

SHM Leistungsbewertung durch einen digitalen Zwilling

Alexander MENDLER¹

¹ Technische Universität München, München

Kontakt E-Mail: alexander.mendler@tum.de

Kurzfassung. Die Leistungsbewertung ist ein systematisches Verfahren zur Untersuchung der Diagnostizierbarkeit von Bauwerksschäden. Die zugrundeliegende Frage ist, welche Schäden detektiert und welche nicht von Messrauschen und anderen Störgrößen unterschieden werden können. In bisherigen Studien erfolgt die Leistungsbewertung über empirische Studien und Laborexperimente, wobei die Auswertung erst nach Eintreten des Schadensereignisses erfolgt, z.B. über sogenannte Probability-of-Detection (POD) Kurven. Im Gegensatz dazu werden in diesem Beitrag POD Verfahren präsentiert, bei denen die Diagnostizierbarkeit vor Schadenseintritt bestimmt werden kann. Die Verfahren basieren auf Daten vom unbeschädigten Bauwerk und einem analytischen Modell des Prüfkörpers, wobei der minimal diagnostizierbare Schaden als relative Änderung in einer ingenieurstechnischen Bemessungsgröße angegeben wird (z.B. Änderung im Material, Querschnittswerten oder Vorspannkraften). Die Verfahren eignen sich insbesondere für die Dauerüberwachung von einzigartigen Bauwerken, teuren Prüfkörpern und anderen Tragwerkstrukturen, die während der Fertigung nicht bis zum Versagen geprüft werden können. Im Artikel werden drei Verfahren für die Schadensdetektion, Lokalisation und Quantifizierung präsentiert und kritisch diskutiert.

1. Einführung

In der Medizin existieren klare Standards für die Leistungsbewertung von diagnostischen Tests. Für PCR¹-Tests (für SARS-CoV-2) zum Beispiel liegt die Detektionswahrscheinlichkeit bei ca. 98%. Das bedeutet, dass in 98 von 100 Fällen der Virus erkannt wird, wenn er im Organismus vorliegt. Gleichermäßen könnte die Leistung von SHM² Systemen bewertet werden. Allerdings stellen Ingenieurbauten wie Brücken, Windkraftanlagen und anderen Kraftwerke Unikate dar und deshalb können die Erkenntnisse von einem Bauwerk nicht ohne Weiteres verallgemeinert werden. Außerdem sind Daten von beschädigten Bauwerken selten vorhanden und es gibt es eine Vielzahl von möglichen Schadensszenarien. Zur Leistungsbewertung müssten Struktur-spezifische Methoden entwickelt werden, die keine Daten von beschädigten Bauwerken benötigen. In diesem Beitrag werden drei Verfahren vorgestellt, die zu einer „prädiktiven“ Leistungsbewertung eingesetzt werden können, auch bekannt als P-POD³, P-POL⁴ und P-POQ⁵ Verfahren, wobei digitale Zwillinge eine zentrale Rolle spielen.

¹ Polymerase chain reaction (PCR)

² Structural health monitoring (SHM)

³ Predictive probability of detection (P-POD)

⁴ Predictive probability of localization (P-POL)

⁵ Predictive probability of quantification (P-POQ)



Nach heutigem Verständnis ist SHM eine Unterdisziplin der zerstörungsfreien Prüfung (ZfP). Charakteristische Merkmale sind, dass Sensoren meist über einen längeren Zeitraum am Bauwerk verbleiben und die Datenauswertung automatisch und online erfolgen kann. Des Weiteren werden globale Systemantwortgrößen (wie Resonanzfrequenzen) ausgewertet, um Rückschlüsse auf lokale Schadensereignisse zu ziehen. Die Datenverarbeitungskette besteht aus vier Einzelschritten: Zuerst werden Messdaten am Bauwerk erhoben und zu Monitoringgrößen weiterverarbeitet (statistische Werte, Modalparameter, Zeitreihenmodelle, etc.). Anschließend wird der Einfluss von Umweltfaktoren aus den Monitoringgrößen herausgerechnet und die dabei entstehenden Residuen statistisch ausgewertet [1]. Die Auswertung der Residuen unterteilt sich wiederum in eine Schadensdetektion, -lokalisierung, -quantifizierung und eine Abschätzung der Restlebensdauer [2]. Die Schadensdiagnose ist konsekutiv, da eine Lokalisierung nicht stattfinden kann ohne den Schaden zu detektieren. Gleichmaßen sollte die Leistungsbewertung nicht nur für lokale Detektionsverfahren, sondern auch für globale Verfahren zu Lokalisierung und Quantifizierung erfolgen. Wie im folgenden Absatz beschrieben, gibt es hierfür aber wenige geeignete Verfahren.

Standardverfahren zur Bestimmung der POD beinhalten die *29/29 Methode* nach Rummel [3] und die *hit/miss Methode* nach Berens [4]. Bei der 29/29 Methode werden 29 Tests an beschädigten Prüfkörpern durchgeführt und die Detektionsverfahren als zuverlässig bewertet, wenn in allen 29 Fällen der Schaden detektiert wird. Die hit-miss Methode ist ebenfalls eine binäre Detektionsmethode, wobei eine kontinuierliche POD Kurve über Regressionsansätze erzeugt werden kann. In der Regel nimmt die POD mit zunehmendem Schadensausmaß zu und deshalb wurden Methoden wie die *\hat{a} vs. a Methode* nach Berens [5] entwickelt, die bis heute ein Industriestandard ist. Die Methoden basieren auf der Annahme, dass der Zusammenhang zwischen dem Schadensindikator und dem Schadensausmaß linear ist. In vielen Fällen wird die Funktion auf semi-logarithmischen oder log-log Skalen dargestellt, sodass sich die Funktion durch eine Gerade annähern lässt. POD Modelle wie die *linear-mixed-effects* Methode nach Kabban [6] und Kessler [7] nähern den Zusammenhang über mehrere Geraden mit variablem y-Achsenabschnitt und variablen Steigungen an. Um Messfehler und die Passgenauigkeit des Regressionsmodells zu berücksichtigen, werden Konfidenzintervalle berechnet, die die Streuung im Datensatz durch das Regressionsverfahren propagieren und anschließend auf die POD Kurve projizieren. Ein konservatives Ergebnis für die Leistungsbewertung kann dadurch sichergestellt werden, dass lediglich die untere Grenze des 95% Konfidenzintervalls angegeben wird. Ein typisches Analyseergebnis lautet dann wie folgt: Die 90/95 POD ist 2 mm. Das bedeutet, dass eine POD von 90% als ausreichend angesehen wird und bei einem Konfidenzintervall von 95% zu einem minimal detektierbaren Schaden von 2 mm führt, siehe Abb. 1. Alternativ könnte man die POD Kurve auch so interpretieren, dass man das zu erwartende Schadensausmaß auf der x-Achse anträgt und anschließend die entsprechende POD auf der y-Achse ausliest.

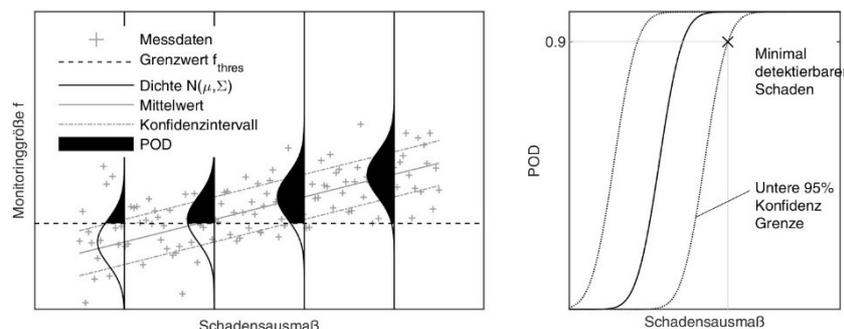


Abb. 1. POD Kurve mit 95% Konfidenzintervall.

Alle oben genannten Methoden benötigen zwischen 30 und 60 [8] Datensätze von beschädigten Bauteilen. Je nach Autor werden für die treffsichere Bestimmung von Konfidenzintervallen bis zu 300 Datensätze gefordert [9]. Folglich sind die Methoden nur anwendbar, wenn entsprechende Kalibrierkörper oder vorbeschädigte Bauteile vorliegen oder ausführliche Testreihen durchgeführt werden, bei denen die Bauteile absichtlich beschädigt werden. Außerdem schließt es die Anwendung auf Brücken, Windkraftanlagen und andere Kraftwerke aus, da der damit verbundene Aufwand und die Kosten nicht vertretbar sind. Die Anzahl der Prüfkörper kann dadurch verringert werden, dass a priori Wissen über die Verteilungsgrößen berücksichtigt werden, zum Beispiel über Bayes'sche Methoden [10-12]. Alternativ kann auf *model-assisted POD (MAPOD)* Methoden zurückgegriffen werden [13], wobei die Systemantwortgrößen über numerische Modelle simuliert werden und mit den Messrauscheigenschaften aus experimentellen Messungen überlagert werden. Dennoch eignen sich MAPOD Methoden nur bedingt für den Einsatz in SHM, da die Messgrößen einzeln ausgewertet werden, bei Bauwerken in der Regel aber mehrere Messgrößen (Dehnung, Durchsenkungen, Schwingungen) oder Monitoringgrößen (statistische Werte, Modalparameter, Zeitreihengrößen) gleichzeitig auszuwerten sind. Zudem werden mehrere Strukturparameter gleichzeitig untersucht (Materialkennwerte, Vorspannkräfte, Lagerbedingungen), aber keine der existierenden POD Methoden eignet sich für die Leistungsbewertung von Methoden zur Schadenslokalisierung in einzelnen Parametern oder zur Schadensquantifizierung.

Ziel dieses Artikels ist es, die methodischen Fortschritte im Zeitraum 2021 bis 2023 zusammenzufassen und drei Methoden vorzustellen, die für die prädiktive Leistungsbewertung für SHM über POD Kurven geeignet sind. Ein essenzieller Bestandteil der vorgestellten Methoden sind digitale Zwillinge und deshalb definiert Kapitel 2, was in diesem Beitrag unter dem Begriff verstanden wird. Anschließend werden Verfahren zur Leistungsbewertung von Detektion [14, 15] (Kapitel 3), Lokalisation [16, 17] (Kapitel 4) und Quantifizierung [18] (Kapitel 5) von Schäden vorgestellt, die sogenannte P-POD, P-POL⁴ und P-POQ⁵ Methoden. Für jede Methode werden entsprechende Anwendungsbeispiele aus dem Bereich ZfP oder SHM genannt. Die mathematischen Formeln sind bewusst auf ein Minimum reduziert und weitere Details können den zitierten Artikeln entnommen werden. Abschließend werden alle drei Methoden kritisch diskutiert (Kapitel 6).

2. Grundlagen zu Digitalen Zwillingen

In diesem Kapitel wird klargestellt, was in diesem Beitrag unter dem Begriff des digitalen Zwillings verstanden wird. Ein digitaler Zwilling weist die folgenden drei Bestandteile auf:

- Ein digitales Modell, das aus Strukturparametern Messdaten erzeugt.
- Eine fortlaufende Messdatenerfassung am realen Bauwerk.
- Dynamische Rückkopplungsmodelle zwischen den Messdaten und dem Modell.

Digitale Modelle beschreiben den Effekt von Material- oder Strukturparameteränderungen auf Messgrößen. Klassische Beispiele sind numerische Tragwerksmodelle, die physikalische Gesetzmäßigkeiten berücksichtigen (wie zum Beispiel finite Elemente Methoden). Gleichermaßen könnten physikalische Wellengleichungen herangezogen werden, die die Ausbreitung, Abschwächung, oder Reflexion von mechanischen oder elektromagnetischen Wellen durch Materialkennwerte wie die Dichte, E-Modul oder Permittivität beschreiben. Alternativ könnte sich hinter dem digitalen Modell ein rein datengetriebenes Modell befinden, das benutzerdefinierte Strukturparameter in entsprechende Messgrößen verwandelt ohne

jegliches Vorwissen zu den physikalischen Gesetzmäßigkeiten zu berücksichtigen (Zustandsraummodelle, ARMA⁶ Modelle). Schließlich seien jegliche Form von Meta-modellen und Surrogatmodellen zu nennen, die Input- auf Output-Parameter projizieren (PCE⁷ Modelle, neuronale Netze). Ob und in welchem Ausmaß ein digitaler Zwilling eine grafische Benutzeroberfläche mit 3-D Visualisierungen besitzt, ist für die in diesem Beitrag vorgestellten Methoden nicht relevant.

Messdaten vom realen Bauwerk umfassen hauptsächlich Sensor-basierte Messdaten, darunter Systemantwortgrößen (Dehnungen, Durchsenkungen, Kraftzustände), Umweltfaktoren (Temperatur, Feuchte, Wetter), Lastzustände (Verkehr, Wind, Füllzustände) und andere Variablen, die Betriebszustände beschreiben (Heizung, Elektrizität). Außerdem können virtuelle Sensoren eingesetzt werden, die Messgrößen an nicht-zugänglichen Stellen aufzeichnen, sowie Metadaten, die den Zustand und Status von Sensoren beschreiben. Die Messdaten werden fortlaufend aufgezeichnet und repräsentieren den IST-Zustand des Bauwerkes.

Dynamische Rückkopplungsmodelle beschreiben eine Reihe an Verfahren, die die Wechselwirkung zwischen Messdaten und digitalen Modellen beschreiben und dafür Sorge tragen, dass das Modell die gleichen Messgrößen erzeugt wie das Prüfobjekt, in dem die Struktur- und Materialparameter aktualisiert werden. Typische Beispiele sind Model Updating Verfahren, wie zum Beispiel Sensitivity-based Model Updating, Interval Updating, oder Fuzzy-based Model Updating. Des Weiteren zählen hierzu Verfahren für das Bayes'sches Model Updating und weitere Bayes'sche Tests. Schließlich sind parametrisierte Hypothesentest zu nennen sowie andere Verfahren der statistischen und parametrisierten Inferenz.

Die Wechselwirkung der drei Bestandteile sind in Abb. 2 schematisiert. Das dynamische Rückkopplungsverfahren (graue Box) nimmt eine zentrale Rolle ein, da es simulierte und reale Mess- und Monitoringgrößen vergleicht und unter Verwendung des Gleichungssystems Rückschlüsse auf die Strukturparameter zieht. In manchen Fällen ist es nicht notwendig, simulierte Messgrößen zu simulieren (gestrichelte Linie). Vom realen Bauwerk sind lediglich die Messdaten verfügbar und keine Information zu den tatsächlichen Strukturparametern, wie zum Beispiel der Vorspannkraft N in Seilen einer Schrägseilbrücke, siehe Abb. 2.

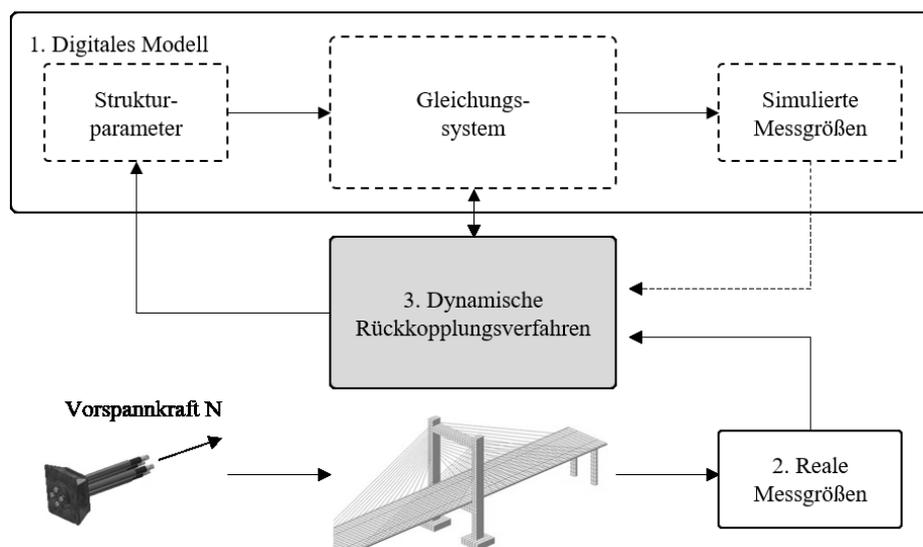


Abb. 2. Die drei Bestandteile eines digitalen Zwillings.

⁶ Auto regressive moving average (ARMA)

⁷ Polynomial chaos expansion (PCE)

3. P-POD Kurven

Die P-POD beschreibt die Detektionswahrscheinlichkeit von Schäden bevor diese zum ersten Mal in Erscheinung treten. Die POD nimmt mit zunehmendem Schadensausmaß zu und deswegen wird die Detektionswahrscheinlichkeit in sogenannten POD Kurven über einer Parameteränderung angetragen, siehe Abb. 3. Die Darstellung erweckt den Eindruck, dass Schäden quantifiziert werden können, jedoch sind die vorgestellten statistischen Verfahren weder in der Lage, die Position des Schadens, noch die Art oder die Schwere zu beurteilen.

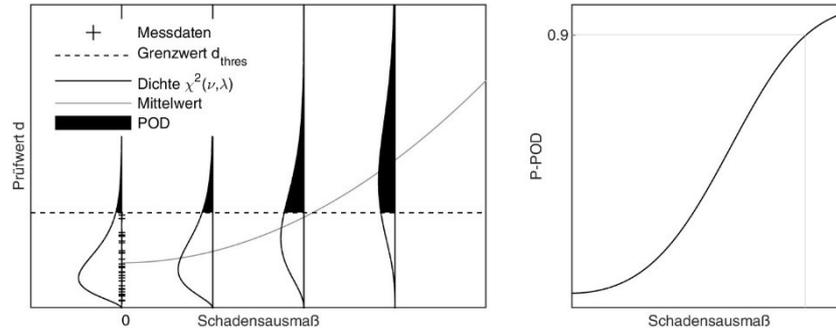


Abb. 3. P-POD Kurven nach Mendler et al. [15]

3.1. Methodik

Die erste Methode zur prädiktiven Beurteilung der POD basiert auf sogenannten asymptotischen lokalen Verfahren [19]. Eine Grundannahme ist, dass die Monitoringgrößen $\mathbf{f} \in \mathbb{R}^{N_f}$ bzw. die Residuen $\mathbf{r} = \sqrt{N}(\mathbf{f} - E[\mathbf{f}^0])$ normalverteilt sind. Anschließend werden statistischen Tests angewandt, ähnlich der Mahalanobis Distanz, um die Wahrscheinlichkeit eine Änderung in Material- oder Strukturparametern zu bestimmen. Genauer gesagt wird der Likelihood-Quotienten-Test angewandt, der die Wahrscheinlichkeit von Parameteränderungen ins Verhältnis setzt zu der Wahrscheinlichkeit, dass keine Parameteränderungen aufgetreten sind. Der Diagnostest d ist definiert als [20]

$$d = \mathbf{r}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{J}^T (\mathbf{J}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{J})^{-1} \mathbf{J}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{r}, \quad (1)$$

wobei $\boldsymbol{\Sigma} \in \mathbb{R}^{N_r \times N_r}$ die Kovarianzmatrix der Monitoringgrößen ist, welche die Unsicherheit in der Bestimmung der Residuen beschreibt (den Messfehler), und $\mathbf{J}_h = \partial E[\mathbf{r}]/\partial \boldsymbol{\theta} \in \mathbb{R}^{N_f \times N_p}$ die Jacobimatrix, welche die Ableitung der Residuen mit Bezug auf Strukturparameter beschreibt und aus dem digitalen Zwilling abgeleitet werden kann. Da die Residuen einer gewissen Streuung unterliegen, $\mathbf{r} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma})$, streut auch der Test d . Da er eine normalverteilte Monitoringgröße \mathbf{r} quadriert, folgt der Test einer Chi-Quadratverteilung $d \sim \chi^2(\nu, \lambda)$ mit ν Freiheitsgraden. Zur Schadensdetektion wird das Testergebnis mit einem Grenzwert verglichen, der auf Grundlage der Testverteilung im Normalzustand festgelegt wurde. Unter der Annahme, dass ein Schaden über eine einzige Parameteränderung modelliert werden kann, ergibt sich die mittlere Testreaktion λ mathematisch zu [14]

$$\lambda = (\theta_h - \theta_h^0)^2 N \cdot F_h, \quad F_h = \mathbf{J}_h^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{J}_h, \quad (2)$$

wobei $\theta_h - \theta_h^0$ eine potenzielle Änderung in einem Strukturparameter θ_h von seinem Referenzwert beschreibt und N die Anzahl an Datenpunkte, die für die Bestimmung des Residuums verwendet wurde. Die POD hängt unmittelbar von der Testreaktion λ ab und da die Testreaktion vorhergesagt werden kann, kann auch die POD vorhergesagt werden, wobei

$$\text{POD} = \Pr(d > d_{thres}). \quad (3)$$

3.2. Anwendung

Das Verfahren wurde bereits im Bereich SHM und ZfP angewendet. Unter anderem wurde gezeigt, dass die Detektierbarkeit von Masseänderungen durch Änderungen in den Eigenfrequenzen und Eigenformen [15] vorhergesagt werden kann. Außerdem wurde gezeigt, dass die Detektierbarkeit von Dickenänderungen in Prüfteilen durch Laufzeitverfahren wie luftgekoppelte Ultraschallverfahren vorhergesagt werden kann, genauso wie Änderungen im Bohrlochdurchmesser mithilfe von Ultraschallverfahren [23].

4. P-POL Kurven

P-POL Kurven ähneln P-POD Kurven, da beide Verfahren die Wahrscheinlichkeit über Parameteränderungen darstellen, siehe Abb. 4. Allerdings folgt der Diagnosetest einer anderen Verteilung, da die Parameter einzeln getestet werden, und die Interaktion der Parameter untereinander berücksichtigt werden muss. Ähnlich wie P-POD Kurven, geben P-POL Kurven keinerlei Informationen darüber, ob der Strukturparameter zu- oder abnimmt.

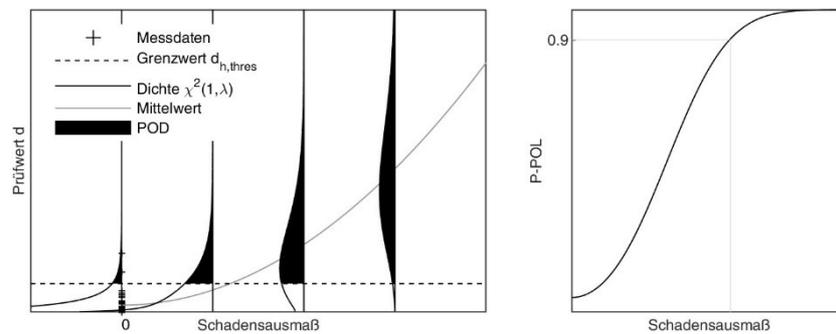


Abb. 4. P-POL Kurven nach Mandler et al. [16]

4.1. Methodik

Eine mögliche Methode zur prädikativen Beurteilung der Lokalisierungswahrscheinlichkeit beruht auf statistischen Hypothesentest, ähnlich zu denen in Gl. (1). Allerdings wird nun die Wahrscheinlichkeit evaluiert, dass sich ein einziger Parameter geändert hat [21]

$$d_h = \mathbf{r}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{J}_h^T (\mathbf{J}_h^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{J}_h)^{-1} \mathbf{J}_h^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{r}, \quad (4)$$

wobei \mathbf{J}_h die Spalte in der Jacobimatrix ist, die die Ableitung des Residuums mit Bezug auf Parameter θ_h angibt. Die Lokalisierungswahrscheinlich ist wie folgt definiert

$$\text{POL} = \Pr(d_h > d_{h,thres}). \quad (5)$$

Wenn die Wahrscheinlichkeit für alle Strukturparameter bestimmt wurde, kann die Art des Schadens und der Ort über den Parameter bestimmt werden, der die signifikanteste Testreaktion jenseits des Grenzwertes aufweist. Alternativ ist es möglich, die Wahrscheinlichkeit, dass sich ein Parameter geändert hat, ins Verhältnis zu setzen zu der Wahrscheinlichkeit, dass sich „irgendein anderer“ Parameter geändert hat. Dieser Test führt in der Regel zu einer höheren Auflösung und ist bekannt als MinMax Lokalisierungstest [21]. Numerische Probleme können auftreten, wenn Änderungen in mehreren Parametern eine ähnliche Veränderung in Mess- oder Monitoringgrößen verursachen. In diesem Fall spricht man von schlecht konditionierten Problemen, die nur über numerische Regularisierung gelöst werden können. Beispiele für solche Methoden finden sich in der Literatur [17].

4.2. Anwendung

Beispielhafte Anwendungen finden sich im Bereich SHM. Es konnte zum Beispiel gezeigt werden, dass die Informationen aus Eigenformen eines sechsstöckigen Gebäudes eignen, um POL Kurven für Steifigkeitsänderungen in den vertikalen Tragelement einzelner Stockwerken zu konstruieren und zu validieren [16].

5. P-POQ Kurven

Wie in der Einleitung erwähnt, ist die Schadensdiagnose konsekutiv in dem Sinne, dass eine Schadensquantifizierung nicht ohne eine vorherige Lokalisierung und eine Lokalisierung nicht ohne eine vorherige Detektion erfolgen kann. Dementsprechend sind P-POQ Kurven die aussagekräftigsten Werkzeuge zur Leistungsbewertung von SHM Systemen, da Sie Auskunft über die Position und das Vorzeichen der Parameteränderungen geben.

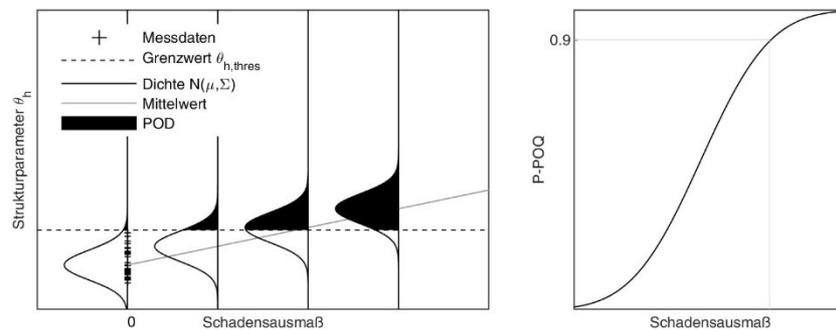


Abb. 5. P-POQ Kurven nach Marsili et al. [18].

5.1. Methodik

Eine mögliche Methode zur Bestimmung von P-POQ Kurven wurde auf Grundlage von Bayes'schen Updating entwickelt [18]. Bayes'sche Verfahren eignen sich zur Lösung von inversen Problemstellungen. Ähnlich wie bei statistischen Hypothesentests, können Schäden diagnostiziert werden, indem auf Grundlage der a priori Verteilung Grenzwerte festgesetzt werden und die mit Messdaten aktualisierte (a posteriori) Verteilung mit den Grenzwerten verglichen wird. Die a posteriori Verteilung $\pi_{\theta'}$ bestimmt sich durch [22]

$$\pi_{\theta'} = \frac{L(\boldsymbol{\theta}) \pi_{\boldsymbol{\theta}}(\boldsymbol{\theta})}{\int L(\boldsymbol{\theta}) \pi_{\boldsymbol{\theta}}(\boldsymbol{\theta})}, \quad L(\boldsymbol{\theta}) = \prod_i \pi_{e_i}(f_i - G(\boldsymbol{\theta})) \quad (6)$$

wobei $\pi_{\boldsymbol{\theta}}$ die a priori Verteilung ist, $L(\boldsymbol{\theta})$ die Likelihood Funktion, f_i die gemessene Monitoringgröße, $G(\boldsymbol{\theta})$ die aus dem digitalen Modell generierte und π_{e_i} die Verteilung des Messerrors. Mithilfe von Kalman Filtern ist es möglich, die Kovarianz der a posteriori Verteilung vorherzusagen, ohne Messgrößen im beschädigten Zustand zu messen. Die Kovarianz der aktualisierten Parameter $\mathbf{C}_{\theta'}$, berechnet sich aus

$$\mathbf{C}_{\theta'} = (\mathbf{I} - \mathbf{KH})\mathbf{C}_{\boldsymbol{\theta}}, \quad \mathbf{K} = \mathbf{C}_{\theta Y}(\mathbf{C}_Y + \mathbf{C}_E)^{-1}, \quad (7)$$

wobei \mathbf{C}_Y die Output Kovarianz ist, \mathbf{C}_E die Kovarianz des Messerfehlers und $\mathbf{C}_{\theta Y}$ die gemeinsame Kovarianz, die aus dem digitalen Zwilling abgeleitet werden kann. Nachdem die Streuung in beiden Zuständen bestimmt werden kann, kann die POQ in Abhängigkeit von Änderungen im Mittelwert des Strukturparameters beschrieben werden,

$$\text{POQ} = \Pr(\boldsymbol{\theta} > \boldsymbol{\theta}_{thres}). \quad (8)$$

5.2. Anwendung

Das Verfahren wurde bereits an mehreren numerischen Fallstudien validiert [18]. Beispielhaft wurde gezeigt, dass die Wahrscheinlichkeit, Masseänderungen an Offshore Fachwerk-Türmen zu quantifizieren, mithilfe von Neigungssensoren analysiert werden kann. Außerdem können Steifigkeitsänderungen in Brücken mithilfe von Modalparameteränderungen untersucht und die POQ korrekt bestimmt werden.

6. Diskussion

In den vorherigen Kapiteln wurde Verfahren zur Bestimmung der P-POD, P-POL und P-POQ präsentiert. Während die Grundidee und die zugrunde gelegten Annahmen für alle Verfahren ähnlich sind, unterscheiden Sie sich hauptsächlich in der Definition der POD.

Die Grundidee der prädiktiven Leistungsbeschreibung ist folgende: Als Erstes wird die Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion der Monitoringgröße für den unbeschädigten Prüfkörper parametrisch definiert, zum Beispiel über eine Normalverteilung $\mathcal{N}(\mu, \Sigma)$ mit einem Parameter für den Mittelwert μ und Kovarianz Σ oder eine Chi-Quadrat-Verteilung $\chi^2(\nu, \lambda)$ mit ν Freiheitsgraden und Nicht-Zentralität λ . Zweitens wird die Wahrscheinlichkeitsdichte im beschädigten Zustand durch mathematische Überlegungen (anstelle von Messungen) definiert und die Verschiebung von repräsentativen Dichteparametern, wie dem Mittelwert, über Änderungen in Strukturparametern beschrieben. Für diesen Prozess ist ein digitaler Zwilling notwendig. Dann wird ein Grenzwert eingeführt, mithilfe dessen die zwei Verteilungen unterschieden werden und die POD wird als Überschreitungswahrscheinlichkeit definiert. Schließlich wird die Verschiebung im Mittelwert umgerechnet in die entsprechende POD und damit ein mathematischer Zusammenhang hergestellt zwischen zukünftigen Parameteränderungen und der POD.

Unterschiede in den Methoden ergeben sich vor allem in der Bezugsgröße für die POD Definition. In traditionellen POD Methoden werden die Monitoringgröße f direkt mit einem Grenzwert f_{thres} verglichen und die POD wird definiert als die Wahrscheinlichkeit, dass der Grenzwert überschritten wird. Für P-POD und P-POL Methoden wird die POD für statistische Diagnosewerte d und d_h (und nicht Monitoringgrößen definiert) und für P-POQ Methoden wird die POD auf Grundlage von physikalischen Strukturparametern θ_h definiert. Ein weiterer Unterschied liegt in der Betrachtung von Messunsicherheiten. Während die Messunsicherheiten für traditionelle Methoden über Konfidenzintervalle beschrieben werden, berücksichtigen prädiktive POD Methoden den Messfehler explizit über die Kovarianzmatrix Σ bei der Generierung von Diagnosewerten, siehe Gl. (1), (4) und (7), auf Basis dessen die POD definiert wird. Bei perfekten digitalen Zwillingen weist das Konfidenzintervall eine Breite von null auf. Modellbasierte Unsicherheiten im digitalen Zwilling könnten aber über Konfidenzintervalle beschrieben werden [15].

Viele Grundannahmen der Methoden sind identisch und unterscheiden sich kaum von traditionellen Methoden. Alle Methoden gehen von normalverteilten Monitoringgrößen aus und linearen Systemen, die den Zusammenhang zwischen gemessenen Monitoringgrößen und Strukturparametern beschreiben. Mehrere Studien haben gezeigt [15, 18], dass die Verfahren ebenso auf nicht-lineare Systeme angewandt werden können, da die POD in der Regel 100% übersteigt bevor die Abweichung zwischen linearisierter und tatsächlicher Kurve maßgebend wird. Eine weitere Annahme ist, dass die Kovarianz (der Messfehler) der Monitoringgrößen unverändert bleibt, auch über verschiedene Schadenszustände hinweg. Diese Annahme sollte für jede Anwendung kritisch hinterfragt werden. Abschließend sollte

erwähnt werden, dass die genannten Annahmen nicht nur auf prädiktive POD Kurven zutreffen, sondern auch auf alle traditionellen POD Kurven. Damit sind sie nicht als Einschränkung zu sehen.

Wie im Artikel mehrmals erwähnt, ist die Schadensdiagnose ein konsekutiver Prozess, da eine Schadensquantifizierung nicht ohne eine Lokalisierung und eine Lokalisierung nicht ohne vorherige Detektion stattfinden kann. Dementsprechend sind P-POQ Kurven die aussagekräftigsten Werkzeuge zur Leistungsbewertung von SHM Systemen, da sie Auskunft über die Position und das Vorzeichen der Parameteränderungen geben. Ein Nachteil der vorgestellten P-POQ Methode ist allerdings, dass alle Diagnoseschritte in einer Verfahren vereint sind und damit die methodenspezifischen Herausforderungen, die z.B. bei Lokalisierung von überbestimmten Problemen auftreten, nur schwer separiert werden können. Statistische Hypothesentests hingegen erlaubten eine Unterteilung in Detektion und Lokalisierung und selbst wenn eine Lokalisierung nicht gelingt, ist die korrekte Detektion dadurch nicht gefährdet. Deshalb ist es dringend notwendig, weitere P-POQ Verfahren zu entwickeln, die eine schrittweise Diagnose zulassen.

Referenzen

- [1] Farrar CR and Worden K. Structural health monitoring: a machine learning perspective. Oxford, United Kingdom: Wiley, 2012.
- [2] A. Rytter, Vibrational Based Inspection of Civil Engineering Structures (Ph.D. Thesis), Aalborg University, Aalborg, 1993.
- [3] Rummel WD, Christner BK, Mullen SJ, et al. Characterization of structural assessment testing. Technical report, SAALC/MMEI/1/86, January 1986.
- [4] Berens AP and Hovey PW. Evaluation of NDE reliability characterization. Technical report Volume I, University of Dayton Research Institute, Dayton, OH, 1981
- [5] Berens A and Hovey P. Flaw detection reliability criteria. Volume 1. Methods and results. Technical report, University of Dayton University Research Institute, Dayton, OH, 1984.
- [6] Schubert Kabban CM, Greenwell BM, DeSimio MP, et al. The probability of detection for structural health monitoring systems: repeated measures data. *Structural Health Monitoring* 2015; 14(3): 252–264.
- [7] Kessler SS, Dunn CT, Swindell P, et al. Detection sensitivity analysis for a potential drop (PD) structural health monitoring (SHM) system. In: *Proceedings of the 12th International Workshop on Structural Health Monitoring*. Stanford, United States: DEStech Publications, Inc.
- [8] Annis C, Gandossi L and Martin O. Optimal sample size for probability of detection curves. *Nuclear Engineering and Design* 2013; 262: 98–105.
- [9] Abdessalem AB, Jenson F, and Calmon P. Quantifying uncertainty in parameter estimates of ultrasonic inspection system using Bayesian computational framework. *Mechanical Systems and Signal Processing* 2018; 109: 89–110.
- [10] Knopp J, Grandhi R, Zeng L, et al. Considerations for statistical analysis of nondestructive evaluation data: hit/miss analysis. *E-Journal of Advanced Maintenance* 2012; 4(3): 105–115.
- [11] Abdessalem AB, Jenson F and Calmon P. Quantifying uncertainty in parameter estimates of ultrasonic inspection system using Bayesian computational framework. *Mechanical Systems and Signal Processing* 2018; 109: 89–110.
- [12] Aldrin JC, Knopp JS, and Sabbagh HA. Bayesian methods in probability of detection estimation and model assisted probability of detection evaluation. In: *AIP conference proceedings*, Denver, United States, 15–20 July 2012, Vol. 1511, pp.1733–1740.
- [13] Thompson RB, Brasche LJ, Lindgren E, et al. Recent advances in model-assisted probability of detection. In: *4th European-American workshop on reliability of NDE*, Berlin, Germany.
- [14] Mendler A, Döhler M, Ventura CE, A reliability-based approach to determine the minimum detectable damage for statistical damage detection, *Mechanical Systems and Signal Processing*. 154 (2021) 107561.
- [15] Mendler A, Döhler M, and Grosse CU. Predictive probability of detection curves based on data from undamaged structures. *Structural Health Monitoring* 2023, 14759217231193088.
- [16] Mendler A, Greš S, Döhler M, and Keßler S.. On the probability of localizing damages based on mode shape changes. In: *European Workshop on Structural Health Monitoring* (pp. 233-243), Palermo, Italy, June 2022, Cham: Springer International Publishing.

- [17] Mendler A, Döhler M, Ventura CE, Mevel L. Localizability of damage with statistical tests and sensitivity-based parameter clusters, *Mechanical Systems and Signal Processing* (2023), 204, 110783.
- [18] Marsili F, Mendler A, Landi F, and Kessler S. Minimum detectable changes based on linear Bayesian filters. *Mechanical Systems and Signal Processing* 2023, 202, 110656.
- [19] Benveniste A, Basseville M, and Moustakides G. The asymptotic local approach to change detection and model validation. *IEEE Transactions on Automatic Control* 1987, 32(7):583-592.
- [20] Basseville M, Abdelghani, M, and Benveniste, A. Subspace-based fault detection algorithms for vibration monitoring. *Automatica* 2000, 36(1):101-109.
- [21] Basseville M, Mevel L, and Goursat M. Statistical model-based damage detection and localization: Subspace-based residuals and damage-to-noise sensitivity ratios. *Journal of Sound and Vibration* 2004, 275(3-5):769-794.
- [22] Chiachío-Ruano J, Chiachío-Ruano M, Sankararaman S. *Bayesian Inverse Problems*. Boca Raton, London, New York. CRC Press, 2021.
- [23] Menéndez Orellana AE, Mendler A, Schmid S, Grosse CU. Predictive Probability of Detection Curves for Ultrasonic Testing. *Unter Begutachtung bei Ultrasonics*.