Die hochgradige Digitalisierung aller Prozesse ist erforderlich

Künstliche Intelligenz für die Gebäudehülle

„Artificial Intelligence“ (AI) oder „Künstliche Intelligenz“ (KI) ist vermutlich der Begriff, der heutzutage für die angeregtesten Diskussionen in Unternehmen von Tech-Branchen, Universitäten und Start-Ups, aber auch in Low-Tech Unternehmen mit einem geringen Digitalisierungsgrad sorgt. KI ist eine rasant wachsende Technologie, die mittlerweile in nahezu allen Branchen weltweit Einzug hält und von der man sich eine neue Revolution verspricht. Sowohl in der Tech-Industrie als auch in sozialen, juristischen, medizinischen sowie vielen weiteren Disziplinen. Betrachtet man das Bauwesen, so weist diese Branche die niedrigste Digitalisierungsrate auf.
Dieser Artikel gibt einen Überblick über KI und ihre Bestandteile und geht speziell auf bereits umgesetzte KI-Anwendungen sowie potenzielle Anwendungen der KI im Bereich der Gebäudehülle ein.

| Michael A. Kraus, Michael Drass

Alle innovativen Unternehmen aus der gesamten Baubranche sind aufgefordert, erste Anwendungen von KI im Bereich der Gebäudehülle und des Glas- und Fassadenbaus möglich zu machen.

Jörg Hackemann/fotolia

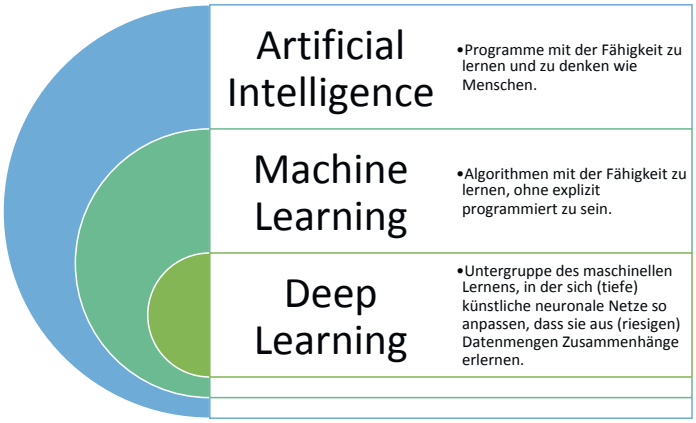

Abb. 1: Übersicht zu Artificial Intelligence, Machine Learning und Deep Learning
M&M UG

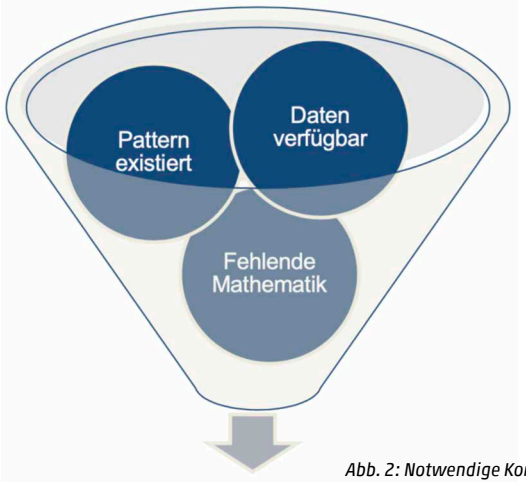

Abb. 2: Notwendige Komponenten zur erfolgreichen Anwendung von AI
M&M UG

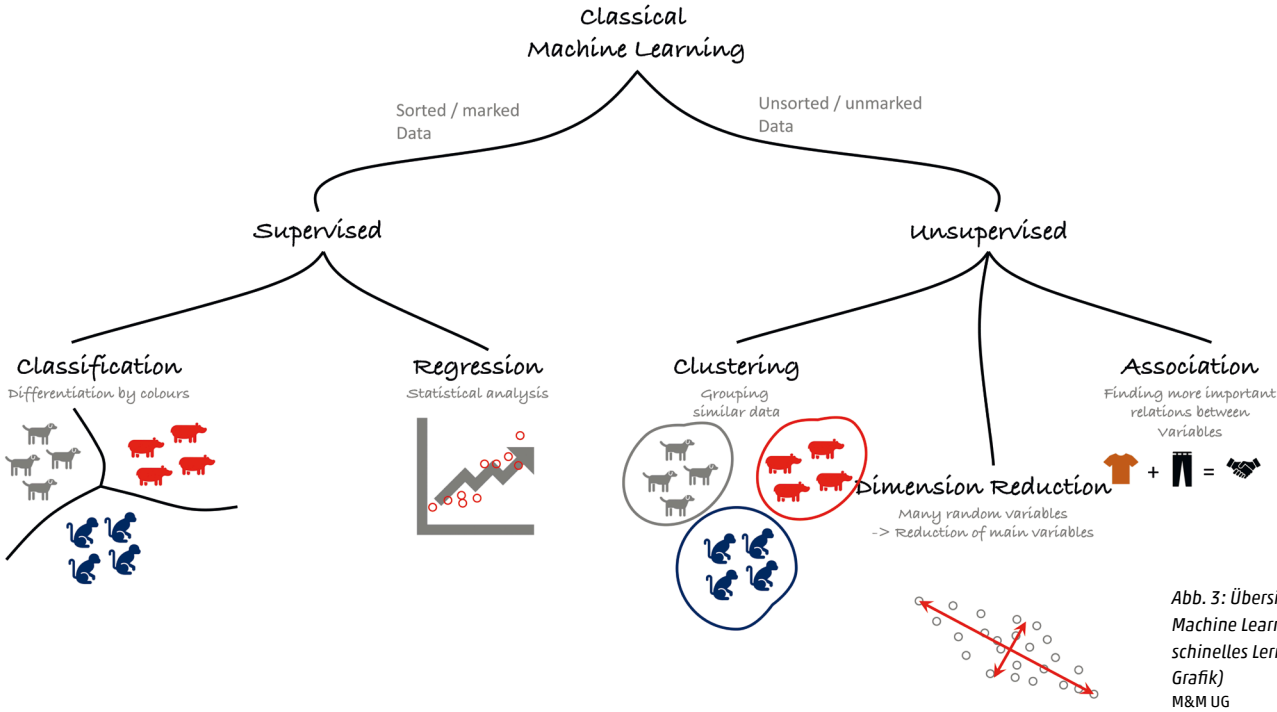

Abb. 3: Übersicht zu Machine Learning/Maschinelles Lernen (eigene Grafik)
M&M UG

Neue Technologien werden infolge der langen Lebensdauer von Baustrukturen und den damit verbundenen Vorbehalten vor Risiken durch neue Methoden nur zögerlich eingeführt. Führt man sich vor Augen, dass ca. 7 % aller Erwerbstätigen weltweit im Bausektor arbeiten, besteht ein erhebliches Marktpotenzial im Bereich der Digitalisierung sowie insbesondere in der Entwicklung und dem Transfer von neuen Ansätzen aus der Künstlichen Intelligenz in dieser Branche.

Was sind Künstliche Intelligenz, Machine Learning und Deep Learning?

Gemeinhin dominiert eine vor allem populärwissenschaftlich-unpräzise Sprache rund um die Themen Künstliche Intelligenz (KI), Machine Learning/Maschinelles Lernen (ML) und Deep Learning/Tiefes Lernen (DL). Obwohl alle drei Begriffe häufig im allgemeinen Sprachgebrauch als Synonym verwendet werden, definieren diese streng genommen nicht die gleichen Inhalte.

In *Abbildung 1* sind alle drei Grundbegriffe aufgeschlüsselt. Es wird deutlich, dass KI der Überbegriff für alle Entwicklungen im Bereich der künstlichen Intelligenz ist. Demzufolge ist KI ein übergeordnetes Konzept, das im Jahr 1956 auf einer Konferenz an der Dartmouth Universität erstmals vorgestellt wurde. Kernidee der KI ist, dass ein technisches System eine gestellte Aufgabe aufgrund von Erfahrung (i. d. R. Daten des entsprechenden Problems) zu lösen lernt, ohne dass die

Lösung a priori von einem Menschen explizit programmiert worden ist.

Machine Learning/Maschinelles Lernen ist eine Unterform der KI. Sie ermöglicht Systemen, aus vorgegebenen Daten zu lernen und nicht durch explizite Programmierung Handlungen, Befehle oder Entscheidungen auszuführen bzw. zu treffen. Um maschinelles Lernen anwenden zu können, bedarf es drei wesentlicher Parameter (vgl. *Abbildung 2*):

› (große) Menge an verfügbaren Daten
› eine Struktur (Pattern) in den Daten
› ein fehlendes mathematisches Modell für die Daten,

welche entweder mit Label (Supervised Learning) oder ohne Label (Unsupervised Learning) vorliegen.

Ziel eines ML-Algorithmus ist es, Wissen (Zusammenhänge) aus Erfahrungen (den Daten) zu generieren. Allerdings ist dabei Grundvoraussetzung, dass sich die aus den Daten gewonnenen Erkenntnisse verallgemeinern lassen und für neue Problemlösungen, für die Analyse von bisher unbekannten Daten oder die Vorhersage über nicht gemessene Daten (Vorhersage/Prädiktion) verwendet werden können. Eine Übersicht zu den Untergruppen des maschinellen Lernens ist in *Abbildung 3* dargestellt.

Für Machine Learning lassen sich zwei unterschiedliche Hauptaufgabentypen unterscheiden, die im Folgenden umrissen werden. Während beim überwachten Lernen (Supervised Learning) ein prädiktives Modell basierend auf sowohl Einfluss- als auch Antwortvariablen entwickelt werden soll (gelabelte Daten), wird beim unüberwachten Lernen (Unsupervised Learning) ein Modell nur aufgrund der Einflussvariablen (ungelabelte Daten) trainiert (Clustering/Dimensionsreduktion).
Das Unsupervised Learning stellt eine größere Herausforderung an den Machine-Learning(ML)-Ingenieur dar, da nur aufgrund der Algorithmen versucht wird, Strukturen in Daten zu finden und diese zu clustern, ohne dass ein Mensch darauf Einfluss nimmt.

Beim überwachten Lernen wird im Allgemeinen zwischen Klassifizierungs- und Regressionsproblemen unterschieden. Während bei Erstgenanntem die Antwortvariablen nur diskrete Werte annehmen können, liegen die Antwortvariablen bei Regressionsproblemen kontinuierlich vor. Der allgemeingültige Ablauf des Lernprozesses ist in *Abbildung 4* dargestellt und ist für Ingenieurwissenschaftler ein vertrautes Vorgehen bei der Lösung von technischen Fragestellungen [1].

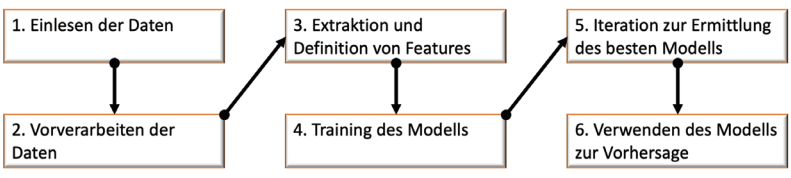

Abb. 4: Lernprozess für das maschinelle Lernen (eigene Grafik)
M&M UG

In *Abbildung 4* ist der ML-Workflow dargestellt. Bei der Verwendung von ML-Techniken müssen die folgenden Schritte durchgeführt werden:

› Einlesen und Beurteilung der Daten (ggf. durch Visualisierungen etc.),
› Vorverarbeitung der Daten und Merkmalsextraktion (feature selection),
› Entwicklung prädiktiver Modelle basierend auf den abgeleiteten bzw. ausgewählten Merkmalen (features) und vorverarbeiteten Daten,
› Aufbau und Training des Modells,
› Optimierung des Modells,
› Bereitstellung des Modells in seiner Anwendung.

In diesem Beitrag soll kurz auf Schritt 2 (Feature-Extraktion) eingegangen werden, da dies einerseits die Schnittstelle der KI/ML zum Ingenieurwesen darstellt und andererseits die Aussage- und Vorhersagequalität des Modells wesentlich beeinflusst. Die Anzahl der Merkmale, die aus den Daten abgeleitet werden können, ist theoretisch unbegrenzt, jedoch werden einige Techniken häufig für unterschiedliche Arten von Daten verwendet. So besteht beispielsweise die Aufgabe der Feature-Auswahl darin, gewisse Signaleigenschaften aus z. B. Sensorrohdaten zu extrahieren, um übergeordnete Informationen zu erzeugen. Feature-Extraktionstechniken in diesem Zusammenhang sind: die Erkennung von Peaks, die Extraktion von Frequenzinhalten durch Fourier-Transformation, die Identifizierung von Signaltrends durch Summenstatistiken (Mittelwert und Standardabweichung zu verschiedenen experimentellen Zeiten) etc.

Eine Anwendung des maschinellen Lernens ist aus den Vorlesungen zur höheren Mathematik bekannt: Definitionsgemäß gehört jede Regression zur Klasse des „supervised learnings" (überwachten Lernens), das ML allerdings kennt neben der Kleinste-Fehler-Quadrate-Lösung viele weitere Formulierungen des Regressionsproblems, welche über die allseits bekannten Lösungsverfahren für die Regression hinausgehen.

Beim Deep Learning nutzt man sog. künstliche neuronale Netze, um vor allem nichtlineare Muster und Zusammenhänge in Daten zu erkennen oder zu approximieren. Ein künstliches neuronales Netz basiert auf einer Ansammlung verbundener Knoten, welche dem menschlichen Gehirn ähneln (siehe *Abbildung 5*). Aufgrund ihrer Fähigkeit,

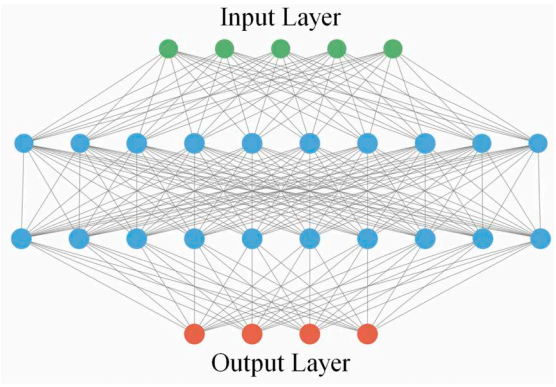

Abb. 5: Künstliches neuronales Netz mit einem Input-Layer (grün), zwei Hidden Layers (blau) und einem Output-Layer (rot), (eigene Grafik)
M&M UG

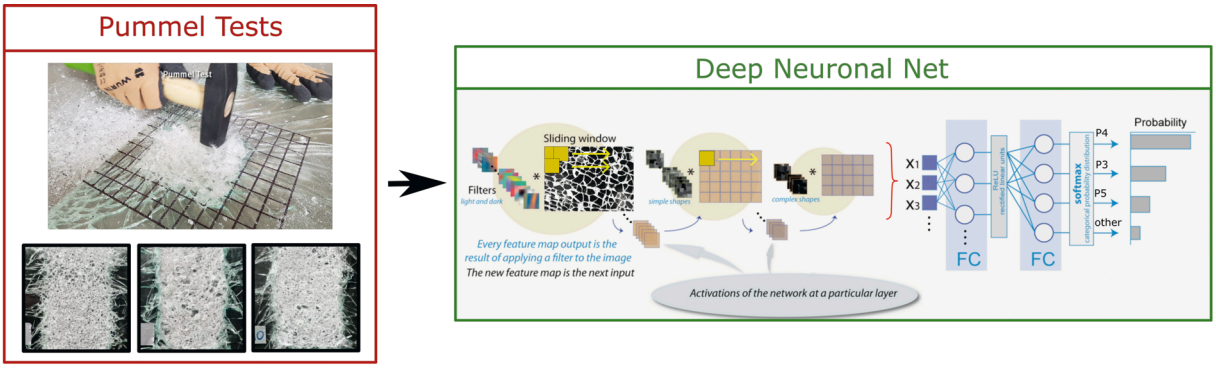

Abb. 6: Schematischer Arbeitsablauf für die KI-gestützte Durchführung und Auswertung des Pummel-Tests.
M&M UG

nichtlineare Prozesse reproduzieren und modellieren zu können, haben künstliche neuronale Netze in vielen Bereichen Anwendung gefunden. Diese sind unter anderem Systemidentifikation und -steuerung (Fahrzeugsteuerung, Prozesssteuerung), Mustererkennung (Radarsysteme, Gesichtserkennung, Signalklassifizierung, 3D-Rekonstruktion, Objekterkennung und mehr), Sequenzerkennung (Gesten-, Sprach-, Handschrift- und Texterkennung), medizinische Diagnose, Social Network Filtering und E-Mail-Spamfilterung.

Ein neuronales Netz besteht dabei immer aus einem Eingangs-/Input Layer (grün), mindestens einem versteckten/Hidden Layer (blau) sowie einem Ausgabe-/Output Layer (rot). Die einzelnen Knoten sind pro aufeinanderfolgende Layers mathematisch über sog. Aktivierungsfunktionen miteinander verbunden. Sind mindestens drei hidden Layer vorhanden, so spricht man von tiefen/deep neuronalen Netzen. Neuronale Netze zur Bildverarbeitung unterscheiden sich von neuronalen Netzen zur Regression durch abweichende Aktivierungsfunktionen. Im Allgemeinen gibt es eine Vielzahl von Architekturen für tiefe neuronale Netze, welche jeweils Vor- und Nachteile aufweisen [2].

KI in der Glasveredelung, dem konstruktiven Fassadenbau und der Gebäudehülle

Der Glas- und Fassadenbau ist im Bereich der industriellen Herstellung und Weiterverarbeitung von Gläsern hochgradig technologisiert. Glas ist ein spröder Werkstoff und Minderqualitäten in der Verarbeitung können zu fatalen Ereignissen in dessen Montage, Bau und/oder im Betrieb führen. Demzufolge werden hochpräzise Maschinen für die Glasverarbeitung eingesetzt, um den spröden Werkstoff derart zu veredeln, dass er höchste Qualitäten aufweist. Angefangen beim Waschen der Gläser über das Schneiden und Brechen, das thermische/chemische Vorpannen bis zur Lamination zu einem Verbund- oder Verbundsicherheitsglas. Die Maschinentechnik für die Glasveredelung wird ständig verbessert und kundenspezifisch optimiert. Hier können aufgrund des hohen Digitalisierungsgrads KI-Technologien einfach angebunden und für eine schnellere und systematischere Verbesserung der Produktion und Herstellung eingesetzt werden. Prozessparameter können auf einfache Weise infolge vorhandener Daten (ggf. in Echtzeit) optimiert werden, was den Produktionsablauf verbessert. Zusätzlich können mit Hilfe von In-Line-Scannern weitere Daten hinsichtlich der werkseigenen Produktionskontrolle verwendet werden, um so eine valide und quantitative Kategorisierung von neuen Bauprodukten zu schaffen. Die Idee liegt in der In-Line Beobachtung von Mustern im Glas wie Nickel-Sulfid-Einschlüsse, Schnittkanten bzw. gebrochene Glaskanten, und der Möglichkeit, daraus quantitative Aussagen hinsichtlich Bruchfestigkeiten abzuleiten, ohne diese experimentell zu testen.

Die Automatisierung in der Fertigung und insbesondere die Bauvorschriften verlangen eine Automatisierung der Materialqualitätsprüfung mit wenig menschlichem Eingriff, um die Wiederholbarkeit und Objektivität des Prüfprozesses zu gewährleisten. Das Ziel ist es, eine über dem menschlichen Niveau liegende Genauigkeit bei der Qualitätsprüfung auf der Grundlage der Automatisierung zu erreichen. Daher ist dies ein potenzielles Anwendungsgebiet der KI und besonders des Deep Learnings. Hier ist die Qualitätsprüfung häufig mit einer Sichtprüfung und Dokumentation verbunden, bei der man die Stärken von neuronalen Netzen anwenden kann. Der Inspektionsprozess erfolgt typischerweise nach der Herstellung des Produkts. In diesem Zusammenhang sind also technologische Lösungen vorzugsweise aus einer Kombination von KI und Computer-Vision-basierender Methoden zur Automatisierung der Qualitätsprüfung bei gleichzeitiger Minimierung des menschlichen Eingriffs zu entwickeln.

Traditionelle bildbasierte Methoden müssen Bildmerkmale mit Hilfe komplexer Bildvorverarbeitungstechniken extrahieren, was schwierig wird, wenn die verfügbaren Bilder durch verschiedene Arten von Rauschen aufgrund stark variierender realer Situationen wie dünne Risse, raue Oberfläche, Schatten usw. verfälscht werden. Zur Bewältigung dieser Herausforderungen wird von den Autoren momentan zusammen mit einem Industriepartner eine bildbasierte Risserkennungsmethode unter Verwendung tiefer neuronaler Faltungsnetze für den Fall der Automatisierung der Auswertung des sogenannten Pummel-Tests entwickelt. Eine schematische Skizze des Arbeitsablaufs der KI-basierten automatisierten Pummel-Inspektionsmethode ist in *Abbildung 6* dargestellt. Der Pummel-Test selbst ist ein

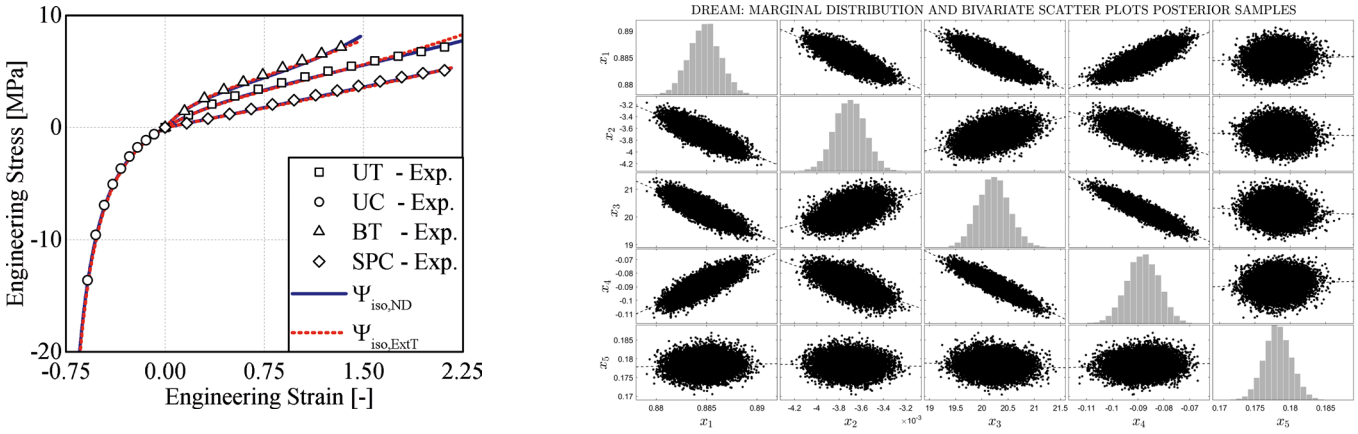

Abb. 7: Ergebnisse der Materialmodellkalibrierung für Tssa-Silikon anhand diverser Experimente: (links) Ergebnisse der Materialantworten (Parameter-Mittelwerte) von Tssa, welches mithilfe von Bayes'schem Supervised Learning erhalten wurde (rechts) uni- und bivariate Verteilungen der Parameter des Helmholtz-Potenzials für Tssa; dabei ist: UT = einachsige Zugversuche, UC = einachsige Druckversuche, BT = biaxiale Zugversuche, SPC = Shear-Pancake-Test
M&M UG

Test zur Quantifizierung des Grads der Haftung von Glas an der polymeren Zwischenschicht innerhalb eines Verbundglases. Der Pummel-Test liefert somit einen Indikator für die Qualität und Sicherheit von Verbundglas. Für den Pummel-Test wird ein Verbundglas, bestehend aus zwei Floatglasplatten mit einer maximalen Dicke von 2 x 4 mm auf einer geneigten Metallbasis mit einem Hammer zu einem Pummel verarbeitet. Das zerstörte Glas wird derzeit durch eine visuelle Inspektion von einem Menschen beurteilt. Die Adhäsions-Ebene wird in Pummelwerte von 0 bis 10 klassifiziert pro freiliegender Zwischenschichtfläche oder anhaftenden Glassplittern, wobei höhere Werte eine bessere Haftung beschreiben. Erweiterungen der vorhandenen Bewertungsmethodik auf die Risserkennung in Stahl- und Massivbaukonstruktionen (z. B. innerhalb einer Bauwerksinspektion) oder die Einbindung dieser Techniken in Anwendungen auf Basis von Datenbrillen (Augmented Reality) sind hier leicht möglich und werden von den Autoren derzeit weiter elaboriert [3].

Gerade im Glas- und Fassadenbau kommen vielfältige, spezielle Polymere zum Einsatz, deren Konstitutivmodellierung sich jedoch aufgrund ihrer komplexen Thermomechanik deutlich komplizierter als etablierte Baustoffe wie Stahl, Beton oder auch Glas darstellt. Seit gut zehn Jahren liefern mannigfaltige experimentelle und methodische Arbeiten die Grundlagen für ein ingenieurtechnisch verbessertes Verständnis des Material- und Tragverhaltens dieser Werkstoffe [1, 4-7], wobei die aktuellsten Methoden höchste Anforderungen an den Ingenieur und die ihm zur Verfügung stehenden Werkzeuge wie Finite-Elemente-Software stellen. Eine KI-unterstützte Modellierung der technischen Eigenschaften dieser Werkstoffe ist eine der aktuellsten Entwicklungen im Bereich der Forschung und wird von den Autoren aktuell bearbeitet. Hierbei nutzt man die (oftmals durch die Zulassungsverfahren bereits erhobenen) großen Datenmengen zur Charakterisierung des Werkstoffs unter quasi-statischen, gealterten und zyklisch-ermüdeten Randbedingungen und kalibriert ein KI-basiertes Konstitutivmodel, statt der bekannten phänomenologischen Materialmodelle.

Beispielhaft wird hier die Materialmodellierung eines Struktursilikons für Glasfassaden vorgestellt. Bei der fortgeschrittenen Analyse von polymeren Materialien im Glasbau bei der statischen Bemessung der Fassade müssen konstitutive Modelle eingesetzt werden, die in der Lage sind, die nichtlineare Spannungs-Verzerrungs-Beziehung adäquat zu erfassen. Von den Autoren wurde eine neuartige Funktionsform für die freie Helmholtz-Energie zur Modellierung der Hyperelastizität eingeführt und für verschiedene polymere Materialien kalibriert [8]. Dabei wurden insbesondere die Struktursilikone für das Structural Sealant Glazing sowie für die Glaslaminat-Zwischenschichten Poly-Vinyl-Butyral (PVB) und Ethylen-Vinyl-Acetat (EVA) untersucht. Hierbei wurde ein Supervised-ML-Problem zur Gewinnung der Parameter des Helmholtz-Potenzials in Bayes'scher Weise formuliert und kalibriert [9]. Die Ergebnisse der Approximation des Strukturverhaltens des Struktursilikons unter vier unterschiedlichen Beanspruchungen (uniaxialer Zug (UT), uniaxialer Druck (UC), biaxialer Zug (BT und Schub (SPC)) mit Hilfe der neuentwickelten Formulierung der Hyperelastizität sind in *Abbildung 7* dargestellt.

Die Bayes'sche Kalibrierung des Materialmodells, wie im hier beschriebenen Beispiel dargestellt, zeigt zum einen die sehr genaue Approximation des Materialverhaltens. Das heißt die Ermittlung der Materialparameter formuliert als ML-Problem unter Hinzunahme des Baye'schen Ansatzes liefert gute Ergebnisse für die Identifizierung der Materialparameter. Zum anderen erlaubt sie weiterhin die Euro-Code-konforme Kalibrierung von Teilsicherheitsbeiwerten für Material und Widerstandsmodell im Rahmen der semiprobabilistischen Nachweisführung, welche von den Autoren kürzlich veröffentlicht worden ist [10, 11]. Unter dem Stichwort „Data-Driven Material Modelling" werden derzeit auch von den Autoren dieses Beitrags Methoden erarbeitet, welche es erlauben, diese hoch nichtlinearen Materialmodelle auf Basis von tiefen neuronalen Netzen in Finite-Elemente-Software einzubinden [9].

Schließlich hat das Thema „Gebäudehülle" bzw. „Fassade" aufgrund der Diskussion zum Thema Nachhaltigkeit und Energieeinsparung in den vergangenen Jahren enorm an Bedeutung gewonnen. Hier sind zwei Ursa-

chen zu unterscheiden: Einerseits bestimmt die Fassade die Gestaltung und Wahrnehmung des baulichen Objekts für die Nutzer und Öffentlichkeit, auf der anderen Seite ist die Gebäudehülle ein signifikantes bauliches Subsystem für den Nutzerkomfort.

Die Visionen der M&M Network-Ing UG lassen sich am besten mit dem Konzept des „Artificially Intelligent-Aided x", kurz AIAx, umschreiben, welcher von den Gründern in Anlehnung an das „Computer Aided x" (CAx, z. B. Computer Aided Engineering (CAE) oder Computer Aided Design (CAD)) geprägt wurde. Für einen erfolgreichen Einsatz von AI im Bauwesen muss ein vollständig digitaler und ganzheitlicher Engineering-Ansatz verfolgt werden. Im Bereich der Fassade stehen der AI daher gleich drei Anschlusspunkte zur Verfügung:

› AI-aided Design und Entwurf
› AI-aided Predictive Maintenance
› AI-aided Home/Office Building = Intelligent Home

Während das AI-unterstützte Design derzeit sehr wenig entwickelt und beforscht ist [12], gibt es grundsätzliche Strategien zur Einbindung einer AI für das Überwachen (Monitoring) und Instandhalten (Maintenance) von technischen Systemen mit einer Ereignisvorhersage (Prediction) durch eine KI. Der besondere Fokus im Bereich des Fassadenbaus ist jedoch die Entwicklung von geeigneten und aussagekräftigen Merkmalen (Features), welche eine bautechnisch sinnvolle und eindeutige Klassifizierung des Zustands der betrachteten Gebäudehülle bzw. Fassade erlauben. Die bauphysikalischen Grundlagen und Zusammenhänge zur Beschreibung der Behaglichkeit der Nutzer infolge äußerer Einwirkungen und ihrer Manipulation, z. B. durch eine Steuerung der Lichtlenkungs- oder Heizungssysteme, sind bereits heute größtenteils bekannt, allerdings finden diese bis dato bei allen Ansätzen zum „Smart Home" keine Beachtung. Dies liegt insbesondere daran, dass (analog zum „Internet of Things") vor allem der Maschinenbau sich bisher um die Vernetzung von Maschinen und Geräten gekümmert hat, ohne das bauingenieurspezifische Wissen bzgl. der Interaktion zwischen Menschen und Gebäude einzubinden. Die „digitalen Zwillinge" von Gebäude, Gebäudetechnik sowie adaptiven Fassadenelementen sind für die grundsätzliche Anwendbarkeit einer KI essentiell, denn nur über Analyse und Steuerung von Datenströmen kann eine KI ein System erlernen und steuern.

Eine KI kann hier auf bauphysikalische Kriterien erweitert werden und das Nutzerfeedback so auswerten, dass ein Gebäude (Wohnraum/Arbeitsplatz) die Präferenzen des jeweiligen Nutzers mit der Zeit über die vielfältigen Datenströme erlernt und sich auf diesen einstellt. Diese Idee geht weit über die derzeit existierenden Ansätze zum „Smart Home" hinaus, sodass eine begriffliche Abgrenzung des „Intelligent Home/Office" Sinn macht. Der Grundsatz dabei lautet: „Das Gebäude lernt seinen Nutzer kennen".

Eine grafische Veranschaulichung dieses Leitspruchs ist in *Abbildung 9* dargestellt. Dort ist schematisch ver-

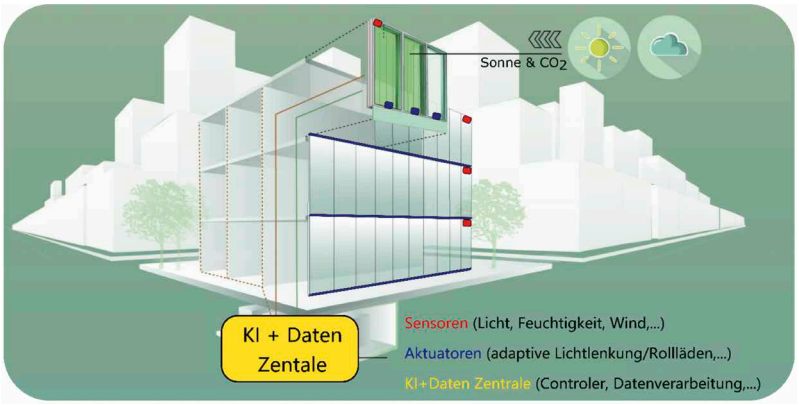

Abb. 8: Schematische Darstellung einer intelligenten Fassade mit Überwachung (health monitoring) durch die Verschränkung von Sensoren, Aktuatoren und einer KI-Daten-Zentrale.

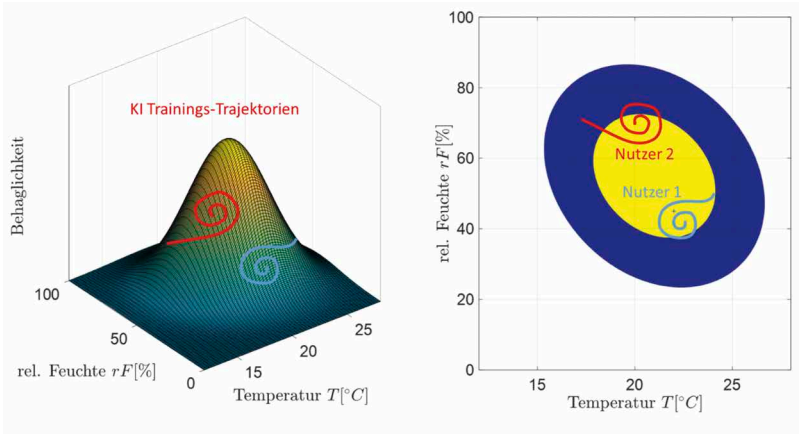

Abb. 9: Intelligent Home: Trajektorien des Lernprozesses der KI als Rückkopplungssystem von Gebäudehülle und Raumeindruck des Nutzers, sodass das Gebäude die individuellen Präferenzen des Nutzers mit der Zeit erlernen kann.
M&M UG

deutlicht, dass auf der Hyperfläche der Behaglichkeit in Abhängigkeit relevanter Parameter wie Luftfeuchte und Temperatur in einem Raum die Gebäudehülle und Haustechnik mit einer KI so gesteuert wird, dass die KI im Lauf der Zeit aufgrund des Nutzerfeedbacks die individuellen Präferenzen erlernen kann. Ferner kann durch eine KI-gesteuerte Nutzerkomfort-Optimierung das dynamische Behaglichkeitsverhalten von individuellen Menschen adaptiv gesteuert werden.

Gerade bei imposanten Glasbauwerken, wie der Glacier Skywalk in Kanadas Jasper National Park oder der Glasrutsche SkySlide in Los Angeles, kommt ein weiterer Aspekt der Gebäudehülle hinzu. Dort sind nämlich aufgrund der besonderen Bauweise höchste Sicherheitsanforderungen an die Konstruktion über ihre gesamte Lebensdauer erforderlich. Um trotz genauester Berechnungsmethoden ein höheres Sicherheitsniveau für die Struktur zu gewährleisten, sind Wartungen in zyklischen Abständen erforderlich. Da Wartungen gerade bei den genannten Glasstrukturen sehr aufwändig und kostenintensiv sind, ist ein zuverlässiger und wirtschaftlich-ökonomischer Betrieb nur dann möglich, wenn Instandsetzungsmaßnahmen durch ein KI-unterstütztes Predictive-Main-

tenance-Konzept vorhergesehen werden. Dabei gilt es, über kontinuierlich gemessene Sensordaten den „gesunden" Zustand des Bauobjekts zu erlernen und Anomalien im Strukturverhalten über Muster-Erkennung zu identifizieren. Weicht der intakte Zustand zu stark vom aktuell gemessenen Zustand ab, sind Wartungsmaßnahmen zu ergreifen. Diese Idee der Überwachung der Gebäudehülle lässt sich mithilfe eines digitalen Zwillings leicht auf die Überwachung von Infrastrukturbauwerken wie Brücken übertragen; mehr dazu folgt in einem zweiten Artikel gegen Ende des Jahres.

Zusammenfassung und Ausblick

Grundsätzlich halten wir die flächendeckende Einführung von KI-Technologien im Bereich der Gebäudehülle und insbesondere im Glas- und Fassadenbau sowie seinen benachbarten Industrien für sehr gut möglich, da die essentiellen Bestandteile einer KI, nämlich das Vorliegen von Daten und Mustern, bereits in vielfältiger Weise erfüllt ist. Eine erste Aufgabe wird es nun sein, die vorhandenen Daten so zu strukturieren, dass eine KI mit ihren mannigfaltigen Techniken darauf arbeiten kann, um in Kombination mit dem Ingenieur-Expertenwissen zu erfolgreichen Projekten zu führen. Ferner ist die Mitarbeit von innovativen Unternehmen aus der gesamten Baubranche gefordert, um erste Anwendungen von KI im Bereich der Gebäudehülle und des Glas- und Fassadenbaus möglich zu machen. Alle hier beschriebenen Ansätze befinden sich derzeit in der Entwicklung in verschiedenen Fertigstellungsstadien, bei denen die Autoren teilweise mit großen Industriepartnern gemeinsame Anstrengungen unternehmen, um bald eine technische Marktreife zu erzielen. Die Konzeptionen sind jedoch so generell gelagert, dass diese (wie bereits mehrfach im Text ange-

MICHAEL A. KRAUS

› Dr.-Ing., M.Sc.(hons); studierte Bauingenieurwesen an der TU München mit Vertiefungen im Konstruktiven Ingenieurbau, Statik, Mechanik und Risikoanalyse; war im Master zusätzlich Teilnehmer des Elitestudiengangs „Bavarian Graduate School of Computational Engineering", welchen er mit dem „Master of Science with honours" mit Auszeichnung abschloss; Anfang 2019 promovierte er zur Anwendung von Künstlicher Intelligenz bei der Werkstoffmodellierung von polymeren Zwischenschichten bei Verbundgläsern sowie zur Vorhersage des Bruchbilds thermisch vorgespannter Gläser; seit 2011 ist er freiberuflich in der klassischen Tragwerksplanung des Hoch-, Industrie- und Brückenbaus tätig und erweiterte 2019 mit der Gründung der M&M Network-Ing UG sein Tätigkeitsfeld; seit Januar 2020 befindet sich Dr. Kraus für einen Forschungsaufenthalt als Post-Doc. bzgl. der Einbindung von Künstlicher Intelligenz in die Verfahren der numerischen Mechanik an der Stanford University in den USA.

MICHAEL DRASS

› Dr.-Ing.; hat ein Studium als konstruktiver Bauingenieur absolviert und seinen Master im Bauingenieurwesen an der Fachhochschule Mainz, Deutschland, erworben; anschließend widmete er sich am Institut für Statik und Konstruktion der Technischen Universität Darmstadt dem Thema von Klebeverbindungen aller Art mit speziellem Fokus auf den konstruktiven Glasbau; dies war auch das Thema seiner Dissertation über die konstitutive Modellierung und Versagensvorhersage von Silikonklebstoffen in der Fassade; der Autor arbeitet derzeit als Post-Doc an der Technischen Universität Darmstadt, hier widmet er sich der Identifizierung von Anwendungsgebieten der Künstlichen Intelligenz (KI) im Bauwesen mit dem Schwerpunkt auf Glaskonstruktionen. Dieses Thema steht auch im Fokus des von Michael Drass und Michael Kraus gegründeten Start-ups M&M Network-Ing UG, das vor allem KI-Anwendungen für Unternehmen entwickelt und umsetzt.

deutet) leicht auf andere Bereiche des Bauwesens wie den Hoch- und Brückenbau sowie dessen Planungs-, Ausführungs- und Überwachungsprozesse übertragen werden kann. Eine wesentliche Voraussetzung für den Erfolg von Techniken der KI im Bauwesen ist allerdings die hochgradige Digitalisierung aller Prozesse im Zuge der Planung, Erstellung und Wartung von Infrastrukturobjekten, denn ohne digitale Daten kann eine KI nicht operieren. ‹

LITERATUR

1. Kraus, M.A., Machine Learning Techniques for the Material Parameter Identification of Laminated Glass in the Intact and Post-Fracture State, in der Fakultät für Bauingenieurwesen und Umweltwissenschaften. 2019, Universität der Bundeswehr München.
2. Schmidhuber, J., Deep learning in neural networks: An overview. Neural networks, 2015. 61: p. 85-117.
3. Kraus, M.A., Brücken-Inspektion. 2019: www.youtube.com/watch?v=Gbj8h17l-YU&feature=youtu.be.
4. Kraus, M.A., et al., Parameter identification methods for visco- and hyperelastic material models. Glass Structures & Engineering, 2017. 2(2): p. 147-167.
5. Drass, M., et al., Pseudo-elastic cavitation model – part II: extension to cyclic behavior of transparent silicone adhesives. Glass Structures & Engineering, 2020. 5(1): p. 67-82.
6. Drass, M., et al., Pseudo-elastic cavitation model: part I – finite element analyses on thin silicone adhesives in façades. Glass Structures & Engineering, 2020. 5(1): p. 41-65.
7. Botz, M., K. Wilhelm, and G. Siebert, Experimental investigations on the creep behaviour of PVB under different temperatures and humidity conditions. Glass Structures & Engineering, 2019. 4(3): p. 389-402.
8. Drass, M., Development of Constitutive Models for Poro-Hyperelastic Materials, in Constitutive Modelling and Failure Prediction for Silicone Adhesives in Façade Design. 2020, Springer Fachmedien Wiesbaden: Wiesbaden. p. 95-177.
9. Adeli, E. and H.G. Matthies, Parameter Identification in Viscoplasticity using Transitional Markov Chain Monte Carlo Method. arXiv preprint arXiv:1906.10647, 2019.
10. Kraus, M.A. and M. Drass, Semi-Probabilistic Calibration of a Partial Material Safety Factor for Structural Silicone Adhesives – Part II: Verification Concept. International Journal of Structural Glass and Advanced Materials Research, 2020.
11. Drass, M. and M.A. Kraus, Semi-Probabilistic Calibration of a Partial Material Safety Factor for Structural Silicone Adhesives – Part I: Derivation. International Journal of Structural Glass and Advanced Materials Research, 2020.
12. Chaillou, S., AI + Architecture | Towards a new Approach. 2019, Harvard University Graduate School of Design: Harvard