

AUTOMATISCHE SCHADENSERKENNUNG AN GETRÄNKEKÄSTEN MITTELS OPTISCHER SCHWINGUNGSMESSUNG UND NEURONUMERIK

M. Schmidt, C. Eder, A. Delgado

Lehrstuhl für Fluidmechanik und Prozessautomation, TU München,
Weihenstephaner Steig 23, 85350 Freising, e-Mail: eder@wzw.tum.de

Zusammenfassung

Die Inspektion von Mehrweggütern wie Getränkekästen oder Flaschen geschieht in industriellen Abfüllanlagen bisher im Wesentlichen durch optische Systeme. Der vorliegende Beitrag beschreibt ein neuartiges Verfahren, das auf der Basis der Schwingungsanalyse arbeitet und auch geringfügige oder versteckte Schäden erkennt. Die Schadenserkennung erfolgt automatisch durch ein künstliches neuronales Netz (KNN), das sowohl mit experimentellen als auch mit numerisch gewonnenen Daten trainiert wird. Mit diesem neuronumerischen Ansatz gelingt es, Schäden mit einer Zuverlässigkeit von über 99 % zu detektieren.

Einleitung

Der Zustand von Stapelkästen hat entscheidenden Einfluss auf die Sicherheit und Akzeptanz beim Kunden. Die Selektion von Mehrwegkästen, d.h. das Erkennen von beschädigten, gealterten und versprödeten Gebinden sowie von Fremdfabrikaten besitzt hierbei eine überaus große wirtschaftliche aber auch technische Bedeutung.

In Anbetracht des mengenmäßigen Umsatzes aller Getränke von derzeit 400-500 Mio. Kästen im Jahr bei ca. 70 % Mehrweganteil, stellt dies besondere Anforderungen an die Logistik der Unternehmen. Die effiziente, frühzeitige und vollständige Detektion von Schäden, starken Verschmutzungen und Fremdkörpern erspart den Mittransport durch die weiteren Schritte der Abfüllung.

Zur Schadenserkennung in der Flaschenabfüllanlage stehen der Industrie optische Systeme auf der Basis von Bildverarbeitungssystemen zur Verfügung. Außerdem unterstützen Ultraschallsysteme diese zur Erkennung von Schäden in sehr eng begrenzten Bereichen. Schwachpunkte dieser Methoden sind neben der Anfälligkeit gegenüber Störungen aus der Umgebung die mangelhafte Erkennung von verdeckten Schäden sowie Haarrissen in den Griffleisten der Prüflinge.

Aus diesem Grund wurde am Lehrstuhl für Fluidmechanik und Prozessautomation im Rahmen einer Machbarkeitsstudie (Zacharias et al. 2000 – 2004) ein verbessertes Verfahren zur Detektion und Diagnose von Schäden an Getränkekästen erarbeitet, das auf der Basis der mechanischen Schwingungsanalyse arbeitet. Dabei wird der Getränkekasten durch eine Sinusanregung mit durchgestimmter Frequenz (50 – 1000 Hz) in Schwingung versetzt und die Frequenzantwort mit am Griff montierten Beschleunigungsaufnehmern aufgezeichnet. Die Spektren von intakten und defekten Gebinden unterscheiden sich signifikant. Ihre Bewertung erfolgt schnell und zuverlässig durch ein künstliches neuronales Netz.

Die gegenwärtigen Untersuchungen zielen auf eine Weiterentwicklung in Hinblick auf Praxis-tauglichkeit und Reduzierung der Taktzeit unter 1 s. Dies entspricht bei Kästen mit 20 Flaschen einer Ausbringung von 72000 Flaschen pro Stunde. Neben einer Schnellfixierung zur kurzzeitigen Arretierung des Prüflings besteht die grundlegende Neuerung im Übergang zu einer Impulsanregung des Prüflings. Ein kurzer Halbsinus-Impuls regt gleichzeitig alle Eigen-schwingungen des Getränkekastens an. Durch die optische Schwingungsmessung mit ei-nem Laservibrometer erübrigt sich die Montage der Beschleunigungsaufnehmer. Eine Fou-riertransformation des Ausgangssignals liefert das Frequenzantwortspektrum. Die weitere Analyse erfolgt durch ein neuronumerisches Hybrid, das den besonderen Vorzug bietet, ne-ben experimentellen Daten auch numerische Ergebnissen abstrahieren und synergetisch nutzen zu können (Eder et al. 2005).

Die folgenden Abschnitte beschreiben die eingesetzten Methoden und die damit erzielten Ergebnisse.

Finite Elemente Simulation

Zur Durchführung der Computersimulationen auf Basis der Finite-Elemente-Methode kommt das kommerzielle Softwarepaket NASTRAN/PATRAN der McNeal-Schwendler Cooperation zum Einsatz. Der Preprozessor PATRAN erzeugt das Finite-Elemente-Gitter aus den CAD-Dateien des Getränkekastens. Hier erfolgt eine Diskretisierung in 377453 Tetraederelemente mit jeweils 10 Knotenpunkten. Durch Herauslösen bestimmter Volumenelemente aus der Struktur gelingt es, definierte Schäden zu generieren.

Die Modalanalyse liefert die Eigenmoden, in denen der Getränkekasten bei resonanter An-regung schwingt. Der Vergleich der ersten Eigenform der Griffleisten eines intakten Kastens und eines Kastens mit Griffbruch (Bild 1) zeigt neben einem deutlichen Unterschied in der Eigenfrequenz auch eine signifikante Abweichung in der Reaktion der Seitenwand. Dies be-legt, dass sich daraus eindeutige Kriterien zur Klassifikation ableiten lassen, auch wenn der Messpunkt nicht direkt am Schadensort liegt.

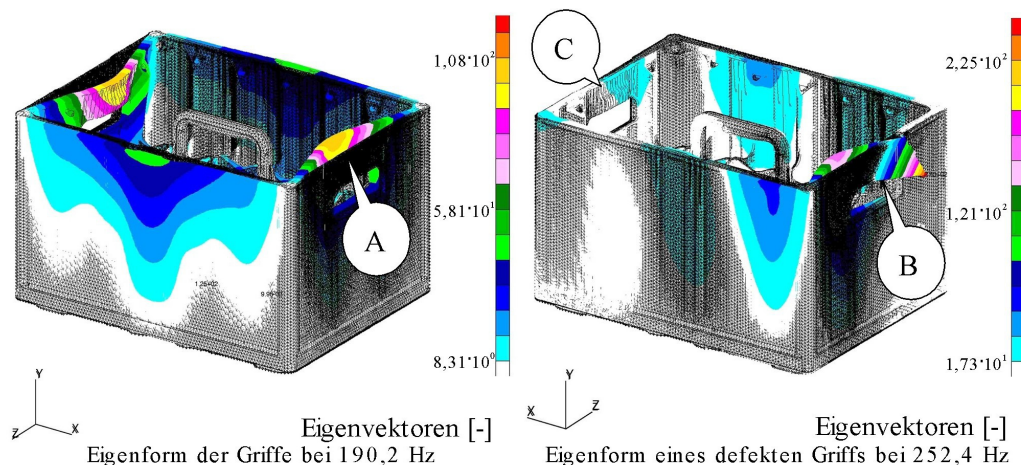


Bild 1: Eigenmoden der Griffleiste eines intakten Kastens und bei Griffbruch

Über die Modalanalyse hinaus erlaubt die FEM aber auch die Simulation der Schwingungs-antwort bei den unterschiedlichsten Randbedingungen. Hierzu gehören die Geometrie und Materialdaten des Getränkekastens genauso wie die konstruktive Ausgestaltung der Fixie-rung und der Zeitverlauf bzw. der Ort der Anregung. Für die im Folgenden beschriebenen Untersuchungen wurde dazu auf der Vorder- und Rückseite am unteren Saum des Kastens

eine virtuelle Klemmbackenvorrichtung hinzugefügt. Diese bewirkt, dass die Knotenpunkte auf der Oberfläche in dem Bereich, wo diese auch im realen Experiment in Wechselwirkung mit der Fixierung treten, in ihrer Bewegungsfreiheit eingeschränkt werden. Die Schwingungsanregung erfolgte in der Mitte des Kastenbodens, an einer vertikalen Kante oder im Zentrum der Vorderfläche durch einen Halbsinusimpuls mit 8 ms Periodendauer.

Die schnelle Fouriertransformation (FFT) liefert die Frequenzinhalte der Schwingungsantwort an allen Punkten der Kastenoberfläche. So gelingt es ohne den ansonsten hohen experimentellen Aufwand, die geeigneten Punkte zur Fixierung des Kastens, zum Anregen oder zum Erfassen der Schwingung zu ermitteln. Kriterien sind dabei die ausreichende Sensitivität, wenn möglich auch Selektivität gegenüber den betrachteten Schäden „Griffbruch“, „Gefacheschaden“ und „Bodenbruch“. Die gewählte Fixierung sowie das Anregungssignal erwiesen sich als geeignet. Als Ort für die Einkopplung der Schwingung ist das Zentrum des Kastenbodens zu bevorzugen. Geeignete Positionen für die Schwingungsmessung liegen auf den Griffen bzw. im oberen Bereich der vertikalen Mittelachse von Vorder- bzw. Rückseite des Kastens. Für einen solchen Punkt illustriert Bild 2 die Auswirkung von Beschädigungen auf die Frequenzantwort des Systems im Bereich um die Resonanz bei 210 Hz. Insbesondere ein Bruch des Gefaches führt zu einer starken Verschiebung zu niedrigeren Frequenzen hin. Aber auch die anderen betrachteten Schäden sind detektierbar.

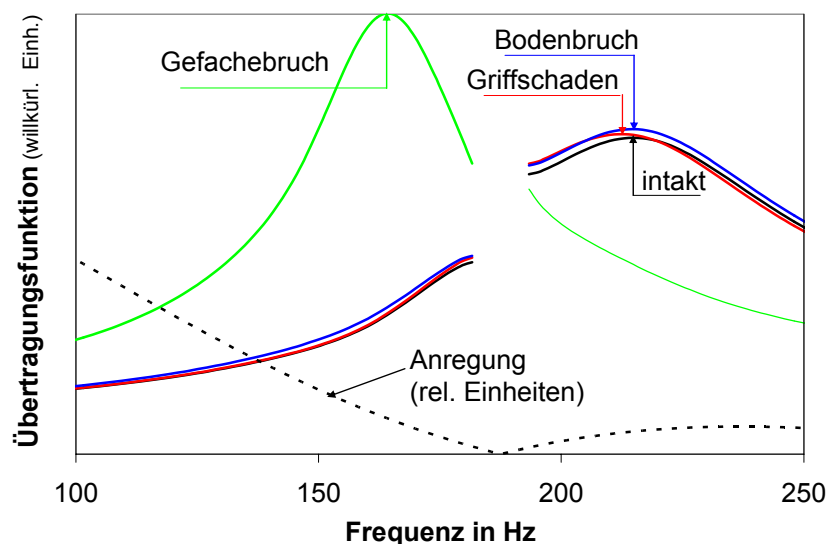


Bild 2: Numerisch berechnete Übertragungsfunktion

Optische Schwingungsmessung

Der Messstand zur experimentellen Schwingungsanalyse (Bild 3) berücksichtigt die Anforderungen nach einer Messzeit pro Prüfling von weniger als 1s. Die Aufzeichnung des Frequenzspektrums erfolgt anders als in der Machbarkeitsstudie nicht durch Durchstimmen der Anregungsfrequenz sondern durch einen Schockimpuls. Dieser wird durch einen elektrodynamischen Schwingungserreger vom Typ V550 (Hersteller: Ling Dynamic Systems) erzeugt und wirkt -den Ergebnissen der numerischen Simulation entsprechend- auf das Zentrum des Kastenbodens ein. Die Ansteuerung des Shakers erfolgt durch den Signalgenerator LDS-Dactron COMET, der mittels eines Beschleunigungssensors am Stößel den Schockimpuls regelt. Dies stellt die Reproduzierbarkeit des Anregungssignals sicher. Eine praxisnahe Schnellfixierung nimmt dabei den Prüfling auf.

Die kurze Messzeit erfordert eine berührungslose Erfassung der Schwingungsantwort. Zum Einsatz kommt ein Laservibrometer der Firma Polytec mit Messkopf OFV-505 (Brennweite 100 mm) und dem Controller OFV-5000 mit Geschwindigkeits- und Wegdecoder. Zur zusätzlichen Überwachung des Systems befinden sich Beschleunigungsaufnehmer an den Innenseiten der beiden Griffe sowie am Ort der Anregung. Eine Lab-View-Applikation steuert den Versuchsablauf und zeichnet die Ausgangssignale der einzelnen Sensoren auf.

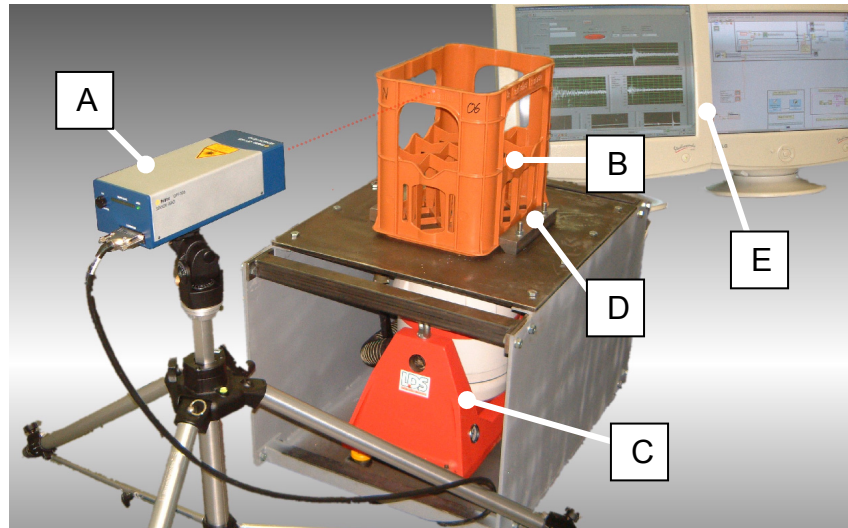


Bild 3: Schwingungsprüfstand (A Laservibrometer, B Getränkekasten, C Shaker, D Fixierung, E PC-Streuung und Data-Logger

Bild 4 vergleicht die Schwingungsantworten eines intakten Kastens und eines Prüflings mit Griffbruch.

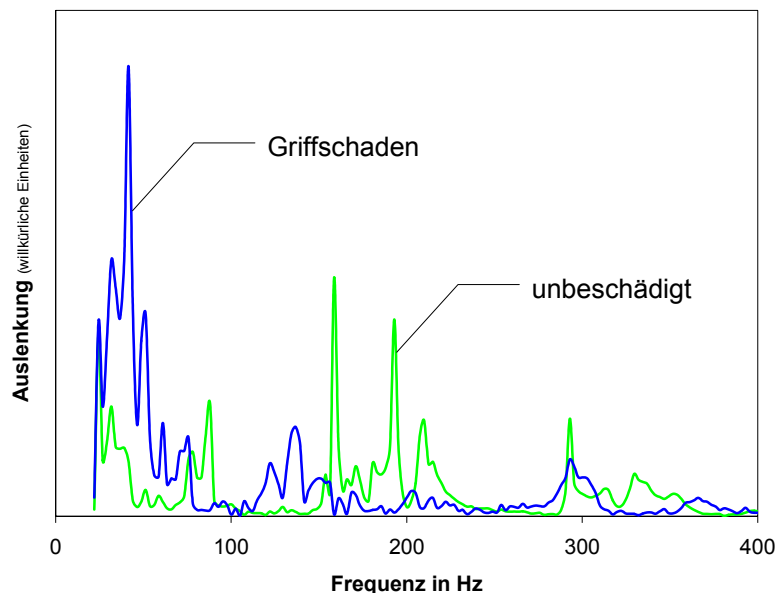


Bild 4: Frequenzspektrum der Auslenkung am Griff

Die Dauer des halbsinusförmigen Schockimpulses betrug dabei 3 ms. Die Aufnahme erfolgte jeweils berührungslos an der Griffleiste mit einer Samplerate von 5 kHz. Die Frequenzspektren weisen einen deutlichen Unterschied auf. Der Griffschaden bewirkt eine Verlagerung hin zu tieferen Frequenzen.

Künstliche Neuronale Netze (KNN)

Die Bewertung der Schwingungsantworten erfordert ein Verfahren zur multivariaten Datenanalyse, welches das vollständige Frequenzspektrum auszuwerten vermag. Speziell die KNN eignen sich wegen ihrer Approximations- und Generalisierungsfähigkeit auch für die Verwertung und Klassifikation von Daten mit Abweichungen im Bereich der Fertigungstoleranzen sowie von industrienahen verrauschten Datenaufnahmen.

So wurde im Rahmen der Machbarkeitsstudie bereits ein neuronales Netz mit 10 Eingangsneuronen, einer Zwischenschicht mit 5 Neuronen und 2 Ausgangsneuronen erfolgreich eingesetzt, dessen Training mit experimentellen Daten erfolgte. Bild 5 illustriert die Prognosefähigkeit des KNN bei Messung an einer Griffleiste. Die beiden Ausgangsneuronen stehen für die Entscheidung intakt/defekt. Der Ausgang „intakt“ nimmt bei einem unbeschädigten Kasten den Wert 1, bei festgestelltem Schaden den Wert 0 an, dies gilt sinngemäß auch für den Ausgang „defekt“. Dem sind die bekannten Schäden gegenübergestellt.

143 Kästen wurden untersucht, A kennzeichnet intakte Kästen, B Kästen mit Griffbruch auf der Sensorseite. B* steht für einen Bruch des Griffs auf der gegenüberliegenden Seite. Analog bedeuten C bzw. C* eine beschädigte Seitenwand.

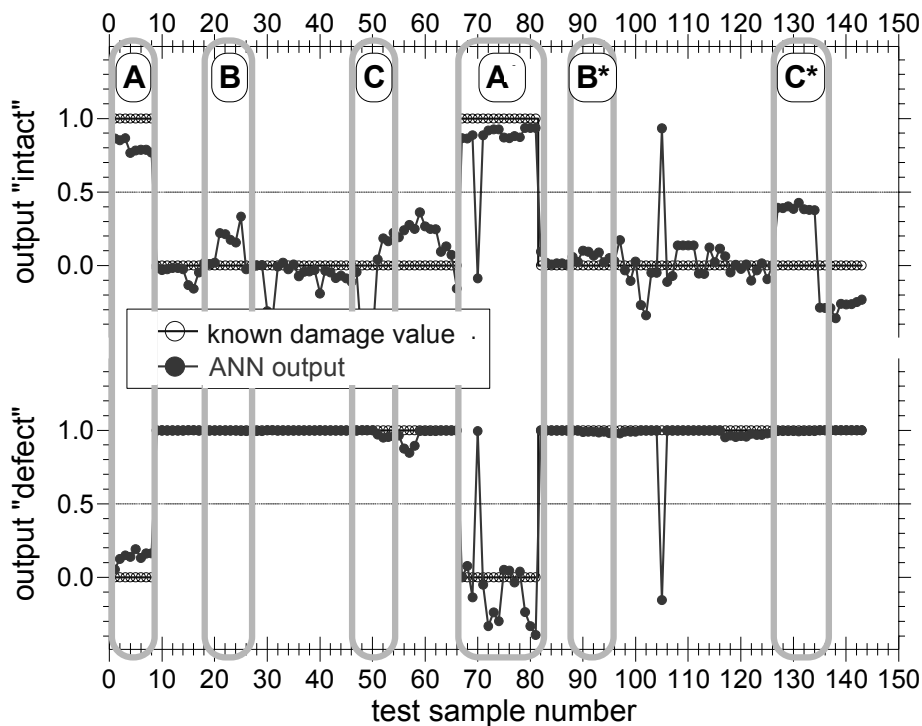


Bild 5: Vergleich der KNN-Ausgangs mit bekannten Schäden

Es zeigt sich, dass das KNN in 99 % der Fälle die richtige Klassifizierung vornimmt, wenn die Werte der Ausgangsneuronen auf 0 bzw. 1 gerundet werden.

Neuronumerik

Der Begriff Neuronumerik (Benning et al. 2001, Delgado 2002 und Petermeier et al. 2002) steht für ein völlig neuartiges hybrides Verfahren, welches das Potential der Finiten Elemente Methode (FEM) mit dem der künstlichen neuronalen Netze verbindet. Es verschmilzt so experimentelle und numerische Methoden. Bild 6 illustriert das Vorgehen bei der vorgestellten Anwendung.

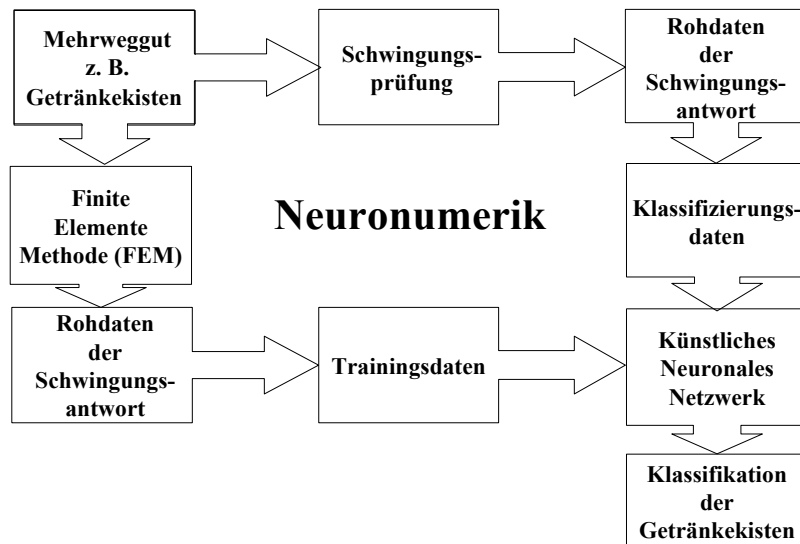


Bild 6: Schema der Neuronumerik

Die schnelle Aussortierung von beschädigten oder fremden Getränkekästen erfolgt durch ein künstliches neuronales Netz. Während der Trainingsphase kommen neben experimentell gewonnenen Schwingungsantworten defekter und intakter Kästen auch die Ergebnisse numerischer FE-Simulationen zur Einsatz. Dies reduziert den Aufwand für das Training der KNN erheblich. Im angedachten Praxiseinsatz entfällt die Aufnahme von Trainingsdaten vor Ort. Das System kann ohne Anlagenstillstand aktualisiert und mit Hilfe von Datenfernübertragung gewartet werden.

Fazit und Ausblick

Die bisherigen Untersuchungen zeigen, dass sowohl die numerische als auch die optische Schwingungsanalyse bei Impulsanregung eine ausreichende Selektivität gegenüber Beschädigungen von Getränkekästen ermöglichen. Auch die ausreichende Prognosefähigkeit künstlicher neuronaler Netze konnte nachgewiesen werden.

Für die Verschmelzung dieser Methoden zu einem neuronumerischen Hybrid, bleibt noch sicherzustellen, dass numerisch und experimentell bestimmte Frequenzspektren übereinstimmen. Dies erfordert eine Anpassung der verwendeten Materialparameter sowie die Adaption des Zeitverlaufs der Impulsanregung.

Dann kann erstmalig bei der Schadenserkennung an Mehrweggütern der Getränke- und Lebensmittelindustrie die Neuronumerik praxisorientiert eingesetzt werden. Dieses innovative, schnelle und zuverlässige Konzept bringt erhebliche Verbesserungen der Entscheidungsfindung beim industriellen Sortierprozess. Insbesondere werden auch kleine und verdeckte Schäden erkannt, die den herkömmlichen Detektionsmethoden Probleme bereiten.

Auch wird erwartet, dass das System die Selektion von Fremdfabrikaten sowie die Detektion von Materialschwankungen ermöglicht, wie sie bei Alterung (Versprödung) und bei Recyclaten auftreten. Darüber hinaus erweist sich die Mustererkennung durch die neuronumerische Parametrierung des KNN ohne langen Anlagenstillstand als update-fähig.

Die bisherigen Erkenntnisse lassen auch bei der Selektion von Flaschen, bedingt durch deren niedrige schwingungstechnische Komplexität, eine zuverlässige Klassifizierung erwarten.

Der Einsatz hybrider Methoden, speziell der Neuronumerik, besitzt aber auch über die beschriebene Anwendung hinaus großes Potential, wie Arbeiten zur Vorhersage von Strömungsfeldern (Delgado et al. 1996, Benning et al. 2001) verdeutlichen.

Dankesworte

Wir danken an dieser Stelle dem Forschungskreis der Ernährungsindustrie (FEI) und der Arbeitsgemeinschaft industrieller Forschungsvereinigungen (AiF) für die Förderung der Arbeiten im Rahmen des ZUTech-Projekts AiF 137 ZN.

Literatur

- Zacharias, J.; Hartmann, Ch.; Delgado, A., 2000: Automatische Aussortierung defekter Getränkekästen mittels Neuronumerik. *Der Weihenstephaner* 68, pp. 163-167.
- Zacharias, J.; Hartmann, Ch.; Delgado, A., 2001: Recognition of Damages on Crates of Beverages by an Artificial Neural Network. *Proceedings of eunite 2001 Tenerife, Spain*. In: *eunite 2001 – Final Programme & Proceedings (Abstracts + CD)*. Aachen: Verlag Mainz , pp. 69-76.
- Zacharias, J.; Hartmann, Ch.; Delgado, A., 2002-I: Application of Neuro-Numerics for Damage Recognition on Crates of Beverages. *Neural Network World* 12 ,Nr. 6, pp. 621-633.
- Zacharias, J.; Hartmann, Ch.; Delgado, A., 2002-II: Damages Recognition on Crates of Beverages by Artificial Neural Networks Trained with Data Obtained from Numerical Simulation. *Proceedings of ICCS 2002 – Amsterdam*. In: Sloot, P.M.A.; Tan, C.J.K; Dongarra, J.J.; Hoekstra, A.G. (Eds.): *Computational Science – ICCS 2002*. Berlin: Springer-Verlag Vol. 2329 , Part 1, pp. 980-989.
- Zacharias, J., 2003: Automatische Schadenserkenkung an Getränkekästen mittels Neuronumerik. *Dissertation*. TU-München.
- Zacharias, J.; Hartmann C.; Delgado A, 2004: Damage detection on crates of beverages by artificial neural networks trained with finite element data. *Computer methods in applied mechanics and engineering* 193 , pp. 561-574.
- Eder, C.; Benning, R.; Delgado, A., 2005: Automatische Schadenserkenkung an Getränkeketen – Online Detektion defekter Gebinde mittels Neuronumerik. *Brauindustrie* 3, pp. 42-43.
- Delgado, A., Nirschl, H., Becker, T., 1996: First use of cognitive algorithms in investigations under compensated gravity. *Microgravity Sci. and Techn.* IX/3, pp. 185-192
- Benning, R., Becker, T., Delgado, A, 2001: Initial studies of predicting flow fields with an ANN hybrid. *Advances in Engineering Software* 32, p. 895-901
- Delgado, A., 2002: Hybride Ansätze in der Stömungsmechanik. *Seminarvortrag*, 15.01.2002, Göttingen,
- Petermeier, H., Benning, R., Delgado, A., Kulozik, U., Hinrichs, J., Becker, T. 2002: Hybrid model of the fouling process in tubular heat exchangers for the dairy industry. *Journal of Food Engineering* 55, pp. 9-17