

# Adaptive Materialien mit Multiagentensystemen

Stefan Bosse, Universität Bremen/Universität Koblenz-Landau und Dirk Lehmhus, Fraunhofer IFAM, Bremen

Tragende Strukturen werden typischerweise in Bezug auf relevante Lastfälle entworfen, wobei statische Formen und vorgegebene Materialeigenschaften angenommen werden, die während des Entwurfs und der Materialauswahl ausgewählt werden. Neue Technologien, die das Design von Strukturen ermöglichen, die lokale Eigenschaften im Betrieb als Reaktion auf Lastwechsel verändern könnten, würden zusätzliche Gewichtsersparnispotenziale schaffen und somit Leichtbau und Nachhaltigkeit unterstützen. Materialien mit solchen Fähigkeiten bestehen aus Netzwerken mit zahlreichen aktiven Zellen, die eine Erfassungs-, Signal- und Datenverarbeitungs-, Kommunikations- und Aktuierungs-/Stimulationsfähigkeit bereitstellen, die adaptronische Strukturen bilden. Ein Beispiel für ein solches Material ist eine spezielle Klasse von Polymeren, die in der Lage sind, ihre Elastizität basierend auf dem Einfluss von optischen, thermischen oder elektrischen Feldern zu ändern. Ein zu lösendes Problem in Bezug auf aktive intelligente zelluläre Strukturen ist die korrelierte und selbstorganisierende Steuerung der Reaktion und Steuerung von Zellen und die zugrundeliegende Informationsorganisation, die Robustheit und Echtzeitfähigkeiten bereitstellen muss. Wir schlagen einen hybriden Ansatz vor, der mobile und reaktive selbstorganisierende Multi-Agenten-Systeme (MAS) und Maschinelles Lernen kombiniert. Die MAS stellen die wesentliche robuste Informations- und Kommunikationstechnologie (IKT) dar. Die Agenten werden dabei in material-integrierten Netzwerken aus Mikrorechnern ausgeführt. Die Simulation und Umsetzung solcher komplexen Systeme stellt eine große Herausforderung dar.

Tragende Strukturen werden typischerweise in Bezug auf relevante Lastfälle entworfen, wobei eine im Allgemeinen statische Form und vorgegebene Materialeigenschaften angenommen werden, die während des Entwurfs und der Materialauswahl festgelegt werden. Neue Technologien, die den Entwurf von Strukturen ermöglichen, die lokale Eigenschaften im Betrieb als Reaktion auf Lastwechsel verändern können, könnten zusätzliche Gewichtsersparnispotenziale und Sicherheit schaffen und somit Leichtbau und Nachhaltigkeit unterstützen. Materialien mit solchen Fähigkeiten müssen notwendigerweise im Sinne eines heterogenen Aufbaus zusammengesetzt sein und z. B. eine Architektur aufweisen, die aus Netzwerken mit zahlreichen aktiven Zellen besteht, die Sensor-, Signal- und Datenverarbeitung, Kommunikation und Steuerung (Akturierung) bereitstellen [1] und adaptronische Strukturen bilden [2]. Ein Beispiel für ein solches Material ist eine spezielle Klasse von Polymeren, die in der Lage sind, ihre Elastizität basierend auf dem Einfluss von optischen, thermischen oder elektrischen Feldern zu ändern. Eine wesentliche Fragestellung in Bezug auf

aktive intelligente zelluläre Strukturen ist die korrelierte und selbstorganisierende Steuerung der Antworten von Zellen und die zugrundeliegende Informationsorganisation, die Robustheit und Echtzeitfähigkeiten bereitstellt.

Wir schlagen einen hybriden Ansatz vor, der mobile und reaktive selbstorganisierende Multi-Agenten-Systeme (MAS) [3] und Maschinelles Lernen kombiniert. Die MAS stellen die wesentliche robuste Informations- und Kommunikationstechnologie (IKT) dar. Die Agenten werden dabei in materialintegrierten Netzwerken aus Mikrorechnern ausgeführt. Das Ziel des MAS ist es, ein Minimierungsproblem zu lösen, jedoch mit einem unvollständigen (teilweise unbekanntem) Weltmodell. Die Lösung des Optimierungsproblems muss mit unzuverlässigen und verrauschten Sensoreingangsdaten umgehen können. Die Aufgabe des MAS besteht darin, Belastungssituationen basierend auf Sensordaten zu analysieren und passende räumliche Umverteilungen von Materialeigenschaften

## Adaptive Materials with Multiagent Systems

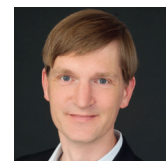
Load bearing structures are typically designed with respect to relevant load cases, assuming static shapes and given material properties that are selected during design and material selection. An example of such a material is a particular class of polymers that are capable of changing their elasticity based on the influence of optical, thermal or electrical fields. One problem to be solved in terms of active intelligent cellular structures is the correlated and self-organizing control of cell response and control and the underlying information organization that must provide robustness and real-time capabilities. We propose a hybrid approach combining mobile and reactive self-organizing multi-agent systems (MAS) and machine learning. The MAS is the essential robust information communication technology (ICT). The agents are executed in material-integrated networks consisting of microcomputers. The simulation and implementation of such complex systems is a major challenge.

### Keywords:

intelligent materials, multiagent systems, distributed AI, Coupling physics computer science, material informatics

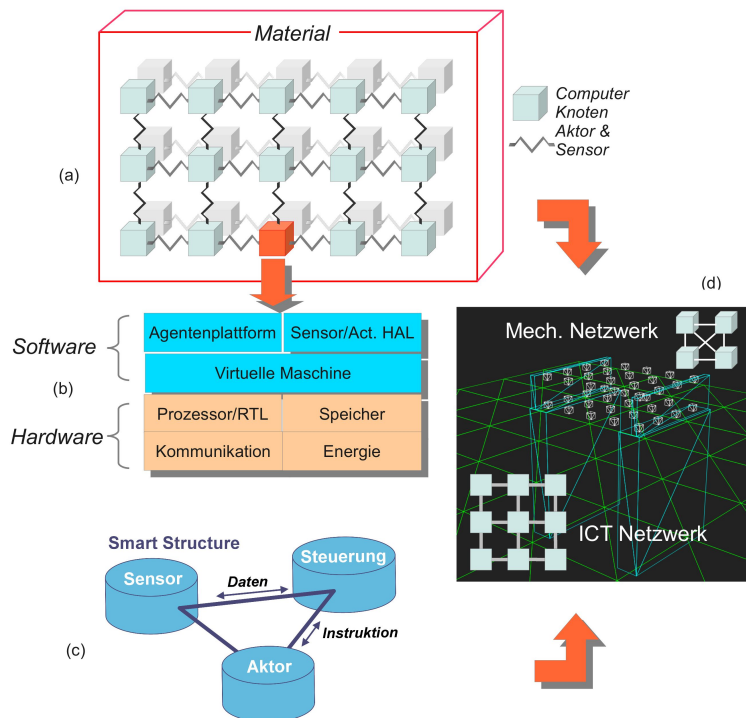


Dr. Stefan Bosse ist Privatdozent an der Universität Bremen im Fachbereich Mathematik und Informatik sowie Vertretungsprofessor an der Universität Koblenz-Landau im Institut für Softwaretechnik.



Dr.-Ing. Dirk Lehmhus arbeitet als Projektleiter im Bereich Leichtbau am Fraunhofer-Institut für Fertigungstechnik und Angewandte Materialforschung (IFAM) in Bremen.

sbosse@uni-bremen.de  
www.uni-bremen.de



**Bild 1:**  
 (a) Allgemeine Architektur eines sensorischen und adaptiven Materials, die zusammen das Smart Material bilden  
 (b) Ebenen der Software- und Hardwarearchitektur  
 (c) Funktionale Unterteilung: Perzeption, Aktorik und Verarbeitung mittels Daten + Befehlsströmen  
 (d) Zusammenhang zwischen physischer (aktorischer) und logischer (kommunikativer) Netzwerkstruktur.

wie des Elastizitätsmoduls zu verhandeln, um so höhere Optimierungsziele wie ein Minimum der gesamten Dehnungsenergie innerhalb der Struktur oder eine Reduktion von Belastungsspitzen zu erreichen. Maschinelles Lernen würde dazu dienen, Ladesituationen zu erkennen, für die optimierte Lösungen existieren, und in solchen Fällen das MAS-System so anzupassen, dass die jeweilige Eigenschaftsverteilung direkt umgesetzt wird, ohne zusätzliche Iterationen zu benötigen. Darüber hinaus kann sich das Lernen durch Verstärkung das Gesamtverhalten des Systems unter sich ändernden unbekanntem Umweltbedingungen verbessern und eine optimale Minimierungslösung finden.

Agenten werden bereits erfolgreich im industriellen Umfeld eingesetzt, vornehmlich für die Planung [10] und Ablaufsteuerung von Fertigungsprozessen [11], aber auch zunehmend für eine weitreichende Vernetzung von z. B. Produktion und Entwurfsprozessen [9].

Neben der Lösung des Datenverarbeitungsproblems und der Informationsextraktion spielt die Modellierung und Simulation solcher gekoppelter multi-domain Systeme (Physik+Informatik) eine große Rolle. Daher werden verschiedene Ansätze und Modelle kombiniert: Finite-Elemente-Methoden (FEM), Mehrkörperphysik (Masse-Feder-Modell) und Multiagentensysteme.

FEM-Simulation wird verwendet, um geeignete Minimierungsansätze auf algorithmischer Ebene und für das Offline-Training des MAS vor seinem Einsatz in der realen oder simulierten Struktur zu untersuchen. Dazu wird ein Multi-Domain-Simulationsframework verwendet. Im Gegensatz dazu stellt ein Mehrkörperphysikmodell ein vereinfachtes Modell für die MAS-Simulation und -Auswertung mit Echtzeitauflösung zur Verfügung, welches das adaptive Material von nicht verformbaren Massenknoten, die durch adaptive Federn verbunden sind, umfasst (variable Steifigkeit und Dämpfungsparameter).

Die Integration von Datenverarbeitung in Materialien als eine andere Sicht der Materialinformatik ist eine grundlegende Technologie mit Materialien die kontrollierbare Eigenschaften für die Gestaltung zukünftiger intelligenter Materialien und Strukturen bieten. Die Integration der Datenverarbeitung führt harte Einschränkungen ein: Geringe Größe ( $<1\text{ mm}^3$ ), Low-Power ( $<1\text{ mW}$ ), Unzuverlässigkeit und keine Wartung im Inneren. Es wurden bereits Agenten-Verarbeitungsplattformen entwickelt, die in Materialien integriert werden können. Die Eignung der IKT- und der Strukturanpassungsfähigkeitsansätze wird anhand einer Fallstudie evaluiert.

Smart Materials: Eine Fusion aus Sensorischen und Adaptiven Materialien

Die Nutzung einer tragenden Struktur in der realen Welt kann verschiedene Szenarien beinhalten, wie Überlast und Missbrauch, die in der Entwurfsphase möglicherweise nicht erfasst/definiert werden können. Solche unvorhergesehenen Belastungen können im schlimmsten Fall zum sofortigen Versagen führen – in anderen Fällen können sie gerade eine Struktur verschleifen, was zu einem vorzeitigen Versagen an Orten führen kann, die durch unerwartete lokale Lastverläufe bestimmt sind. Ein intelligentes adaptives Material ist in der Lage, seine mechanischen Eigenschaften – wie die Steifigkeit – an externe Lasten anzupassen, um diese lokale Lastgeschichte aktiv zu verwalten. Es könnte bereits verschlissene Bereiche schützen und Lasten an andere verteilen.

Nach unserem Verständnis bietet ein intelligentes Material die folgenden Hauptmerkmale:

1. Wahrnehmung unter Verwendung verschiedener Arten von Sensoren, z. B. Messung von Dehnung, Verschiebung, Temperatur, Druck, Kräften
2. Ändern von lokalen Material- und Struktureigenschaften durch Aktuatoren, z. B. Steifigkeit oder Dämpfungsvariation
3. Integrierte Informations- und Kommunikationstechnologien (IKT)
4. Verteilter Ansatz: lokale Sensorverarbeitung und Aktorsteuerung –globale Kooperation und Koordination

Das grundlegende Modell eines intelligenten adaptiven Materials ist in Bild 1 dargestellt. Es wird angenommen, dass das intelligente Material aus Volumenelementen (begrenzten Bereichen des Materials) besteht, die über Verbindungselemente mit Nachbarschaftselementen verbunden sind. Die Verbindungen sollten über Perzeption (Sensorische Erfassung, z. B. Mes-

sung der Spannung oder Verschiebung entlang der Verbindungshauptachse) und eine Art der Material- oder Struktursteuerung verfügen, die einen steuerbaren Aktuator ermöglichen (z. B. die Steifigkeit der Verbindung wird modifiziert). Eine Verbindung kann ein diskretes Element oder eine kontinuierliche Region des Materials sein. Ein Satz von Aktuatoren ist mit jedem Knoten verbunden. Zwei Knoten teilen sich einen Aktuator (z. B. eine gedämpfte Feder).

Jedes Element enthält einen eingebetteten Computer, der einen Knoten in einem Maschennetzwerk-Kommunikationsnetzwerk darstellt. Jeder Knoten bietet Datenverarbeitung (Prozessor oder digitale Logik RTL), Daten- und Programmspeicher, Kommunikation, Energieversorgung und Energiemanagement. Da die verteilte Erfassung und Steuerung des Materials durch einen agentenbasierten Ansatz durchgeführt werden soll, muss jeder Knoten eine Agentenverarbeitungsplattform (APP) bereitstellen.

Agenten müssen auf Sensoren und Aktoren über eine Hardware-Abstraktionsschicht (HAL) zugreifen, die optimalerweise von der APP bereitgestellt wird. Es wird angenommen, dass die Knoten adhoc organisiert sind. Technische Fehler einzelner Knoten werden als Normalfall betrachtet, der den Betrieb des intelligenten Materials, das globale Zielfunktionen erfüllt, nicht beeinflussen kann. Dies bedeutet, dass ein sich selbst organisierender und selbstanpassender Ansatz in Bezug auf die Konnektivitätsstruktur verwendet werden muss, um eine Art holonisches System zu schaffen, und die erste Stufe in einem intelligenten System darstellt.

### Agenten: Software und das Berechnungsmodell

Agenten sind teil- oder vollautonome Datenverarbeitungseinheiten, die grundlegend aus einem Steuerungs- und Planungsmodul sowie Daten bestehen, zusammengefasst in einem informatorischen Prozess, der durch seinen veränderlichen Kontroll- und Datenzustand bestimmt ist. Diese privaten Daten des Agenten stammen zum einen aus einem Perzeptionsprozess mit der Umgebung (z.B. Sensorische Daten), und zum zweiten aus berechneten Daten. Wesentliche Eigenschaften von Agenten sind ihre Adaptierbarkeit ihres Verhaltens (des Steuerungsmoduls) basierend auf aktuellen und vergangenen Daten, z.B. Sensordaten und Autonomie. Diese Adaptierbarkeit geht unmittelbar mit dem Konzept des Lernens einher.

Wie bereits ausgeführt, ist eine zentralisierte Sensorverarbeitung und Aktorstuerung auf-

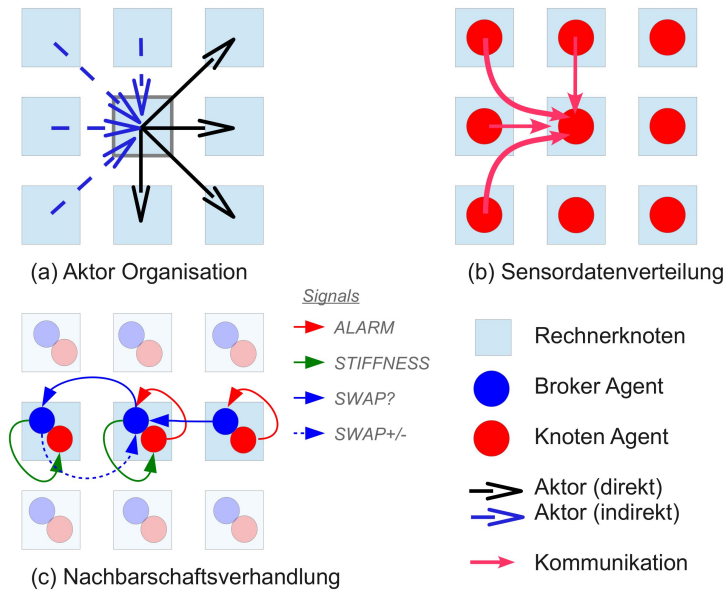
grund von Skalierungs- und Effizienzgründen nicht auf das vorgeschlagene intelligente Struktur- und Materialmodell anwendbar. Die Ressourcenbeschränkungen verbieten den Einsatz herkömmlicher Datenverarbeitungs- und Kommunikationsarchitekturen. Darüber hinaus ist es aus Gründen der Robustheit und Flexibilität wünschenswert, Hardware und Software vollständig zu entkoppeln. Das Berechnungs- und Kommunikationsmodell des Agenten liefert eine solche erforderliche Entkopplung. Agenten zeichnen sich dadurch aus, dass sie nur lose an eine Agentenausführungsplattform (APP) gekoppelt sind, ihre Fähigkeit zur Kooperation und Koordination, Mobilität (von Agentenprozessen) und schließlich selbstorganisierende und selbstadaptive Systeme bilden. Die Zerlegung eines komplexen großskaligen Problems in mehrere kleine, wenig komplexe Einheiten mit Elementarzellen wird idealerweise durch das Agentenmodell widerspiegelt. Das Verhaltensmodell der in dieser Arbeit verwendeten Agenten ist reaktiv und wird durch das Dynamic Activity-Transition Graph (DATG)-Modell abgebildet, das auf verschiedenen Plattformen implementiert werden kann [5, 6].

### Agentenplattform

Die Auswahl einer geeigneten APP (Details finden sich in [6]) ist aufgrund der harten Ressourcenbeschränkungen aktuell noch kritisch. Der in dieser Arbeit vor allem für die Simulation verwendete JavaScript-Ansatz mit der JavaScript Agent Machine (JAM) kann aufgrund der Ressourcenanforderungen der JS Virtual Machine ( $C > 100$  MIPS,  $M > 16$  MB) nicht wirklich auf Mikroebene skaliert werden (nur Makroebene wird unterstützt). Für Anwendungen auf Mikroebene ist ein FORTH-Stapelprozessor-Ansatz verfügbar (AFVM, AgentFORTH), obwohl die gegenwärtig verfügbaren Sub-Mikrocomputer diesen Ansatz noch nicht vollständig unterstützen (aber annähernd mit  $C > 1$  MIPS,  $M > 100$  kB, wie im nächsten Abschnitt beschrieben). Beide Plattformen sind kompatibel auf einer Meta-Betriebsebene, die das gleiche Agentenverhalten unterstützt, und erfüllen das gleiche Programmiermodell (AAPL [5]), das den kombinierten Einsatz in heterogenen Netzwerken ermöglicht.

### Multiagentensystem

Das MAS besteht aus verschiedenen Agenten. Jeder Knoten ist mit einem stationären (nicht mobilen) Knotenverwaltungsagenten ausgestattet, der eine Sensorverarbeitung, Verteilung und Aktuatorsteuerung ausführt (hier durch Steuern der Steifigkeit von federartigen Knotenverbindungen). Ein Brokeragent führt



**Bild 2: Wichtigste Agentenaktionen:**

(a) Aktoren (Federn) und Sensoren (Dehnung), die unter der Kontrolle eines Knotens stehen  
 (b) Sensordatenverteilung zu Nachbarknoten durch Remote-Tupelzugriff  
 (c) Steifigkeitsverhandlung und Swapping zwischen Nachbarknoten durch Brokeragenten

Modifikationen der Aktuatoren durch, hier die Steifigkeit (Bild 2).

Multiagentensysteme bilden das verteilte Rechenmodell, welches kooperierende Agenten verwendet. Agenten sind mobile Prozesse, die zwischen Netzwerkknoten des Materials/der Struktur und zwischen der Innen- und Außenwelt (Internet) migrieren können. Selbstorganisierende und selbstanpassende Systeme (SoS) bieten eine Divide & Conquer-Zerlegung des globalen Optimierungsproblems in einem verteilten System mit mehreren Verarbeitungsinstanzen, die jeweils auf lokal begrenzten Daten operieren. Ein SoS wird durch kooperierende und koordinierende Agenten implementiert. Als Plattform wird die JavaScript Agent Machine (JAM) für die Verarbeitung von Agenten verwendet. JAM ist vollständig in JavaScript implementiert und daher portabel. Die Plattform stellt eine umfangreiche Agenten-Programmierschnittstelle (API) bereit mit Modulen für gemeinsamen Datenbankzugriff (Tuple Spaces, SQL), digitale Signalverarbeitung (DSP), und maschinelles Lernen (ML). Das ML-Modul bietet verschiedene Modelle und Algorithmen: Entscheidungsbaum-Lerner, Künstliche Neuronale Netze und viele andere, integriert in JAM. Die gelernten Modelle sind mobil und portabel. Numerische Frameworks werden entweder von Matlab bereitgestellt oder sind in JAM integriert. Die zwei verwendeten Physikalischen Simulationstools sind Abaqus für die FEM Analyse und CANNON für die MBP Analyse.

#### Algorithmen

Für die Optimierung von mechanischen Strukturen stehen verschiedene Minimierungsalgorithmen zur Verfügung. Es gibt dabei drei wesentliche Ansätze: (1) Globale Optimierung, die alle Elemente der Struktur einbezieht; (2) Segmentierte Optimierung, bei der es eine Vielzahl von Optimierungsinstanzen gibt, die jeweils auf einem begrenzten Bereich der Struktur arbeiten; (3) Nachbarschaftsoptimierung, bei der immer benachbarte Elemente eine (mikro) lokale Lösung verhandeln. Die letzten zwei Algorithmen können verteilt werden und eignen sich daher für großskalige Netzwerke, bei de-

nen ein zentraler Ansatz aus Effizienzgründen nicht einsetzbar ist. Bei mechanischen Strukturen lassen sich verschiedene Größen optimieren: (1) Innere Kräfte  $f$ ; (2) Spannung  $\sigma$ ; (3) Dehnung  $e$ ; (4) Dehnungsenergie  $u/U$ .

#### Hardware und Technologien

Die zugrunde liegenden Hardwarekomponenten hängen von der geometrischen Skalierungsebene ab: Mikroebene (Material) oder Makroebene (Struktur). Die Makroebene umfasst robotische Strukturen. Die folgende Diskussion zeigt, dass die IKT- und Sensor-Teile bereits existieren, was die Materialintegration ermöglicht [7]. Die durch Aktoren veränderbaren Material- oder Struktureigenschaften befinden sich noch in einem frühen technologischen Zustand. In dem in dieser Arbeit verwendeten Simulationsmodell werden parametrisierbare, gedämpfte Federn angenommen. Einige Polymere sind für diesen Ansatz geeignet.

Ein Beispiel für solche Materialien sind spezielle Polymere, die in der Lage sind, Eigenschaften wie etwa das Elastizitätsmodul als Reaktion auf optische, thermische oder elektrische Einflüsse zu verändern. Dies können beispielsweise herkömmliche Thermoplaste sein, wenn die Reduktion der Materialsteifigkeit als Folge einer Temperaturerhöhung genutzt wird, aber auch komplexere Polymermatrix-Verbundwerkstoffe, die als additive Komponente z. B. Spinnenseide (Steifigkeitsverlust bei Überschreiten der Glasübergangstemperatur) oder Zellulose-Nanofasern (chemisch induzierte Änderung der Faser-Matrix-Anbindung) enthalten [12].

Es gibt verschiedene Sensoren: Dehnungsmessstreifen, Verschiebung, Temperatur. Netzwerke sind in 3D-Maschengittern angeordnet, die aus Knoten bestehen, die mit bis zu sechs Nachbarknoten verbunden sind (vier in einer Ebene, und einer nach oben und unten).

Die IKT auf Mikroebene setzt  $1\text{mm}^3$  System-on-Chip-Computer voraus mit etwa 10MIPS Rechenleistung, 100kB RAM, 100kB ROM sowie seriellen Verbindungen und auf Makro-Ebene werden Computer mit einer Größe von  $10\text{cm}^2$  angenommen, die etwa 1000 MIPS, 512 MB RAM, 4 GB ROM, WLAN bereitstellen und über Ethernet und USB Kommunikation verfügen. Das Agenten-Framework verwendet entweder eine JavaScript-VM (Makroebene), die mit eingebetteten Computern, mobilen Geräten, PCs, Servern und Clouds einsetzbar sind oder den AgentFORTH-Prozessor (Mikroebene), geeignet für  $1\text{-mm}^2$ -SoC-Mikrochips. Die Kommunikation erfolgt drahtgebunden oder drahtlos über seriel-

le Verbindungen (elektrisch, optisch, Funkwellen) mit einer Bandbreite von etwa 100kB/s-1MB/s.

Die Integration von Berechnungen in Materialien und Strukturen erfordert eine Anpassung etablierter Algorithmen, Computerarchitekturen und Koordinationsprinzipien (Kommunikation). Ein mobiler Computer, der mit einem Intel i5-2520M und 4GB DRAM ausgestattet ist, benötigt ungefähr  $A = 150$  (CPU) +  $500$  (DRAM)  $\text{mm}^2 = 650\text{mm}^2$  Chipfläche und liefert  $C = 50000$  MIPS Rechenleistung, erfordert aber etwa  $35$  (CPU) +  $5$  (DRAM) =  $40$  W elektrische Leistung. Computer im mittleren Leistungsbereich, z. B. Smartphones, sind mit Geräten mit niedriger Leistung ausgestattet, z. B. einem ARM Cortex A9 mit  $C = 7500$  MIPS (1,5 GHz), der nur  $A = 7$   $\text{mm}^2$  Chipfläche und  $P = 2$  W elektrische Leistung benötigt. Eine normierte Rechenleistungseffizienz eines Computers (nur die Datenverarbeitungseinheit) kann durch  $e = C / (AP)$  definiert werden und ein relativer Skalierungsfaktor ist gegeben durch  $s = e_1 / e_2 = C_1 A_2 P_2 / (C_2 A_1 P_1)$ . Ein Skalierungsfaktor  $s$  viel größer  $1$  ist erwünscht. Der Übergang von einem Intel i5 auf einen ARM Cortex wird in einem Skalierungsfaktor von etwa  $50$  ausgedrückt. Materialintegrierte Computersysteme begrenzen die Größe eines Computers auf ungefähr  $1$   $\text{mm}^2$  Chipfläche, um den mechanischen Einfluss von elektronischen Komponenten auf die Struktur zu reduzieren.

Ein ATMELE ATtiny 20 Mikrocontroller liefert  $C = 12$  MIPS und benötigt  $A = 1$   $\text{mm}^2$  und  $P = 20$  mW. Verglichen mit einem i5 ergibt dies einen Skalierungsfaktor von  $s = 63$ . Neue Trends in der Mikroelektronik stellen eine 3D-Strukturierung von elektronischen Vorrichtungen (z. B. Micro Mote M3) dar, wodurch die Rechenleistung und der Speicher mehrfach erhöht werden. Die funktionelle Schicht eines Siliziumplättchens hat eine Dicke von etwa  $10$   $\mu\text{m}$  (z. B. durch Ausdünnung des Chips extrahiert) und liefert bis zu  $1000$  MIPS/ $\text{mm}^2$  oder  $250$  Mbit/ $\text{mm}^3$  unter der Annahme einer vereinfachten Sandwichstruktur aus funktioneller Verbindung und Isolationsschicht. Der M3 Micro Mote liefert die beste Recheneffizienz, gefolgt vom Freescale KL03 (aber ohne Energie, Sensoren und Kommunikationsmodule). Der Effizienzfaktor der M3 Mote liegt bei  $e = 150$ , der vom KL03 nur bei  $e = 4$ .

### Simulation

Um die Optimierungsalgorithmen und den agentenbasierten Ansatz evaluieren zu können, wird derzeit auf Simulation zurückgegriffen. Das Simulationsmodell (Bild 1) setzt sich aus drei Teilmodellen zusammen:

1. Berechnungsmodell: Multiagentensystem
2. Verarbeitungsarchitektur: Computernetzwerk und Plattform
3. Mechanisches Modell: Multikörperphysik (MBP) oder Finite Elemente (FEM)

Die Entwicklung und technologische Umsetzung intelligenter adaptiver Materialien ist eine Herausforderung. Grundlegende Konzepte müssen zunächst nachgewiesen werden, bevor ein reales System entwickelt werden kann. Aufgrund der starken Kopplung von Sensorik, reaktiver Steuerung und Informationsverarbeitung muss eine Multi-Domänen- und Multi-Skalen-Simulation durchgeführt werden (Bild 3).

Das MBP Modell ist näher an der vorgeschlagenen Netzwerkstruktur und den Strukturen auf Makroebene, wobei das FEM Modell besser mit Materialien auf Mikroebene in Beziehung steht. Basierend auf diesen beiden mechanischen Modellen werden zwei verschiedene Computer-Frameworks verwendet, die eine anwendungsorientierte Struktur-/Materialoptimierung durchführen.

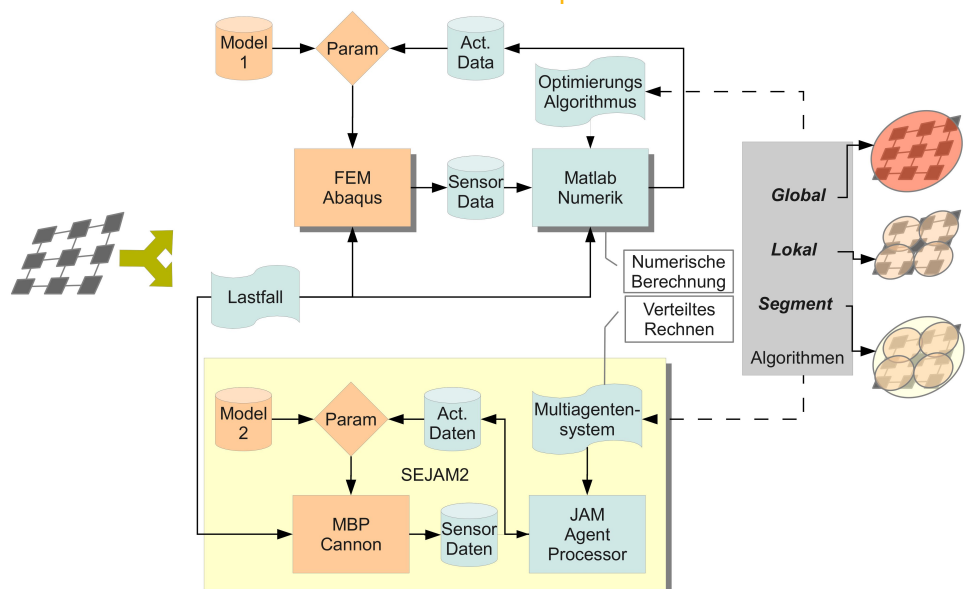
### FEM-NUM

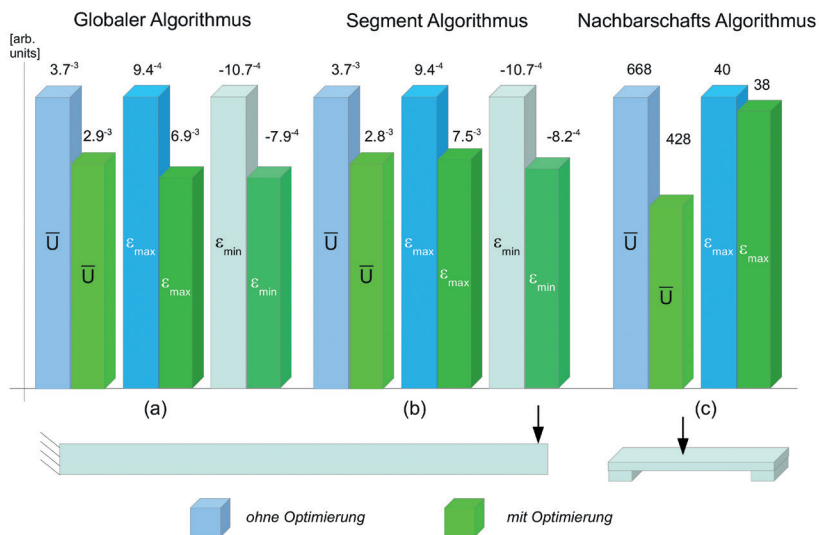
Die Finite-Elemente-Analyse wird zur Entwicklung und Bewertung von Optimierungsalgorithmen verwendet, im Allgemeinen die numerische Minimierung einer Zielfunktion, z. B. die Verringerung der Gesamtdehnungsenergie, der lokalen Dehnung oder der inneren Kraftspitzen. Die FEM-Analyse ist stationär, d. h. es wird kein Schwingen oder Oszillieren der zu prüfenden Struktur berücksichtigt, und eine FEM-Simulationsiteration endet mit einem stationären Zustand der Struktur. Algorithmen, die auf globalen (zentralisierten) und lokalen Daten (verteilt) arbeiten, werden unter Verwendung von FEM-Simulation und Matlab, die den reaktiven Computerteil der Algorithmen ausführen, untersucht.

### Literatur

- [1] McEvoy, M. A.; Correll, N.: Materials science. Materials that couple sensing, actuation, computation, and communication. In: Science, 347(2015) 6228, S.
- [2] Janocha, H. (Hrsg): Adaptronics and Smart Structures, 2. Auflage. Berlin Heidelberg 2007.
- [3] Lehmhus, D.; Bosse, S.: Self-adaptive Smart Materials: A new Agent-based Approach. In: Proceedings of the 3rd International Electronic Conference on Sensors and Applications 2016.
- [4] Choi, M.; Sui, Y.; Lee, I. H.; Meredith, R.; Ma, Y.; Kim, G.; Blaauw, D.; Gianchandani, Y. B.; Li, T.: Autonomous Microsystems for Downhole Applications: Design Challenges, Current State, and Initial Test Results. In: Sensors 17 (2017) 10.
- [5] Bosse, S.: Unified Distributed Computing and Co-ordination in Pervasive/Ubiquitous Networks with Mobile Multi-Agent Systems using a Modular and Portable Agent Code Processing Platform. In: Procedia Computer Science 63 (2015), S. 56-64.
- [6] Bosse, S.; Lehmhus, D.: Towards Large-scale Material-integrated Computing: Self-Adaptive Materials and Agents. In: IEEE 2nd International Workshops on Foundations and Applications of Self\* Systems (FAS\*W) (2017).

**Bild 3: Die gesamte Simulationsumgebung: FEM und Numerisch mit Abaqus und Matlab (oben) Mehrkörperphysik und MAS mit dem monolithischen SEJAM2-Simulator (unten) Verschiedene Optimierungsalgorithmus-Klassen (rechts).**





**Bild 4: Simulationsergebnisse zeigen die Optimierung der Dehnungsenergie  $\bar{U}$ , der maximalen und minimalen Dehnung  $\epsilon$  unter Verwendung verschiedener Algorithmen (a, b): Balken [8], FEM + NUM; (c): Platte, MBP + MAS.**

### MBP-MAS

Simulation der Multi-Body-Physik in Kombination mit MAS dient zur Untersuchung und Bewertung des in dieser Arbeit vorgeschlagenen Berechnungs- und Koordinationsmodells (Details in [6]). Im Gegensatz zur statischen FEM-Analyse ist die MBP-Simulation dynamisch und bietet Echtzeit-Auflösungsverhalten von Strukturen. Das heißt, das MAS interagiert auch mit nicht stationären Zuständen der Strukturen (Schwingen, Oszillieren etc.), was näher an der realen Wechselwirkung ist. Das MAS implementiert die in der früheren FEM-Analyse untersuchten Algorithmen.

Ein wesentlicher Unterschied zwischen dem FEM-NUM- und dem MBP-MAS-Ansatz wirkt sich auf die Sensorverarbeitung aus. Der echtzeitaufgelöste MBP-MAS-Ansatz führt eine Sensorverteilung durch MAS-Kommunikation durch, die die verschiedenen Zeitverzögerungen bedingt, die die Optimierungsalgorithmen und deren Ergebnis beeinflussen. Zusätzlich arbeitet das MAS ereignisbasiert, was zu variierenden Reaktionen auf einen Sensorstimulus als Ergebnis der Strukturdynamik führt.

### Experimentelle Ergebnisse

Zwei verschiedene Anwendungsfälle wurden evaluiert: (1) Ein einfacher Balken [8], der den FEM-NUM-Ansatz verwendet; (2) eine komplexere Struktur mit einer Platte und einem großen Loch (Defekt), die den MBP-MAS-Ansatz verwendet. Einige ausgewählte Ergebnisse sind in Bild 4 gezeigt, wobei das Ergebnis verschiedener Beobachtungsvariablen (Dehnungsenergie  $\bar{U}$  und Dehnung  $\epsilon$ ) für die nicht optimierte und die optimierte Struktur unter Verwendung verschiedener Algorithmen verglichen wird. In den meisten Fällen kann eine Verbesserung um 30-40 % erreicht werden. Die iterativen globa-

len und segmentierten Algorithmen liefern vergleichbare Ergebnisse und benötigen weniger als 10 Iterationen, um gegebene Fehlerrandbedingungen (Differenz zwischen Soll- und Ist-Zustand der Struktur) zu erfüllen.

Die vergleichbaren Ergebnisse des globalen (zentralen) und segmentierten (dezentralen) Algorithmus ermöglichen die verteilte Implementierung ohne eine Verminderung der Adaptivität und Qualität. Der Nachbarschaftsalgorithmus schneidet bei komplexeren Strukturen schlechter ab was auf die einfache zu kurzreichweitige Interaktion zwischen Knoten zurückzuführen ist.

Aus mechanischer Sicht entspricht eine Verringerung der gesamten Dehnungsenergie einer erhöhten strukturellen Steifigkeit. In praktischen Anwendungen des Konzepts müssen zusätzliche Randbedingungen und Nebenaspekte berücksichtigt werden, wie der Einfluss der Steifigkeitsmodifikation auf Duktilität, Schadenstoleranz oder Ermüdungsfestigkeit.

Außerdem können zusätzliche Optimierungsziele erreicht werden: Vorstellbar wäre eine beschädigte Struktur, in der ein Riss oder Loch zu lokalen Spannungskonzentrationen führt – diese könnten durch eine Steifigkeitsanpassung vermindert werden, z. B. durch Spannungsausgleich und/oder durch die Begrenzung von Spannungsgradienten.

### Zusammenfassung

Die Kombination von Materialien, die adaptive Eigenschaften aufweisen, mit selbstorganisierenden und selbstanpassenden Agenten kann den Entwurf intelligenter Materialien und Strukturen der Zukunft ermöglichen. Neben den steuerbaren Materialeigenschaften ist die Integration von Berechnung in Materialien eine grundlegende Technologie und eine Herausforderung, die auf mehreren Ebenen gelöst werden muss. Ein Multi-Domain und Multi-Skala Simulationsframework bietet eine Testumgebung für das Design und die Evaluierung neuer Optimierungsalgorithmen unter Rechen-, Kommunikations- und technischen Randbedingungen mit Echtzeitauflösung. Verschiedene vorgeschlagene Optimierungsalgorithmen konnten evaluiert werden und zeigten eine signifikante Minimierung der Verformungs- und Dehnungsenergie von Strukturen unter variierenden Belastungsbedingungen.

### Schlüsselwörter:

Intelligente Materialien, Multiagentensysteme, Verteilte KI, Kopplung Physik-Informatik, Materialinformatik

- [7] Bosse, S.; Lehmus, D.; Lang, W.; Busse, M. (Hrsg): Material-Integrated Intelligent Systems: Technology and Applications. Weinheim 2018.
- [8] Gemilang, A.: Approaches for Adaptive Property Control in Smart Load-bearing Structures, Masterarbeit, Universität Bremen 2018.
- [9] Lehmus, D., Wuest, T., Well-sandt, S., Bosse, S., Kaihara, T., Thoben, K.-D. and Busse, M., Cloud-Based Automated Design and Additive Manufacturing: A Usage Data-Enabled Paradigm Shift, Sensors MDPI, vol. 15, no. 12, pp. 32079–32122, 2015
- [10] Caridi, M. and Sianesi, A., Multi-agent systems in production planning and control: An application to the scheduling of mixed-model assembly lines, Int. J. Production Economics, vol. 68, pp. 29–42, 2000.
- [11] Pechoucek, M. and Marik, V., 2008. Industrial deployment of multi-agent technologies: review and selected case studies. Auton. Agent. Multi-Agent Syst. 17 (3), 397–431
- [12] Saavreda Flores, E. I., Friswell, M. I., Xia, Y. Variable stiffness biological and bio-inspired materials. Journal of Intelligent Material Systems and Structures 24 (2012) 529–540.