinationsrate	p(C) = 0,80	Selektionsalgorithmus:	Turnierselektion
Elitismusrate	p(R) = 0,05	Rekombinationsalgorithmus:	Laplace-Crossover
Mutationsrate	p(M) = 0,15	Mutationsalgorithmus:	Power-Mutation



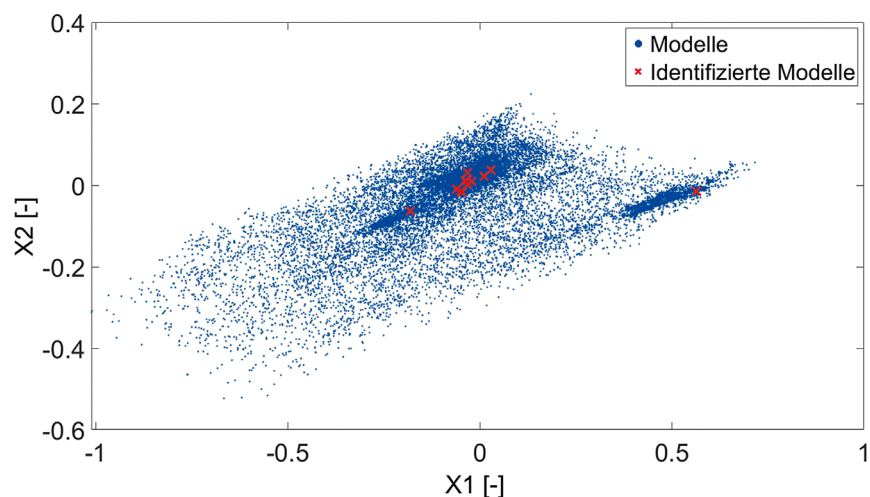


Abb. 7: Visualisierung des Lösungsraums im niederdimensionalen Raum (dargestellt mit den Koordinaten X1 und X2)

Um die Berechnungsdauer des Algorithmus zu optimieren, wurde eine umfassende Parameterstudie durchgeführt. Dabei wurde systematisch analysiert, bei welchen Einstellungen der Strategieparameter die schnellste Konvergenz und somit die effizienteste Lösungsfindung erzielt werden kann. Darüber hinaus erfolgte eine Auswahl der am besten geeigneten Sub-Algorithmen des GA (siehe Tab. 2). Durch diese Vorgehensweise lässt sich eine Konvergenz innerhalb möglichst weniger Generationen und folglich eine Minimierung der Rechenzeit erreichen. Zusätzlich wurde als Abbruchkriterium definiert, dass spätestens nach 100 Generationen die beste Lösung ausgegeben und der Algorithmus abgebrochen wird, falls der GA in einem lokalen Extremum im Lösungsraum »festhängt«.

#### 4.4 Validierung des entwickelten Konzepts

Das auf GA basierende Optimierungsverfahren wurde insgesamt 15-mal durchgeführt, wobei jeweils 15 unterschiedliche Parametersätze identifiziert wurden. Insgesamt wurden 75.000 nichtlineare FE-Simulationen durchgeführt (jeweils 5.000 Simulationen pro Optimierungsdurchlauf). Die gesamte Rechenzeit betrug 210 Stunden, wobei die Berechnungsdauer einer einzelnen nichtlinearen FE-Analyse etwa 10 Sekunden entsprach. Zur Visualisierung des vierdimensionalen Lösungsraums wurde dieser mithilfe eines Autoencoders [7] auf Basis künstlicher neuronaler Netze in einen niedrigdimensionalen Lösungsraum mit  $d^* = 2$  Dimensionen (X1 und X2) überführt. Der Autoencoder wurde an-

hand der vom GA generierten Modell-daten trainiert. Abb. 7 zeigt die berechneten Modelle in dieser niedrigdimensionalen Darstellung ( $d^* = 2$ ). Die blauen Punkte repräsentieren jeweils ein berechnetes Modell innerhalb des Lösungsraums, während die Position der 15 identifizierten Modelle durch rote Kreuze hervorgehoben ist. In Abb. 6 ist zu erkennen, dass der GA seine Suche besonders auf Bereiche lokaler Extrema konzentriert, was sich in Regionen mit konzentrierten Clustern blauer Punkte widerspiegelt, um ein globales Maximum zu identifizieren. Dabei kann es vorkommen, dass der GA ein Modell im Bereich eines lokalen Extremums identifiziert (Abb. 7, rechter Rand des Lösungsraums).

Zur Vermeidung fehlerhafter Identifikationen der unbekannten Optimierungsparameter und zur Erhöhung der Zuverlässigkeit des Verfahrens können die 15 identifizierten Modelle mithilfe von Clusteralgorithmen (z. B. k-means-Clustering [7]) in verschiedene Cluster unterteilt werden. Das Modell, welches

innerhalb des größten Clusters dem Clusterschwerpunkt am nächsten liegt, wird anschließend als repräsentatives Modell zur Beschreibung des tatsächlichen Bauwerkszustands identifiziert. Die Einbindung der Cluster-Analyse in das Verfahren gewährleistet somit eine zuverlässige Identifikation der Adaptionsparameter durch Ausschluss fehlerhaft identifizierter Modelle.

Tab. 3 zeigt die Referenzparameter des zu adaptierenden Stahlbetonträgers. Bei der Modellierung der Bewehrungselemente wurden die Bewehrungsstäbe der unteren Lage (POS1 und POS2) zusammengefasst, was zu einem Schädigungsgrad von 20,24 % führt (POS1 geschädigt, POS2 ungeschädigt). In Tab. 3 sind zudem die gemittelten Parametersätze der 15 identifizierten Modelle (gemittelt) sowie die entsprechenden prozentualen Abweichungen aufgeführt. Die Ergebnisse zeigen, dass sowohl die Position als auch die Größe der aufgetragenen Last mit höherer Genauigkeit identifiziert werden können als die Schadensparameter. Dies ist auf den stärkeren Einfluss der Last auf die Durchbiegung des Balkens zurückzuführen, während der Effekt der beschädigten Bewehrung auf die Verformung vergleichsweise gering ist [8]. Durch die Anwendung der Cluster-Analyse konnten sowohl der Schadensort als auch die Lastgröße präziser identifiziert werden. Im Gegensatz dazu erhöht sich der Fehler bei der Bestimmung der Schadensintensität. Dennoch kann eine Integration der Cluster-Analyse in das Verfahren empfohlen werden, da sie im Vergleich zum GA einen deutlich geringeren Rechenaufwand erfordert.

#### Zusammenfassung und Ausblick

In diesem Beitrag wurde ein innovatives Monitoringkonzept zur Adaption von

Tab. 3: Identifizierte Optimierungsparameter

	Optimierungsparameter			
	$\mu_{s1}$	$\rho_{s1}$	$e_L$	$m_L$
Referenzparameter	1,0 m	20,24 %	0,8 m	33,0 kN
Identifizierte Parameter (gemittelt)	0,93 m	26,9 %	0,8 m	33,66 kN
Prozentuale Abweichung (gemittelte Parameter)	3,09 %	6,66 %	0,0 %	1,36 %
Identifizierte Parameter aus der Cluster-Analyse	0,94 m	31,9 %	0,8 m	32,96 kN
Prozentuale Abweichung (Parameter aus Cluster-Analyse)	2,42 %	11,66 %	0,0 %	0,08 %

Stahlbetonbauteilen vorgestellt, das auf der Kombination eines genetischen Algorithmus (GA) mit künstlichen neuronalen Netzen (KNN) basiert. Das Verfahren wurde an einem geschädigten Stahlbetonbalken unter Laborbedingungen validiert, um die Anwendbarkeit und Robustheit des Konzepts zu überprüfen. Die Ergebnisse verdeutlichen, dass der GA in der Lage ist, unbekannte Modellparameter des FE-Modells auf Basis von Messdaten zuverlässig zu identifizieren. Dabei konnten sowohl Parameter, die den Schädigungszustand des Bauteils beschreiben, als auch Parameter, welche die Position und Größe der aufgetragenen Last charakterisieren, erfolgreich bestimmt werden. Um eine möglichst realitätsnahe Abbildung des Stahlbetonbalkens zu ermög-

lichen, wurden nichtlineare FE-Simulationen des Balkens unter Berücksichtigung der Rissentwicklung durchgeführt.

Um die Übertragbarkeit und Anwendbarkeit des vorgeschlagenen Konzepts unter realistischen Einsatzbedingungen zu bewerten, sollen in zukünftigen Arbeiten Messdaten von realen Bauwerken herangezogen werden. Hierfür müssen weitere Adaptionsparameter, wie bereits in [1, 2] beschrieben, in den Adaptionsprozess integriert werden. Neben den aufgetragenen Vorspannkräften sind insbesondere die Temperatureinflüsse als zusätzlichen Lastfall zu berücksichtigen. Auf diese Weise soll die Robustheit des Ansatzes gesteigert und eine praxisgerechte Anwendung des Verfahrens im Rahmen des Bauwerksmonitorings ermöglicht werden.

## Die Autoren

### Bjarne Sprenger, M.Sc.

Bauingenieur und Wissenschaftlicher Mitarbeiter  
am Institut für Massivbau (UDE)  
Forschungsthema: Dauerüberwachung von  
Bauwerken mit modellbasierter Schadensdetektion  
unter Einsatz nichtlinearer Modellanpassungen und  
Methoden der Künstlichen Intelligenz



Universität Duisburg-Essen (UDE)  
Fakultät für Ingenieurwissenschaften, Abteilung Bauwissenschaften  
Institut für Massivbau  
Universitätsstr. 15  
45141 Essen  
www.uni-due.de/massivbau  
bjarne.sprenger@uni-due.de

### Lukas Guntermann, M.Sc.

Bauingenieur und Wissenschaftlicher Mitarbeiter  
am Lehrstuhl für Informatik im Bauwesen (RUB)  
Forschungsthemen: Nachhaltigkeit und Zirkularität  
im Bauwesen, BIM, Datenmanagement



Ruhr Universität Bochum (RUB)  
Fakultät für Bau- und Umweltingenieurwissenschaften  
Lehrstuhl Informatik im Bauwesen  
Universitätsstraße 150  
44801 Bochum  
lukas.guntermann@rub.de

### Univ.-Prof. Dr.-Ing. Martina Schnellenbach-Held

Universitätsprofessorin und Leiterin des Instituts für Massivbau (UDE)  
Forschungsthemen: Smart Engineering, Intelligente Bauwerke, Hochleistungsbetone, Bauen im Be-stand, leichte Massivbaukonstruktionen und  
Trag- und Verformungsverhalten von Beton, Stahl- und Spannbeton

Universität Duisburg-Essen (UDE)  
Fakultät für Ingenieurwissenschaften, Abteilung Bauwissenschaften  
Institut für Massivbau  
Universitätsstr. 15  
45141 Essen  
massivbau@uni-due.de

## Schlussbemerkung

Der Artikel beruht in Teilen auf der Masterarbeit von Herrn Guntermann am Institut für Massivbau (massivbau@uni-due.de) an der Universität Duisburg-Essen, den dazugehörigen Veröffentlichungen im Forum Bauinformatik 2024 [1] und im VHV-Bauschadenbericht 2024/2025 [2] sowie dem Vortrag im Rahmen der Preisverleihung bei »Auf IT gebaut« 2025 in München. Eine erste Validierung des Konzepts an numerisch generierten Messdaten erfolgte durch Herrn Guntermann, in [1, 2]. Die Berechnung der nichtlinearen Modelle und die Validierung des Konzepts anhand eines Stahlbetonbalkens unter Laborbedingungen wurden von Herrn Sprenger durchgeführt und sind Teil des aktuellen Projekts (Projektnummer: 501496870) als Teil des Schwerpunktprogramms 2388 »Hundert Plus – Verlängerung der Lebensdauer komplexer Baustrukturen durch intelligente Digitalisierung« (SPP 100+) ein, das von der Deutschen Forschungsgemeinschaft (DFG) finanziert wird.

## Literatur

- [1] Guntermann, L.; Sprenger, B.: Entwicklung eines Optimierungsverfahrens zur Strukturidentifikation von Brückenbauwerken. In: 35. Forum Bauinformatik (Tagungsband). Hamburg: Technische Universität Hamburg, Institut für Digitales und Autonomes Bauen, 2024, S. 497–504, DOI: 10.15480/882.13510
- [2] Guntermann, L.; Sprenger, B.: Schadensdetektion an Brückenbauwerken durch FE-Modelladaptation mittels Evolutionärer Algorithmen. In: VHV Allgemeine Versicherung AG (Hrsg.): VHV-Bauschadenbericht – Tiefbau und Infrastruktur 2024/25. Stuttgart: Fraunhofer IRB Verlag, 2025, S. 204–214, DOI: 10.60628/9783738809244
- [3] Schnellenbach-Held, M.; Sprenger, B.; Otto, M.: A Nonlinear Surrogate-Based Finite Element Model Updating Approach for Prestressed Concrete Bridges. Structural Engineering International 35 (2025), Nr. 4, S. 649–661, DOI: 10.1080/10168664.2025.2487431
- [4] Karczewski, B.: Strukturidentifikation von Massivbrücken auf Grundlage einer Dauerüberwachung. Dissertation Universität Duisburg-Essen, 2016
- [5] DIANA Finite Element Analysis (Release 10.7) (2023); DIANA FEA BV
- [6] MATLAB (R2024a) (2024). The MathWorks Inc.
- [7] Sprenger, B.; Schnellenbach-Held, M.: 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, DOI: 10.58286/29584
- [8] Schnellenbach-Held, M.; Karczewski, B.: Nonlinear Model-Updating in Long-Term Structural Health Monitoring: Sensitivity Analyses. 18th EG-ICE Workshop on Intelligent Computing in Engineering, 2011

<https://doi.org/10.60628/1614-6123-2025-6-36>