

42 Der Digitale Zwilling – Den Betrieb von Anlagen neu denken

Simulation ist heute ein wesentliches Werkzeug in der Entwicklung. Mathematische Innovationen erlauben es, Simulationsmodelle während des Betriebs wieder zu verwenden, und in Realzeit physikalische Vorhersagen zu treffen.

Dr. Dirk Hartmann und Dr. Utz Wever von der Siemens AG, Technology, München fassen Ihre Erfahrungen zum Digital Twin zusammen:

Was ist ein Digitaler Zwilling?

Digital Zwillinge sind ein neuer Technologietrend, der bereits jetzt einen großen Einfluss verspricht. Sie sind die nächste Welle der Simulationstechnologien, die Simulation mit großen Datenmengen und Technologien der künstlichen Intelligenz verschmilzt. Digitale Zwillinge sind heute so wichtig für die Wirtschaft, dass sie zu den Top 10 der strategischen Technologietrends für 2018 gehören. Es wird erwartet, dass sie zu einer unternehmerischen Notwendigkeit werden, die den gesamten Lebenszyklus einer Anlage oder eines Prozesses abdeckt. Für viele Produkte und Dienstleistungen werden Digitale Zwillinge eine essentielle Grundlage sein. Unternehmen, die nicht reagieren, werden zurückgelassen. Beispielsweise wird prognostiziert, dass Unternehmen, die in die digitale Zwillingstechnologie investieren, die Zykluszeiten kritischer Prozesse um 30 % verbessern werden. Es wird ein Marktpotenzial von fast 50 Mrd. Dollar pro Jahr für entsprechende Angebote prognostiziert.

Digitale Zwillinge sammeln alle digitalen Kenntnisse, Modelle und Daten während der gesamten Lebensdauer von Produkten und Systemen – von der Idee bis zum Lebensende. Sie integrieren somit modellbasierte Ansätze, auf denen klassische Simulations- und Optimierungsparadigmen aufbauen, sowie datenanalytische Ansätze. Digitale Zwillinge sind leistungsstarke Wegbereiter für Innovationen und Effizienz. Sie kombinieren ingenieurwissenschaftliches Wissen, das oft in Form von ausführbaren Simulationsmodellen vorliegt, mit verfügbaren Daten und künstlicher Intelligenz. Durch diese Integration ermöglichen Digitale Zwillinge völlig neuartigen Dienstleistungen, wie simulationsbasierter Überwachung und Diagnose oder prädiktiver Wartung, und eröffnen damit neue Geschäftsmöglichkeiten.

Um etwas konkreter zu werden, konzentrieren wir uns auf ein Beispiel, siehe Abb. 46, welches jedoch sehr oft in der Praxis vorkommt.

Was hat Mathematik mit Digitalen Zwillingen zu tun?

Mathematik ist die Sprache der Digitalen Zwillinge. Die blauen Kästen in Abb. 46 symbolisieren die mathematischen Disziplinen, die für den Aufbau eines Digitalen Zwillings gebraucht werden. Im Folgenden sollen diese kurz beschrieben werden.

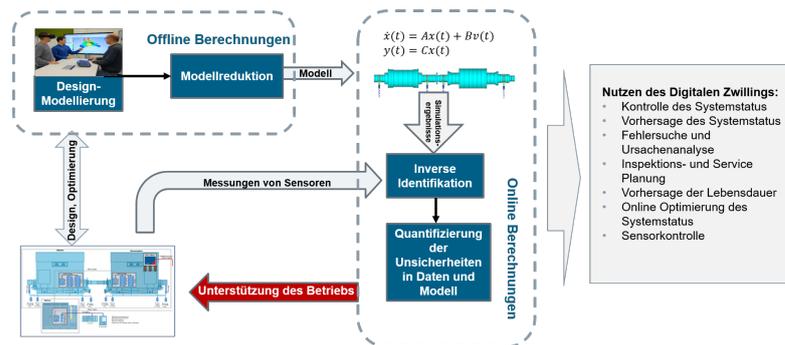


Abbildung 46: Digitaler Zwilling zur Unterstützung des Betriebs von Anlagen, hier am Beispiel des Antriebsstranges eines elektrischen Motors.

Das Modell Die Grundlage jedes Digitalen Zwillings ist ein Computermodell, welches das reale System beschreibt. Dieses Modell kann zum Beispiel durch ein Neuronales Netz repräsentiert sein, welches durch reale Daten trainiert wurde. Besser ist es, wenn das reale System durch physikalische Gleichungen beschrieben werden kann (was nicht immer der Fall ist). Für viele Anwendungen existieren bereits ausgereifte kommerzielle Computer-Programme, die auch von Nicht-Spezialisten bedient werden können. Wesentliche Anwendungen sind die Strukturmechanik, der Elektromagnetismus oder die Strömungsmechanik. Oft verlangen die Modellierung der immer komplizierter werdenden realen Systeme eine Kopplung dieser Computer-Programme. Dies führt jedoch zu immer komplexeren und langwierigen Berechnungen.

Modellreduktion Der Kern eines Digitalen Zwillings ist ein Echtzeit-fähiges Modell, welches parallel zum Betrieb auf einem Computer läuft. Die oben beschriebenen kommerziellen Computer-Programme sind dafür sicher zu langsam. Deswegen gibt es mathematische Verfahren, die aus einem komplexen Modell ein einfaches Modell generieren. Die wesentliche Eigenschaft des einfachen Modells ist es, bestimmte physikalische Eigenschaften des komplexen Modells zu erhalten. Diese Eigenschaft kann man gut an dem bekannten *Stanford-Hasen* (Abb. 47) beobachten. Das rechte Modell wird mit wesentlich weniger Freiheitsgraden beschrieben, ist aber immer noch als Hase zu erkennen.

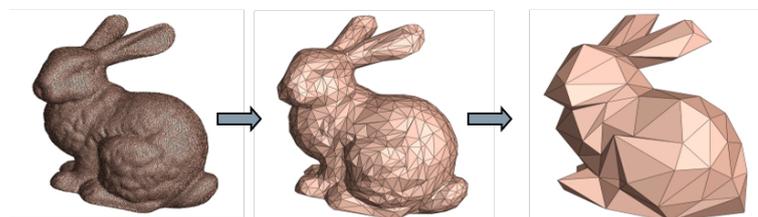


Abbildung 47: Modellreduktion am Beispiel des berühmten Stanford-Hasen (aus einem Vortrag von Wil Schilders, Eindhoven University of Technology)

Inverse Identifikation Die Simulationsergebnisse des reduzierten Modells müssen mit den Sensordaten des realen Systems verglichen werden, was mathematisch zu einem inversen Problem führt. Durch diesen Vergleich wird erstens das mitlaufende Modell fortlaufend synchronisiert und zweitens können durch Abweichungen vielen zusätzliche Informationen über das reale System gewonnen werden. Ein paar Beispiele sind in Abb. 46 in der rechten Box aufgezählt.

Quantifizierung von Unsicherheiten Alle durch Sensoren gewonnenen Daten und auch das reduzierte Modell sind mit Unsicherheiten behaftet. Der dadurch entstandene Fehler kann nicht reduziert werden (nur unter hohen Kosten), wohl aber quantifiziert. Eine Aussage oder Ergebnis des Digitalen Zwillings kann also immer nur mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit getroffen werden. Wird zum Beispiel eine Vorhersage des Systemstatus gewünscht, so kann diese nur innerhalb eines Vertrauensintervalls bereitgestellt werden. Dieses Phänomen kennt man gut von der Wetterkarte.

Beispiel: Ein Digitaler Zwilling für einen Elektromotor

Als Anwendungsfall wird die effiziente thermische Regelung eines asynchronen Elektromotors betrachtet.⁸ Elektromotoren unterliegen einem thermischen Materialverschleiß, welcher eine kontrollierte Temperaturführung erfordert. So werden z.B. große elektrische Asynchronantriebe beim Anfahren durch die Induktionserwärmung stark belastet. Häufige Starts ohne ausreichende Kühlpausen können zu einer Überhitzung der Motoren führen. Es ist jedoch nahezu unmöglich, die Temperatur der tatsächlichen Rotoren zu messen, die sich mit hoher Geschwindigkeit im Motor drehen. Daher basieren die Regelungen oft auf sehr konservativen Heuristiken. Prinzipiell können entsprechende Temperaturen mit Hilfe von 3D-Wärmesimulationen sehr genau berechnet werden. Im Fall der betrachteten Elektromotoren werden lineare Konvektions-Diffusionsmodelle verwendet. Entsprechende 3D-Modelle sind typischerweise aus der Detailkonstruktion verfügbar. Sie sind jedoch rechnerisch zu anspruchsvoll, um im Betrieb eingesetzt zu werden. Durch Modellreduktion können jedoch entsprechende Modelle für die Hintergrundsimulation realisiert werden.

Diese sind sehr effizient auszuwerten und lassen sich nicht nur mit Methoden der Unsicherheitsquantifizierung erweitern, sondern unterstützen auch die kontinuierliche Kalibrierung mit vorhandenen Sensoren auf der Statorseite. So können mit Hilfe von kontinuierlich kalibrierten Hintergrundsimulationsmodellen Temperaturen, die für Sensoren nicht zugänglich sind, virtuell gemessen werden. Mit Hilfe von z.B. Augmented-Reality-Geräten kann der Anwender jederzeit virtuell in das Innere des Motors schauen und Temperaturverteilungen beobachten, vgl. Abb. 48 (a). Dadurch lassen sich die Kühlzeiten von Elektromotoren deutlich reduzieren, was letztlich die Anlagenverfügbarkeit erhöht. Angereichert mit Methoden zur Unsicherheitsquantifizierung können Konfidenz-

⁸D. Hartmann, M. Herz, M., U. Wever, *Model Order Reduction – A Key Technology for Digital Twins*, KoMSO Challenge Workshop, Springer (2017).

intervalle für die Rotortemperatur bereitgestellt werden (vgl. Abb. 48 (b)), die es erlauben, nahe an Betriebsgrenzen zu gehen.

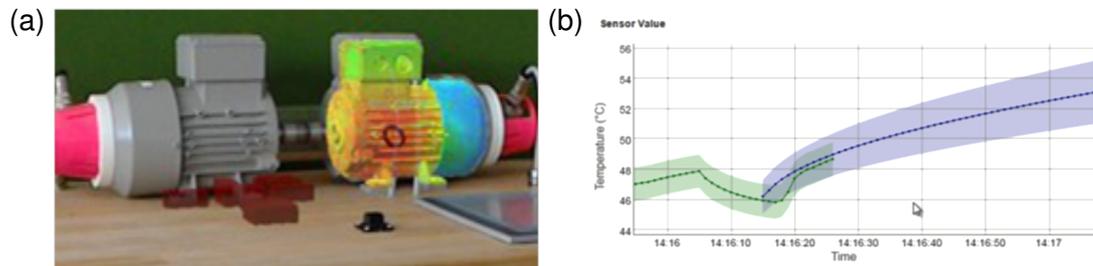


Abbildung 48: (a) Temperaturvisualisierung im Inneren eines Elektromotors mittels Augmented Reality unter Verwendung der Microsoft Hololens.

(b) Screenshot der virtuellen Temperatursensordrösung zur Schätzung der aktuellen Rotortemperatur (grün) sowie zur Vorhersage der Rotortemperatur nach dem Start (blau) an einem bestimmten Punkt. Die eingezeichneten Bänder zeigen die berechneten Unsicherheiten, siehe auch <https://www.youtube.com/watch?v=86vkjykbHRM>