

MHPWHITE PAPER

NEUE PERSPEKTIVEN

Wie KI und Digitale Zwillinge unsere
Zukunft verändern werden

Inhalt

Abstract	3
Einleitung	4
Der digitale Zwilling – ein Überblick	6
Mathematik, künstliche Intelli- genz und digitale Zwillinge	10
Entwicklung erfolgreicher digitaler Zwillinge	16
Chancen und ein Blick in die Zukunft	19

Abstract

Wir befinden uns mitten in einer digitalen Revolution, in der fast täglich intelligentere und besser vernetzte Geräte verfügbar werden. Während diese branchenübergreifende Transformation größtenteils mit Vorteilen für Gesellschaft und Wirtschaft einhergeht, stehen wir dennoch vor neuen Herausforderungen, die es zu bewältigen gilt. Prozessoptimierung, Predictive Maintenance, Stabilitäts- und Risikobewertung sowie Umweltaspekte sind nur eine kleine Auswahl von vielen Themen, die angesichts dieses Wandels beachtet werden müssen.

Dieser Artikel beginnt mit der Identifizierung von Schlüsselproblemen im Zusammenhang mit intelligenten und vernetzten Geräten, bevor das Konzept der digitalen Zwillinge vorgestellt wird, das Lösungen für viele der wichtigsten Herausforderungen ermöglicht. Darüber hinaus werden wir Implementierungsprozesse diskutieren und zum Abschluss unsere Vision für die Zukunft vorstellen.

Einleitung

Die Welt der Maschinen wird immer intelligenter und vernetzter. Geräte arbeiten zunehmend selbstständiger, wenn nicht sogar völlig autonom, und interagieren gleichzeitig auf komplexe Weise mit anderen Geräten und ihrer Umgebung. Dieser Fortschritt lässt sich im täglichen Leben beobachten, wenn man ein Telefon, einen Laptop oder einen Fernseher von vor zehn Jahren mit ihren aktuellen Äquivalenten vergleicht, aber auch in der Fertigung, wenn man vergangene und aktuelle Produktionsprozesse gegenüberstellt. Letzteres gilt insbesondere für Produkte wie Fahrzeuge oder Elektronik. Zwangsläufig sind die Geräte komplexer, autonomer und selbstorganisierter geworden, was mit der Zunahme von KI sicherlich auch in den kommenden Jahren der Trend sein wird.

Während der technologische Fortschritt eine Vielzahl von spannenden Möglichkeiten eröffnet, profitieren die Gesellschaft sowie die meisten Unternehmen erheblich von vielen – wenn auch nicht allen – neuen Entwicklungen in diesem Bereich. Dennoch sehen wir uns regelmäßig mit unterschiedlichen und bisher noch nicht bekannten Herausforderungen konfrontiert, die es zu bewältigen gilt. Die meisten dieser Herausforderungen stehen in direktem Zusammenhang mit der großen und ständig wachsenden Anzahl einzelner Geräte, ihrer inhärenten Komplexität, der Verflechtung ihrer Interaktionen und dem zunehmenden Integrationsgrad, der durch fortschreitende Technologien und Digitalisierung ermöglicht wird, wie die folgenden Beispiele zeigen.

Prozessoptimierung

Die Komplexität eines Systems interagierender Geräte erhöht sich unweigerlich mit der Anzahl unabhängig

agierender Entitäten, d. h. mit der Anzahl intelligenter, miteinander verbundener Geräte in einem bestimmten System. Dies mag zwar eine Erleichterung bei der Entwicklung der jeweiligen Prozesse darstellen, die nicht mehr mühsam und detailliert aus einer Top-down-Perspektive entwickelt werden müssen, aber eine solche Selbstorganisation hat den Preis, dass man weniger Einblick in die Ausführung und Steuerung einzelner Aufgaben hat. Das System kann bis zu einem gewissen Grad als Blackbox fungieren. Die direkte Kontrolle über die Prozesse – und insbesondere darüber, wie wirtschaftlich diese Prozesse ausgeführt werden können – ist jedoch eingeschränkt oder geht ganz verloren.

Die Herausforderung der Prozessoptimierung lässt sich anhand eines typischen Beispiels aus der Fertigung verdeutlichen: Stellen Sie sich ein intelligentes Lager vor, das eine Flotte von autonom fahrenden Fahrzeugen betreibt, die Maschinenteile in eine angeschlossene Fabrik transportieren, um sie dort in der richtigen Reihenfolge und zum richtigen Zeitpunkt zu montieren. Mit zunehmender Anzahl von Einzelteilen, die angeliefert werden, kann es passieren, dass die Teile nicht rechtzeitig die Fertigungslinie erreichen und es zu kostenintensiven Verzögerungen kommt. Eine offensichtliche und unkomplizierte Möglichkeit, dieses Problem zu lösen, ist die einfache Erhöhung der Anzahl der Fahrzeuge. Dies wird zwar wahrscheinlich die Verzögerungen reduzieren, aber sicherlich nicht das zugrunde liegende Problem der Art und Weise, wie der Prozess organisiert ist, lösen. Das Problem wird so also nicht mit der Absicht gelöst, die Grundursache zu beseitigen, sondern nur auf einen späteren Zeitpunkt verschoben, an dem es mit einem viel größeren Aufwand und wahrscheinlich zu höheren Kosten gelöst werden muss.

Predictive Maintenance

Da die Geräte einerseits immer intelligenter und autonomer werden und andererseits eine höhere intrinsische Komplexität und ein höheres Maß an Integration aufweisen, wird der Bedarf an menschlicher Interaktion und Aufsicht in einem rein betrieblichen Kontext stark verringert. Dies lässt sich am obigen Beispiel eines intelligenten Lagers verdeutlichen, das nur noch minimale menschliche Aufsicht erfordert, oder am Beispiel eines modernen Autos im Vergleich zu einem Auto vor 100 Jahren; damals brauchte man regelmäßig und häufig einen ausgebildeten Mechaniker, um ein Auto zu warten, während Autos heute nur noch vergleichsweise selten gewartet werden müssen. Dies gilt sogar trotz der Vielzahl an Funktionen, die ein Auto heute im Vergleich zu einem Auto von damals erfüllen kann, vor allem wenn man Standardfunktionen wie das Infotainmentsystem, die Klimaanlage und ähnliches berücksichtigt.

Während eine reduzierte menschliche Aufsicht, eine erhöhte intrinsische Komplexität der Geräte und die Langlebigkeit der Geräte sicherlich in vielen Fällen große Vorteile mit sich bringen, wird die Wartung anspruchsvoller und potenziell kostenintensiver. Erstens können Defekte bei wenig Aufsicht entweder zunächst unbemerkt bleiben und höhere Kosten verursachen, wenn sie zu einem späten Zeitpunkt entdeckt werden, oder zu häufigen Überprüfungen können möglicherweise unnötige Kosten verursachen. Zweitens kann es eine Herausforderung oder sogar unmöglich sein, bestimmte Funktionen eines modernen integrierten Geräts zu testen und zu warten. In diesem Zusammenhang kann man zum Beispiel an Li-Ionen-Batterien denken, die im Falle eines Defekts kaum repariert werden können und deren Funktions- und Alterungszustand bis heute im Betrieb nur relativ schwer gemessen werden kann.

Stabilität und Risikobewertung

Hochgradig vernetzte Systeme geben zu Recht Anlass zu Bedenken im Hinblick auf die Stabilität und erfordern umfassende Risikobewertungen. Durch die größere Selbstorganisation in intelligenten und autonomen Systemen können selbst kleine Abweichungen von Standardszenarien Kettenreaktionen mit möglicherweise nicht vorhergesehenen Ergebnissen auslösen. Eine weitere Sorge ist die Anfälligkeit eines Systems für Cyberangriffe.

Im Fall unserer als Beispiel gewählten Smart Factory kann man sich fragen, was passiert, wenn ein selbstfahrendes Fahrzeug ausfällt? Was passiert, wenn zwei

Fahrzeuge gleichzeitig ausfallen? Die Beantwortung dieser Fragen ist in einem modernen Fertigungskontext eine größere Herausforderung als noch vor wenigen Jahren.

Umweltaspekte

Nicht zuletzt ist die Berücksichtigung von Umweltaspekten in hochgradig vernetzten und autonomen Systemen, die nach dem Bottom-up-Prinzip entworfen werden, unerlässlich, wenn auch oft komplex. Wir haben oben gesehen, dass die Optimierung von Prozessen im Hinblick auf ökonomische und Effizienzziele aufgrund des fehlenden Einblicks in die Prozessdetails schwierig sein kann. Im Zusammenhang mit Umweltzielen können solche Optimierungsprozesse sogar noch herausfordernder sein, da der Erfolg schwer zu bestimmen ist. Es ist zweifellos schwieriger, die Kohlenstoffemissionen eines Produktionsprozesses, der nach dem Prinzip „Cradle-to-Grave“ erfolgt, zu quantifizieren, als die jeweilige Investitionsrentabilität oder die Geschwindigkeit der Produktion zu messen.

In unserem Beispiel des intelligenten Lagers haben wir gesehen, dass es schwierig sein kann, Prozesse im Hinblick auf wirtschaftliche oder Effizienzziele zu optimieren. Eine Umweltanalyse könnte jedoch zum Beispiel die Suche nach der ökologisch optimalen Nutzung der in selbstfahrenden Fahrzeugen verwendeten Batterien beinhalten, was eine wesentlich anspruchsvollere Aufgabe ist als die Optimierung der Betriebseffizienz der Fahrzeuge.

Wir betonen, dass dies nur vier Beispiele für Herausforderungen sind, die sich aus der digitalen Transformation durch den Einsatz von intelligenten und vernetzten Geräten ergeben, und die damit verbundenen Probleme vielfältiger sind.

Im folgenden Abschnitt wird das Konzept eines digitalen Zwillings erörtert, ein relativ junges Konzept, das auf vielfältige Weise zur Lösung der oben genannten Probleme genutzt werden kann. Bitte beachten Sie, dass wir das Konzept der digitalen Zwillinge im Zusammenhang mit der Qualitätskontrolle komplexer Systeme bereits an anderer Stelle kurz erwähnt haben [1]. Eine umfassende Analyse der Möglichkeiten, die digitale Zwillinge im Hinblick auf Batterien in der Elektromobilität bieten, findet sich in der Literatur [2].

Der digitale Zwilling – ein Überblick



Abb. 1: Grundstruktur eines digitalen Zwillings. Bitte beachten Sie, dass in der Anwendung der Informationsaustausch zwischen den verschiedenen Entitäten wesentlich umfangreicher und komplexer sein kann, da die vom Benutzer über den digitalen Zwilling gewonnenen Erkenntnisse in den Betrieb der physischen Entität und des digitalen Zwillings zurückgeführt werden können.

Die Idee des digitalen Zwillings wurde in weiten Teilen in den frühen 2000er Jahren von Michael Grieves und anderen entwickelt. Sie zielt darauf ab, auf der Basis von Echtzeitdaten Echtzeitrepräsentationen von physischen Entitäten zu erstellen, die relevante Eigenschaften widerspiegeln, ohne dass die tatsächliche physische Entität analysiert werden muss. Daher kann der digitale Zwilling als virtuelles Gegenstück einer realen Entität verstanden werden, das deren Zustand und Funktionalität widerspiegelt. Im Jahr 2016 definierten Grieves und Vickers [3] den digitalen Zwilling wie folgt:

„The Digital Twin is a set of virtual information constructs that fully describes a potential or actual physical manufactured product from the micro atomic level to the macro geometrical level. At its optimum, any information that could be obtained from inspecting a physical manufactured product can be obtained from its Digital Twin.“

In deutscher Sprache:

„Der digitale Zwilling ist ein Satz virtueller Informationskonstrukte, die ein potenzielles oder tatsächliches physisches Fertigungsprodukt von der atomaren

Mikroebene bis zur geometrischen Makroebene vollständig beschreibt. Im Optimalfall kann jede Information, die durch die Inspektion eines physisch hergestellten Produkts gewonnen werden kann, aus seinem digitalen Zwilling gewonnen werden.“

Grieves und Vickers unterscheiden zudem zwischen Prototypen und Instanzen des digitalen Zwillings, auf die wir im Folgenden kurz in einem engeren Zusammenhang eingehen werden. Der interessierte Leser kann die vollständige Besprechung in der ursprünglichen Studie [3] nachlesen. Wichtig ist in jedem Fall, zwischen einem digitalen Zwilling und einer einfachen Zusammenstellung der gesammelten Daten zu einer physischen Entität zu unterscheiden. Eine umfassendere Literaturrecherche zeigt, dass verschiedene andere Definitionen von anderen Autoren existieren, die ähnlich sind und typischerweise drei Schlüsselemente umfassen, wie sie in Abbildung 1 dargestellt sind und im Folgenden skizziert werden.

Die physische Entität

Im Zusammenhang des Konzepts des digitalen Zwillings soll eine physische Entität von Interesse durch den digitalen Zwilling wiedergespiegelt werden. Diese

Entität kann beliebige physische Dimensionen und einen beliebigen Grad der Komplexität aufweisen, daher gibt es keine Einschränkungen hinsichtlich der Art der modellierten Entität. Die einzige Voraussetzung ist, dass genügend Daten gesammelt werden, um die Merkmale der widerzuspiegelnden Entität zu beschreiben, d. h., die erfassten Daten müssen mit diesen Merkmalen so korrelieren, dass die gewünschten Informationen abgeleitet werden können. Wenn eine statistisch relevante Anzahl ähnlicher digitaler Zwillinge in einem bestimmten Kontext existiert, können sogar zukünftige physische Entitäten modelliert werden, falls gewünscht.

Der digitale Zwilling

Der digitale Zwilling ist ein Modell einer physischen Entität in der virtuellen Welt. Er erfasst eine oder mehrere relevante Merkmale seines Gegenstücks und spiegelt Informationen, Eigenschaften und Funktionalitäten von Interesse wider. Diese können dann in einem breiten Spektrum von Kontexten genutzt werden, wie im Folgenden beschrieben. Ein digitaler Zwilling ist hier immer die Abstraktion seines realen Gegenstücks, da seine Merkmale nur in einem begrenzten Detailgrad dargestellt werden können. Der Grad der Abstraktion

hängt dabei hauptsächlich von zwei Faktoren ab: der Verfügbarkeit von Daten und dem Zweck des digitalen Zwillings. Während der erste Faktor zwangsläufig Grenzen für den Detailgrad setzt, der mit dem digitalen Zwilling erreicht werden kann, und durch das Sammeln von mehr oder anderen Daten angepasst werden kann, muss der zweite Faktor für jeden Fall sorgfältig bewertet werden. Höhere Abstraktionsgrade sind im Allgemeinen aus Gründen der Einfachheit und Kosteneffizienz vorzuziehen, solange die Abstraktion den beabsichtigten Zweck nicht einschränkt.

Informationsaustausch

Ein weiteres wichtiges Element ist der kontinuierliche Informationsaustausch zwischen der physischen Entität und dem digitalen Zwilling. Um eine wahrheitsgetreue Darstellung zu sein, müssen Änderungen an der physischen Entität im digitalen Zwilling abgebildet und kontinuierlich aktualisiert werden. Zu diesem Zweck wird die physische Entität mit geeigneten Sensoren ausgestattet, um ihre Aktivität und ihren Zustand zu überwachen, sowie mit geeigneten Schnittstellen, um diese Informationen mit dem digitalen Zwilling zu teilen. In einigen Fällen kann die Kommunikation bidirektional sein, um die Erfassung nur der wichtigsten Infor-

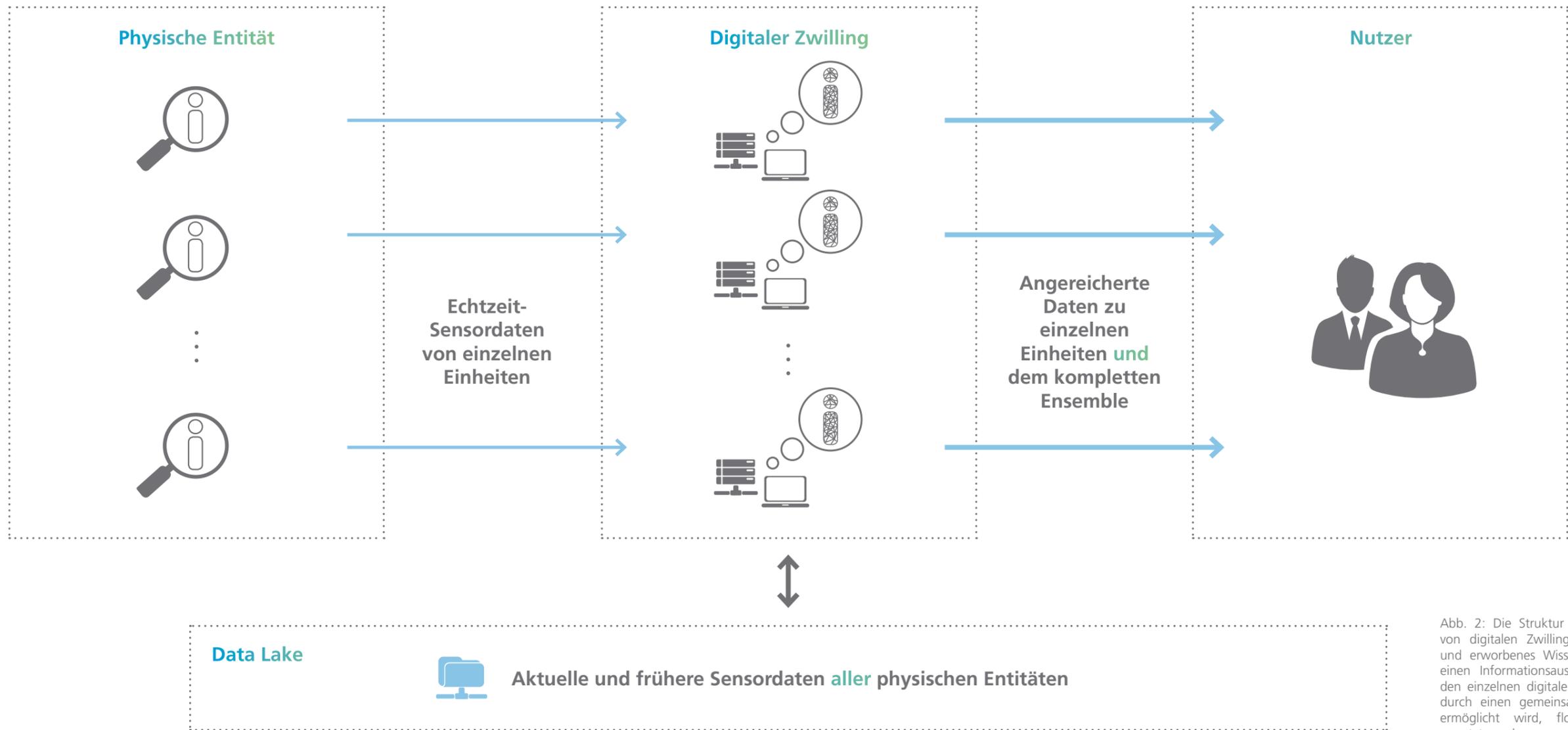


Abb. 2: Die Struktur eines Ensembles von digitalen Zwillingen. Erfahrungen und erworbenes Wissen können über einen Informationsaustausch zwischen den einzelnen digitalen Zwillingen, der durch einen gemeinsamen Data Lake ermöglicht wird, flottenübergreifend genutzt werden.

mationen zu erleichtern, wenn z.B. unter Umständen die Bandbreite ein einschränkender Faktor ist.

Die obige Definition ist skalierbar. Sie deckt beispielsweise die Modellierung einer ganzen Fabrik oder nur eines einzelnen, kleinen Elements in dieser Fabrik ab. Aus Gründen der Übersichtlichkeit beschränkt sich der Umfang der folgenden Diskussion auf Ensembles ähnlicher physischer Entitäten, die jeweils individuell über je einen digitalen Zwilling modelliert werden. Dies könnte zum Beispiel eine Autoflotte sein, bei der jedes Auto durch einen digitalen Zwilling repräsentiert wird. Der Ansatz wird dabei als Werkzeug

verwendet, um zu verstehen, wie ein einzelnes intelligentes und verbundenes Gerät, von dem viele Instanzen existieren, funktioniert, interagiert und sich über seinen gesamten Lebenszyklus hinweg entwickelt (siehe Abbildung 2). In diesem Zusammenhang können wir Domänenwissen, Informationen, die über das gesamte Ensemble ähnlicher physischer Entitäten gesammelt wurden, und historische Informationen, die möglicherweise lange vor der Produktion einer einzelnen physischen Entität aufgezeichnet wurden, nutzen, um noch genauere digitale Zwillinge zu erstellen. In neu entstehenden Technologien, wie dem Internet of Things (IoT) und dem Industrial IoT (IIoT), hat das

Konzept von Ensembles digitaler Zwillinge große Aufmerksamkeit erfahren. Trotz seiner Neuartigkeit wird es aus offensichtlichen Gründen, die über die oben genannten hinausgehen, bereits weithin als wichtiger Weg in die Zukunft anerkannt: In der Industrie 4.0 sind Geräte immer vernetzt, meist mit Sensoren ausgestattet, oft smart und werden meist in Massenproduktion hergestellt. Das Konzept eines digitalen Zwillinges oder Ensembles von digitalen Zwillingen lässt sich daher oft ohne große oder überhaupt ohne Änderungen an der Hardware umsetzen. In diesem Zusammenhang entfaltet der Ansatz auch sein volles Potenzial im Hinblick auf die Modellierung und Planung von Zukunfts-

szenarien. Sobald ein Verständnis für die Funktionsweise eines Ensembles von Entitäten erreicht wurde, kann das entsprechende Modell leicht um zukünftige Entitäten erweitert werden und sich zu einem leistungsfähigen Planungswerkzeug entwickeln.

Bisher haben wir das Konzept eines digitalen Zwillinges und von Ensembles von digitalen Zwillingen definiert. Im folgenden Abschnitt werden wir einen genaueren Blick auf die Anatomie des virtuellen Modells werfen und verschiedene Ansätze vergleichen und gegenüberstellen.

Mathematik, künstliche Intelligenz und digitale Zwillinge

Eine der größten Herausforderungen beim Entwurf eines digitalen Zwillings ist die Entwicklung eines virtuellen Modells, das der Anforderung der jeweiligen Aufgabe entspricht. Das Modell muss die gewünschten Informationen über die jeweilige physische Entität auf der Grundlage der verfügbaren Daten genau ableiten oder zumindest abschätzen, wobei das Modell diese Informationen nicht unbedingt auf direkte Weise wiedergeben muss. Um diese Herausforderung zu verdeutlichen, wollen wir zwei Beispiele betrachten. Betrachten wir zunächst einen Lichtbogenschweißroboter, der in einer Fabrik Metallkomponenten zusammensetzt, sowie seinen digitalen Zwilling. Einer von mehreren Zwecken des digitalen Zwillings ist es, den Produktionsprozess kurz zu unterbrechen, um eine Neukalibrierung durchzuführen, wenn die Temperatur der Schweißelektrode bestimmte Temperaturschwellen unter- oder überschreitet. Dazu wird die Temperatur an der Elektrode kontinuierlich gemessen, an den

digitalen Zwilling übertragen und eine automatisierte Berechnung des digitalen Zwillings löst bei Bedarf eine Wartung aus. Der digitale Zwilling empfängt hier einfach die Temperaturen vom Sensor und ordnet seinen Wert der internen Darstellung der Elektrode zu. In einem zweiten Beispiel wollen wir denselben Schweißroboter in einem etwas anderen Kontext betrachten. Mit der Zeit verschlechtert sich die Elektrode und muss ausgetauscht werden, was der Roboter nach dem Empfang eines entsprechenden Auslösesignals selbstständig durchführen kann. Dieses Auslösesignal wird vom Analysetool empfangen, das den digitalen Zwilling des Roboters nutzt. Anders als im ersten Beispiel kann der Verschleißzustand der Elektrode nicht direkt gemessen werden, sondern muss aus einer Vielzahl von zusammenhängenden Größen, die vom Roboter aufgezeichnet werden, abgeleitet werden. Dazu können Größen wie Temperatur, Luftfeuchtigkeit, Anzahl der geschweißten Verbindungen, Nutzungsrate,

„Das Thema digitaler Zwillinge ist einer der spannendsten aktuellen Technologietrends – interdisziplinär, innovativ und vor allem mit enormem Business Potenzial.“

Dr. Enno Kätelhön

Stromdichten und ähnliche Größen gehören, die auf komplexe Weise mit dem Verschleißzustand der Elektrode verknüpft sind. Im Gegensatz zum ersten Beispiel ist die Erstellung eines Modells wesentlich anspruchsvoller, da sie ein tiefes Verständnis der Physik des Schweißprozesses sowie empirische Daten erfordert.¹

¹Es wird darauf hingewiesen, dass die beiden Beispielprobleme mit klassischen Ansätzen des maschinellen Lernens gelöst werden können. Die Verwendung eines digitalen Zwillinges ist hier lediglich ein Perspektivenwechsel: Anstatt „nur“ eine Funktion zu entwerfen, die die Sensordaten des Roboters interpretiert, um Ereignisse auszulösen, wird eine digitale Kopie des Roboters erstellt und interpretiert. Während in diesen sehr einfachen Beispielen kein Unterschied zwischen den Vorteilen der beiden Ansätze besteht, entfaltet das Konzept des digitalen Zwillinges sein volles Potenzial in komplexeren Szenarien, wie es weiter im Text gezeigt wird.

Für digitale Zwillinge können verschiedene Modelltypen gewählt werden, die alle mit unterschiedlichen Vor- und Nachteilen verbunden sind. Unterschiede gibt es vor allem in Bezug auf die Modellgenauigkeit, die Modelltransparenz und die Komplexität der Entwicklung des Modells. In den folgenden Abschnitten werden drei Modelltypen verglichen und gegenübergestellt: ein rein mathematisches Modell, ein Modell mit künstlicher Intelligenz (KI) und ein Hybridmodell aus beiden.

Mathematische Modellierung

Wenn die zugrunde liegenden Prozesse vollständig in ihrer Kausalität verstanden sind und numerische Lösungen mit vertretbarem Rechenaufwand gefunden werden können, ist die mathematische Modellierung immer die Methode der Wahl. Dabei kann die Abhängigkeit der interessierenden Größen von den verfügbaren Eingangsdaten, die an den digitalen Zwilling übertragen werden, durch eine mathematische Funktion oder einen entsprechenden Computeralgorithmus dargestellt werden. Im Falle des zweiten Beispiels des Schweißroboters wäre dies eine Funktion, die die gemessenen Eingangsgrößen wie Temperatur, Luftfeuchtigkeit usw. entgegennimmt und einen binären Ausgang erzeugt, der anzeigt, ob die Elektrode ausgetauscht werden soll oder nicht.

Ein mathematisches Modell ist im Allgemeinen wünschenswert, da die Ergebnisse zuverlässig sind, in der Regel rechnerisch kostengünstig sind und – was am

wichtigsten ist – die zugrunde liegende Logik verständlich und erklärbar ist. Über den digitalen Zwilling können wichtige Einblicke in Prozesse und weitere Erkenntnisse gewonnen werden. Die Erkenntnisse können später in Forschungs- und Entwicklungsprozesse zurückfließen und eine Grundlage für zukünftige Management- und Strategieentscheidungen bilden. Darüber hinaus benötigen mathematische Modelle in der Regel nur minimale Mengen an Lerndaten, wenn überhaupt. Diese Vorteile haben jedoch ihren Preis: Die Entwicklung mathematischer Modelle ist oft deutlich zeitaufwändiger und je nach Verständnis der zugrunde liegenden Prozesse unter Umständen nicht durchführbar. Außerdem muss ein relativ großer Aufwand betrieben werden, um zu evaluieren, ob ein mathematisches Modell gefunden werden kann.

KI-Modellierung

Bei KI-Modellen handelt es sich um relativ unspezifische Berechnungsmodelle, da ähnliche Modelle oft erfolgreich auf ein sehr breites Spektrum von Problemen angewendet werden können. Wichtig ist, dass die zugrunde liegende Mathematik oder Physik des Problems nicht im Voraus verstanden werden muss, da sich das Modell dynamisch an die zu modellierenden Daten anpasst und seine internen Parameter entsprechend und automatisch anpasst. Auf diese Weise kann ein Algorithmus gefunden werden, der – ähnlich wie beim mathematischen Ansatz – Eingabeparameter mit den unbekanntem interessierenden Ausgabeparametern verknüpft. Im Gegensatz zum mathematischen Ansatz weist dieser Algorithmus jedoch eine erhebliche Anzahl von Parametern auf, die über Lernprozesse ermittelt werden, bei denen die Parameter an große Mengen von Lerndaten angepasst werden.²

²Wir betonen, dass KI-Modelle technisch gesehen eine Gruppe von mathematischen Modellen sind. Der Begriff KI wird in der Literatur und in den Medien oft ungenau verwendet und wir versuchen hier, ihn so zu verwenden, wie er am häufigsten interpretiert wird: Mathematische Modelle basieren auf vorher festgelegten Regeln, während KI-Modelle große Datenmengen analysieren, um Regeln für ein bestimmtes Problem zu extrahieren.

In vielen, wenn nicht den meisten Rechenmodellen, die heute für kommerzielle Anwendungen gebaut werden, spielt KI eine zentrale Rolle. Während die Gründe für diesen weit verbreiteten Einsatz vielfältig sind, gibt es einige wichtige Vorteile, die für viele Anwender sicherlich von großer Bedeutung sind: KI-Modelle sind

in der Regel wesentlich kostengünstiger in der Entwicklung und im Betrieb als mathematische Modelle, da sie allgemein innerhalb gewisser Grenzen ohne tiefes Domänenwissen anwendbar sind, vielseitig einsetzbar sind und sich dynamisch an veränderte Gegebenheiten anpassen. Außerdem haben KI-Modelle die Tendenz, bei großen Datenmengen, die heutzutage kostengünstig zu speichern und zu sammeln sind und oft leicht verfügbar sind, an Genauigkeit zuzunehmen. Allerdings sind die meisten KI-Modelle eher „Blackboxes“, d. h., die Entscheidungsgrundlagen bleiben oft im Dunkeln und „gelernte“ Ergebnisse können nicht über die von der KI getroffene Vorhersage hinaus verwertet werden³. Diese Intransparenz der Entscheidungsfindung behindert die Ableitung von Forschungs- und Entwicklungserkenntnissen sowie den Input für Management- und Strategieentscheidungen. Je nach Anwendung, und nur in seltenen Fällen, kann diese Intransparenz der Entscheidungsfindung zu ethischen Fragen führen, so dass der Einsatz einiger Arten von KI-Modellen dann nicht möglich ist.

³Es wird darauf hingewiesen, dass nicht alle Algorithmen aus maschinellem Lernen und KI Blackbox-Ansätze sind. Man kann beispielsweise an einen klassischen Entscheidungsbaum denken, der direkt lesbar und interpretierbar ist. Die meisten Algorithmen, die heute verwendet werden, sind jedoch deutlich schwieriger zu interpretieren, da die Modellkomplexität hoch ist, ebenso wie die Anzahl der internen Modellparameter, die beim Trainieren des Modells angepasst werden. Zu den Algorithmen, bei denen das Grundprinzip, wie die Modellergebnisse erzielt werden, nur schwer oder derzeit gar nicht extrahiert werden kann, gehören viele Deep Learning-, Boosting- und Ensemble-Ansätze.

Mathematik- und KI-Hybridmodellierung

Die beiden oben genannten Modelltypen können zu einem Mathematik- und KI-Hybrid kombiniert werden. Zunächst wird hier ein mathematisches Modell entwickelt, um das Wesen der zugrunde liegenden Prozesse zu erfassen, ohne den Anspruch zu haben, das System exakt zu beschreiben. Das Ziel ist vielmehr, das vorhandene Domänenwissen zu nutzen, um ein mathematisches Modell zu erstellen, das innerhalb der zeitlichen und finanziellen Grenzen der Entwicklung so genau wie möglich ist. In einem zweiten Schritt wird dieses mathematische Modell durch KI erweitert. Dazu gibt es verschiedene Möglichkeiten. Eine davon ist, das mathematische KI-Modell zu parametrieren und die KI die Abweichung zwischen dem Ergebnis des mathematischen Modells und dem exakten Ergeb-

nis vorherzusagen zu lassen [4]. Eine andere Möglichkeit ist die Verwendung des mathematischen Modells für das erweiterte Feature Engineering. Unabhängig von dem verfolgten Ansatz wird ein hybrides Modell entwickelt, das genau die gleichen Aufgaben erfüllt wie die beiden oben genannten Ansätze, d. h. das mathematische und das KI-Modell: Die Bestimmung oder Schätzung der interessierenden Größen auf der Basis der Eingangsdaten, die von der physischen Entität an den digitalen Zwilling übermittelt werden.

Hybride Modelle vereinen die Vorteile, die rein mathematische und KI-Modelle bieten. Im Vergleich zu einem reinen KI-Ansatz zeichnen sie sich durch Transparenz aus, da das mathematische Modell und seine Parameter zugänglich sind und rationalisiert werden können, häufig durch die Rechenleistung und die zum Trainieren des Modells erforderliche Datenmenge. Der Wartungsaufwand ist vergleichbar mit einem reinen KI-Ansatz, wenn die im mathematischen Modell getroffenen Annahmen gültig bleiben. Die Anfangskosten sind jedoch leicht erhöht, da Zeit und Arbeit für die Entwicklung des mathematischen Modells aufgewendet werden müssen.

Eine Veranschaulichung der drei verschiedenen Ansätze wird in Abbildung 3 gezeigt.

In diesem Abschnitt wird das Konzept des digitalen Zwillinges aus methodischer Sicht näher erläutert. Wir haben uns mit verschiedenen Ansätzen zu seiner Implementierung befasst, und es wurden verschiedene Arten von Modellen verglichen und gegenübergestellt. Im Folgenden wird diese Diskussion erweitert und das Konzept des digitalen Zwillinges in einer typischen Geschäftsumgebung implementiert.

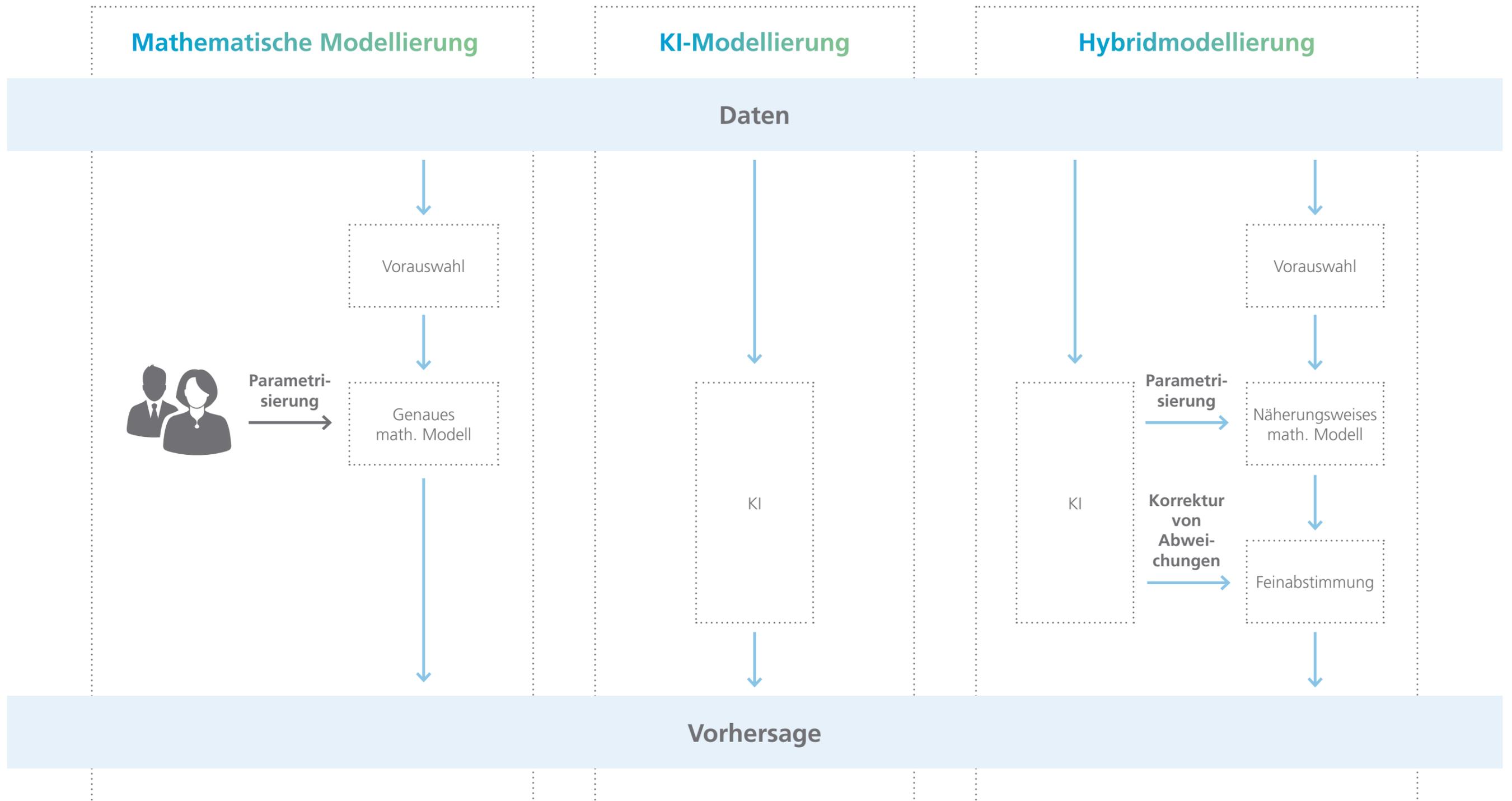


Abb. 3: Vergleich zwischen einem mathematischen, einem KI- und einem hybriden Modellierungsansatz. Beachten Sie, dass der dargestellte hybride Ansatz beispielhaft gewählt ist und es zahlreiche andere Möglichkeiten gibt, ein hybrides Modell zu erstellen. Zu den typischen anderen Ansätzen gehört die Verwendung des mathematischen Modells für das erweiterte Feature Engineering.

Entwicklung erfolgreicher digitaler Zwillinge

Wir haben bereits gesehen, dass die Idee der digitalen Zwillinge auf Wissen und Daten aufbaut, die beide entscheidend für den Erfolg der Implementierung des Konzepts sind. Je tiefer das Verständnis der zugrunde liegenden Prozesse ist und je mehr Daten zur Verfügung stehen, desto genauer, nützlicher und letztendlich auch finanziell vorteilhafter wird die Implementierung sein. Während eine Reihe von Faktoren den Erfolg von Anwendungsfällen beeinflussen, möchten wir die Aufmerksamkeit zunächst auf die Daten lenken, die genutzt werden können, bevor wir ganz kurz einen einzigartigen End-to-End-Implementierungsansatz vorstellen, der von MHP entwickelt wurde.

Ein individueller digitaler Zwilling, d.h. ein digitaler Zwilling, der Informationen mit einer einzelnen physischen Entität austauscht, um deren Eigenschaften und Zustand widerzuspiegeln, kann eine erhebliche Menge an Informationen nutzen. Die Entwicklung des Modells kann auf Domänenwissen, empirischen Daten früherer ähnlicher Anwendungsfälle und anderen verfügbaren Daten beruhen, die von wissenschaftlichen Gemeinschaften zur Verfügung gestellt oder aus Proof-of-Concept-Projekten gewonnen werden. Darüber hinaus und als grundlegende Komponente jeder Implementierung eines digitalen Zwillings wird das Modell Sensordaten nutzen, die von der abzubildenden physischen Entität gesammelt und übertragen werden. Aus diesem Grund gewinnen bei MHP KI-gesteuerte digitale Zwillinge in Bereichen wie der IIoT-Transformation

zunehmend an Bedeutung, wo sie als eine spezifische Use Case-Kategorie klassifiziert werden.

In Ensembles von digitalen Zwillingen sind die Möglichkeiten zur Nutzung von Wissen und Daten noch größer und beziehen vor allem Erfahrungen mit früheren Instanzen digitaler Zwillinge ein. Wenn eine statistisch relevante Anzahl von physischen Entitäten zusammen mit entsprechenden digitalen Zwillingen bereits im Einsatz ist und weitere Instanzen eingesetzt werden sollen, kann das zuvor gesammelte Wissen genutzt werden, um die Bedingungen der digitalen Zwillinge der hinzukommenden Instanzen zu bestimmen. Dies kann z.B. durch die Ermittlung eines statistischen Mittelwerts der zuvor eingesetzten Modelle, durch eine Clusterung der früheren Instanzen und die Bestimmung der Clusterzugehörigkeit der zukünftigen Instanzen oder durch komplexere Ansätze erreicht werden. Um die herausfordernden Implementierungsprozesse zu bewältigen, hat MHP die einzigartige und gut etablierte AIDev-Methodik entwickelt, die die Erfahrungen nutzt, die MHP in zahlreichen KI- und Data-Science-Projekten über viele Jahre hinweg gesammelt hat. Sie zeichnet sich durch Schlankheit und Agilität aus und wurde entwickelt, um die Kosten bei der Identifizierung von Use Cases und deren Evaluierung zu minimieren. Gleichzeitig wurde der Prozess der Implementierung von Algorithmen in eine produktive Umgebung mit maximaler Effizienz optimiert.

„Die umfangreichen Möglichkeiten digitaler Zwillinge werden nur dann Realität, wenn sie anerkannt und verstanden werden, sodass Rahmenbedingungen für eine geregelte und sichere Datenverfügbarkeit geschaffen werden können.“

Dr. William Cobbah



Chancen und ein Blick in die Zukunft

In Anbetracht der in der Einleitung genannten Herausforderungen und der dann aufgezeigten umfassenden Möglichkeiten muss das Potenzial der digitalen Zwillinge nicht weiter hervorgehoben werden. Es ist jedoch wichtig zu beachten, dass diese Möglichkeiten mit der Komplexität der zu lösenden Aufgaben ebenfalls komplexer werden.

Über die oben besprochenen, eher praktischen Beispiele hinaus wollen wir als ein in die nahe Zukunft weisendes Beispiel die komplexen Interaktionen einer Smart City betrachten. Durch die Nutzung des Potenzials von Ensembles digitaler Zwillinge in einer Repräsentation aller physischen Entitäten, die in einem Stromnetz vorhanden sind, wird es möglich sein, den Energieverbrauch mit einem erstaunlichen Grad an Genauigkeit zu simulieren und vorherzusagen, da eine große Anzahl digitaler Zwillinge voneinander lernen und ihre Leistung verbessern kann. Analog dazu können Herausforderungen im Bereich Verkehr und Umwelt durch die Verwendung derselben Ensembles digitaler Zwillinge und deren Erweiterungen gelöst werden, die sich möglicherweise irgendwann zu einem digitalen Zwilling von Teilbereichen der Smart City weiterentwickeln. Ähnliche Möglichkeiten können in der Industrie identifiziert werden. So ist beispielsweise in der Fertigung absehbar, dass integrierte Lieferketten die Idee von Ensembles digi-

taler Zwillinge nutzen werden, um Modelle von Lieferanten und deren Interaktionen zu erstellen. Auf der erforderlichen Abstraktionsebene wird die Simulation von Lieferengpässen, die durch einzelne spezifische Entitäten verursacht werden, beispielsweise Risikodaten von Lieferanten basierend auf dem Standort in die Repräsentationen der Entitäten innerhalb des Liefernetzwerks einbeziehen.

All dies ist nur möglich, wenn es gelingt, digitale Zwillinge und deren Ensembles zu generalisieren, zu modularisieren und zu standardisieren. Dies ermöglicht solche groß angelegten virtuellen Repräsentationen, die die Simulation und Analyse von Zukunftsszenarien erlauben, damit die physische Welt von den negativen Auswirkungen der wachsenden Komplexität verschont bleibt. Es ist klar, dass diese Vision weit über das Konzept von Ensembles ähnlicher Entitäten hinausgeht, aber im Bereich des Möglichen liegt. Das Potenzial für abstrakte virtuelle Repräsentationen zu Modellierungszwecken ist wirklich atemberaubend.

Visionen der Nutzung der oben genannten umfangreichen Möglichkeiten werden nur dann Realität werden, wenn die Vorteile digitaler Zwillinge breiter anerkannt und verstanden werden und Rahmenbedingungen für eine geregelte und sichere Verfügbarkeit von Daten geschaffen werden.

Quellen

- [1] J. Janezko, „Quality Management of Complex Systems“, MHP AldeaBook 2019, Seite 19-22.
- [2] K. Schubert, M. Schütten, M. Baumann, L. Hinrichs, A. Maheswari, „Der digitale Zwilling als Schlüssel zur ganzheitlichen Optimierung des Lademanagements in der Elektromobilität“ in H. Proff (Hrsg.) „Neue Dimensionen der Mobilität – Technische und betriebswirtschaftliche Aspekte“, Springer, 2020, Seite 195-210.
- [3] M. Grieves und J. Vickers, „Digital Twin: Mitigating unpredictable, undesirable emergent behavior in Complex Systems“ in F.-J. Kahlen, S. Flumerfelt und A. Alves (Herausgeber) „Transdisciplinary perspectives on system complexity – new findings and approaches“, Springer, 2017, Seite 85-114.
- [4] T. Giese, S. Franz, W. Cobbah, „Automation of Production Planning Enhanced by AI“, MHP AldeaBook 2019, Seite 24-29.

Herausgeber

MHP Management- und IT-Beratung GmbH

MHP ist eine weltweit agierende und führende Management- und IT-Beratung. Wir entwickeln wegweisende Mobility- und Manufacturing-Lösungen für internationale Konzerne, gestandene Mittelständler und disruptive Start-ups. Als Premium-Business- und Technologiepartner gestalten wir bereits heute die digitale Zukunft von morgen.

Unser Beratungsansatz ist einzigartig: Wir verbinden ganzheitliche IT- und Technology-Expertise mit tiefgreifendem Management-Know-how. Damit ist MHP der ideale Partner für einen erfolgreichen Digital-Turn. Als Digitalisierungsexperte liefern wir auf Basis von fundierten Analysen innovative Strategien, um Veränderungsprozesse in nachhaltigen Erfolg zu verwandeln.

Mit über 3.000 Mitarbeitern treiben wir weltweit an 20 Standorten den digitalen Fortschritt voran – gemeinsam mit über 300 Kunden. Und das mit Excellence auf allen Ebenen. **MHP: DRIVEN BY EXCELLENCE**

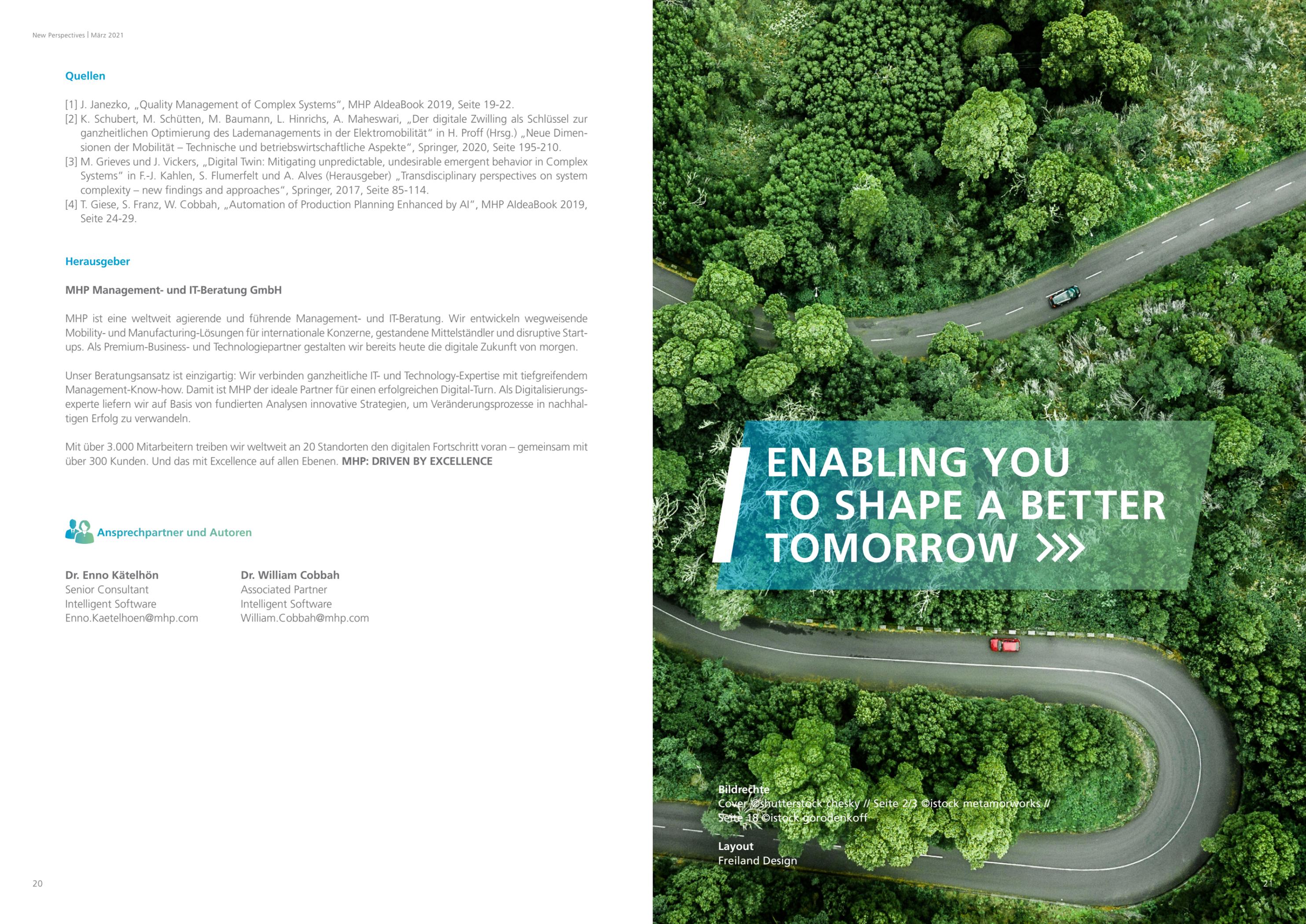
Ansprechpartner und Autoren

Dr. Enno Kätelhön

Senior Consultant
Intelligent Software
Enno.Kaetelhoe@mhp.com

Dr. William Cobbah

Associated Partner
Intelligent Software
William.Cobbah@mhp.com



**ENABLING YOU
TO SHAPE A BETTER
TOMORROW >>>**

Bildrechte

Cover ©shutterstock chesky // Seite 2/3 ©istock metamorworks //
Seite 18 ©istock gorodenkoff

Layout

Freiland Design

MHP: DRIVEN BY EXCELLENCE

20 MHP Offices in Germany, England, USA, China,
Romania, Czech Republic, Austria, Israel, and Hungary.



Germany

Ludwigsburg
(Headquarters)
Berlin
Essen
Frankfurt a. M.
Ingolstadt
Munich
Nuremberg
Wolfsburg

International

Atlanta (USA)
Reading (England)
Cluj-Napoca (Romania)
Timișoara (Romania)
Prague (Czech Republic)
Shanghai (China)
Zell am See (Austria)
Tel Aviv (Israel)
Budapest (Hungary)