Abstract (German)

Die vorliegende Dissertation befasst sich mit der Weiterentwicklung im Bereich der Infrarot-Thermografie (IRT) für die zerstörungsfreie Prüfung (NDT) durch die Anwendung eines physikalisch fundierten eindimensionalen N-Layer-Modellierungsansatzes (NLM). Dieser Ansatz bildet eine robuste Grundlage für die Entwicklung neuer IRT-Postprozessing-Methoden und zur Verbesserung bestehender Verfahren, die sowohl theoretische Modellierung als auch praktische Anwendungen abdecken. Ein zentraler Schwerpunkt der vorliegenden Arbeit liegt in der Entwicklung der Thermal Shock Response Spectrum (TSRS)-Verfahren, einem innovativen Verfahren zur IRT-Datenverarbeitung. Das TSRS basiert auf einem analytischen thermischen Modell und repräsentiert einen Ansatz, der in Analogie zu dem etablierten mechanischen Shock Response Spectrum (SRS)-Verfahren steht, welches in der internationalen Norm ISO 18431-4 standardisiert ist. Die Einführung eines thermischen Q-Faktors und einer charakteristischen Frequenz als zentrale Steuerparameter sowie deren algorithmische Optimierung durch das Latin Hypercube Sampling (LHS) ermöglichte eine signifikante Erweiterung der Möglichkeiten zur Detektion und präzisen Charakterisierung von Materialdefekten. Diese Parameter ermöglichen eine gezielte Anpassung der Datenverarbeitung, wodurch die Differenzierung zwischen defektfreien und defektbehafteten Bereichen signifikant verbessert werden kann. Ein weiterer Schwerpunkt liegt auf der Nutzung von NLM-Simulationen zur Generierung der Trainingsdaten für maschinelles Lernen (ML). Diese Methode ermöglicht die zeit- und kosteneffiziente Simulation thermischer Prozesse und reduziert die Abhängigkeit von aufwendigen experimentellen Datensätzen. Die entwickelten ML-Modelle konnten erfolgreich zur automatisierten Defektdetektion und Materialanalyse eingesetzt werden, was eine signifikante Erweiterung des Anwendungsspektrums der NML in IRT darstellt. Die vorliegende Arbeit demonstriert, dass der NLM-Ansatz, sowohl implizit - durch optimierte IRT-Methoden wie TSRS - als auch explizit - als Grundlage zur Trainingsdatenerzeugung für ML-Algorithmen - neue Möglichkeiten für die zerstörungsfreie Prüfung eröffnet. Die Ergebnisse bieten nicht nur eine signifikante Verbesserung der bestehenden NDT-Methoden, sondern liefern auch wichtige Impulse für die Weiterentwicklung industrieller Prüfverfahren und die wissenschaftliche Forschung, insbesondere im Bereich der Inspektion und Analyse von Verbundwerkstoffen.

Abstract (English)

This dissertation investigates the advancements in the field of infrared thermography (IRT) for non-destructive testing (NDT) through the implementation of a physics-based one-dimensional N-layer modelling (NLM) approach. This approach provides a robust basis for the development of new IRT post-processing methods and for the improvement of existing methods, covering both theoretical modelling and practical applications. A key focus of this work is the development of Thermal Shock Response Spectrum (TSRS) methods, an innovative approach to IRT data processing. The TSRS is based on an analytical thermal model and represents an approach analogous to the established mechanical Shock Response Spectrum (SRS) method, which is standardized in the international standard ISO 18431-4. The integration of a thermal Q-factor and a characteristic frequency as central control parameters, in conjunction with their algorithmic optimization via Latin Hypercube Sampling (LHS), has resulted in a substantial advancement in the capabilities for detecting and precisely characterizing material defects. The parameters enable targeted adaptation of data processing, which can significantly improve the differentiation between defect-free and defective areas. Another focus is on the use of NLM simulations to generate training data for machine learning (ML), a method that enables the time- and cost-efficient simulation of thermal processes and reduces the dependence on complex experimental data sets. The developed ML models could be successfully used for automated defect detection and material analysis, representing a significant extension of the application spectrum of NLM in IRT. The present work demonstrates that the NLM approach opens up new possibilities for non-destructive testing, both implicitly through optimized IRT methods such as TSRS and explicitly as a basis for training data generation for machine learning algorithms. The results not only offer a significant improvement of existing NDT methods but also provide important impulses for the further development of industrial testing methods and scientific research, especially in the field of inspection and analysis of composite materials.