

„ANNalyzer“ – neurohybride Stützung eines Bildauswerteverfahrens, angewendet auf mikroorganismisch generierte Strömungen

H. Petermeier², A. Baars¹, A. Delgado^{1,2},

¹ Lehrstuhl für Fluidmechanik und Prozessautomation, TU München, Weihenstephaner Steig 23,
85354 Freising

² InformationsTechnologie Weihenstephan, TU München, Am Forum 1, 85354 Freising

Zusammenfassung

Der vorliegende Beitrag stellt ein Auswerteverfahren vor, das künstliche neuronale Netzwerke mit quantitativen Bildanalyseverfahren zur Ermittlung von Strömungsgeschwindigkeiten verknüpft. Den Schwerpunkt dieser Abfassung bildet die Darstellung und Diskussion der für diesen Fall möglichen Strategien der Anwendung neuronaler Netze zur Erkennung und Beseitigung von Artefakten. Ein Hauptaugenmerk liegt dabei in der Verwendung sogenannter Funktionsknoten, die eine Integration strömungsmechanischen Vorwissens in die Auswertung erlauben. Als Anwendungsbeispiel für die genannte Methode dient eine mikroorganismisch generierte, laminare, instationäre und wirbelbehaftete Strömung (Özmutlu et al. 2004).

Einleitung

Der Ausgangspunkt der Untersuchungen ergibt sich aus der Frage nach dem evolutionsoptimierten, energieminimalen Stofftransport, wie er - der Arbeitshypothese des hier betrachteten Forschungsvorhabens folgend - von Wimperntierchen betrieben wird. Wimperntierchen (Peritriche Ciliaten) erzeugen zur eigenen Nahrungszufuhr eine laminare, instationäre und wirbelbehaftete Strömung und beeinflussen damit erheblich den Massentransport zum Biofilm. Ein derartiges Strömungsfeld zeigt Abbildung 1, welche zugleich den in Abbildung 3 veranschaulichten Strömungsausschnitt illustriert. Deutlich lässt sich das von einer Ciliate erzeugte und für diese Mikroorganismen typische Wirbelsystem erkennen. Die Gegenwart einer benachbarten Ciliate gibt einen Eindruck von der Ausdehnung der Wirbelsysteme im Verhältnis zur Größe der Ciliaten.

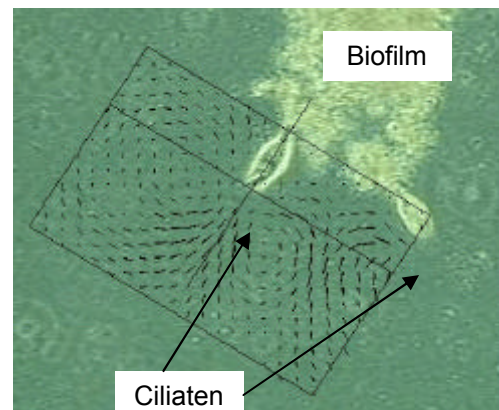


Abb. 1: Strömungsfeld um eine Ciliate.

Da sich biologische Systeme als sehr sensibel gegenüber äußeren Einflüssen erweisen, hat die Wahrung der Biokompatibilität entscheidende Bedeutung. Biokompatibilität bedeutet hier die Vermeidung von solchen Faktoren, welche die Umwelt der Ciliaten beeinflussen. Dazu gehört z. B. die zusätzliche Erwärmung durch eine starke Beleuchtung. Für den Experimentator heißt dies, daß er an dieser Stelle mit Einschränkungen konfrontiert wird, die eine Auswertung der Bilddaten erschweren. Eine Stützung der bildtechnischen Auswertung durch Einbringen von zusätzlichem strömungsmechanischem Wissen zur Vermeidung aphysikalischer Strömungsfelder in den Auswertungsergebnissen erweist sich als notwendig. Dies geschieht hier mit einem völlig neuartigen Neurohybrid (Fellner et al. 2003), welches die Vorteile der selbstlernenden neuronalen Netze (artificial neural networks - ANN) und analytisch-numerischer Simulation synergetisch nutzt, um Artefakte der Bildverarbeitung zu beseitigen.

Gleichzeitig bietet dieses stützende Verfahren einen Zugang zur Untersuchung des instationären Verhaltens. Damit liegt in Kombination mit dem bereits entwickelten biokompatiblen Mikro-PIV-Verfahren (Özmutlu et al. 2004) erstmalig ein Verfahren zur Diagnose und Analyse von Mikro-Biokonvektion vor.

Anwendungen neuronaler Netze in der Strömungsmechanik

Delgado et al. 1996 setzten erstmalig neuronale Netze zur Vorhersage der Strömungsfelder zwischen zwei rotierenden Scheiben ein und zeigten in dieser Arbeit das enorme Potential dieser Methodik in strömungsmechanischen Anwendungen auf. Benning et al. 2001 entwickelten diesen Ansatz weiter und integrierten zum ersten Mal über das Trainingsverfahren strömungsmechanisches Vorwissen in die neuronalen Netze. Die sogenannten Funktionsknoten („functional nodes“) wurden indessen von Fellner et al. 2003 im Umfeld der Bioprozeßmodellierung eingesetzt. Hier wurde bereits die Übertragbarkeit des Ansatzes auf weitere Themengebiete angedeutet.

Es sind bereits einige Anwendungen kognitiver Algorithmen in der quantitativen Bildanalyse zur Ermittlung von Strömungsfeldern bekannt. So geben Grant und Pan 1997 einen Überblick über Ansätze, in denen neuronale Netze zur Ermittlung der Korrelation in PIV und PTV eingesetzt werden. Labonté 1999 wendet selbstorganisierende Karten („Kohonen-Netze“) zur Ermittlung der Partikelpaare bei PTV an. Die neuere Literatur gibt erste Ansätze an, zelluläre neuronale Netze zur Artefaktdetektion in PIV-Aufnahmen (Liang et al. 2003) einzusetzen, allerdings ohne die Integration von strömungsmechanischem Vorwissen.

Integration von strömungsmechanischem Vorwissen in neuronale Netze durch Funktionsknoten

Neuronale Netze zeichnen sich durch ihre Fähigkeiten als globale Approximatoren aus. Sie besitzen aber den Nachteil, daß sie „Black-Box“-Modelle liefern. Der Einsatz von Funktionsknoten kann diesen Nachteil korrigieren, da die Ein- und Ausgänge der Funktionsknoten eine physikalische Interpretation zulassen. Dieses Vorwissen kann z. B. in Form einer analytischen Lösung des Strömungsproblems, der Wirbelsätze oder der Taylor-Hypothese vorliegen.

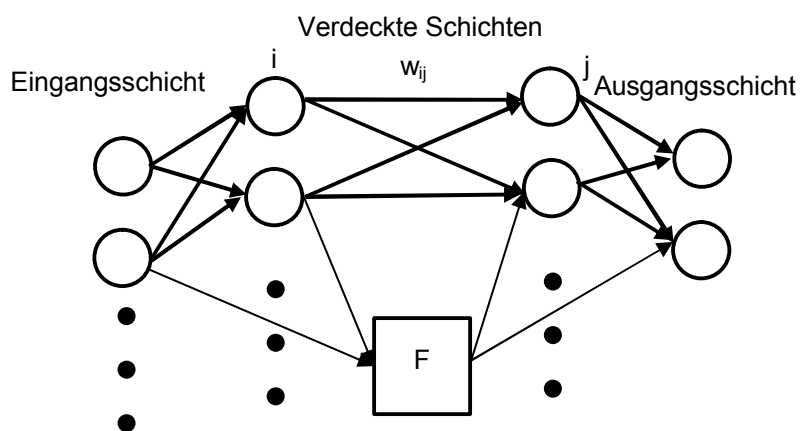


Abb. 2: Prinzipskizze eines neuronalen Netzes mit feed-forward-Struktur. Die Kreise symbolisieren klassische Knoten, das Rechteck einen Funktionsknoten. w_{ij} weist auf das Gewicht der Verbindung zwischen Knoten i und j hin.

Abbildung 2 stellt den Aufbau eines feed-forward-Netzes mit einem Funktionsknoten dar. Die Eingangsschicht speist die unabhängigen Variablen in das neuronale Netz ein. Die Verbindungen zwischen den einzelnen Knoten (Neuronen) in den verdeckten Schichten sorgen für die Weiterleitung.

Innerhalb eines Knotens werden die Eingänge mit den entsprechenden Ge-

wichten aufsummiert, d. h. $n_i = \sum_{p \in P} a(n_p) w_{pi}$, wobei $a(n_p)$ durch die Aktivierungsfunktion des Vorgängerknotens n_p berechnet wird. Als Aktivierungsfunktion werden sigmoide Funktionen

verwendet, wie z. B. die logistische Funktion $a(n_p) = c_{p,1} + \frac{c_{p,2}}{1 + e^{-c_3(n_p + b_p)}}$.

An der Ausgangsschicht wird das für jeden Eingangsvektor errechnete Ergebnis \vec{y}_i mit den Trainingsmustern \vec{t}_i , z. B. den Geschwindigkeitsvektoren an den Punkten (x_i, y_i) , verglichen und der so erhaltene Fehler $\varepsilon = G(\|\vec{t}_i - \vec{y}_i\|)$ in einer geeigneten Norm errechnet.

An sich besteht die Möglichkeit, den Fehler durch eine Gütefunktion G zu modifizieren. Damit lassen sich zusätzliche „Strafterme“ einführen. Die Parameter der Abbildung, d. h. die Gewichte w_{ij} , werden anschließend mit einem sogenannten Backpropagation-Algorithmus modifiziert. Letzterer zählt zu den Gradientenverfahren. Durch eine Modifikation lässt sich erreichen, dass sich der Fehler kleiner als eine vorgegebene Schranke ausnimmt (Konvergenz).

Ausgangspunkt der neurohybriden Beschreibung der von Ciliaten erzeugten Strömung bildet die von Blake und Otto 1996 vorgeschlagene Stromfunktion

$$\psi(r, z) = \frac{F}{8\pi\mu} \left[\frac{r^2}{(r^2 + (z-h)^2)^{1/2}} - \frac{r^2}{(r^2 + (z+h)^2)^{1/2}} - \frac{2h z r^2}{(r^2 + (z+h)^2)^{3/2}} \right]$$

bzw. die daraus abzuleitenden Strömungsgeschwindigkeiten. Bei komponentenweiser Einspeisung in Funktionsknoten des neuronalen Netzes übernimmt das neuronale Netz die Überprüfung der bildtechnischen gemessenen Strömungsdaten anhand dieser analytischen Lösung.

Ergebnisse

Approximation des Strömungsfeldes durch functional nodes

Abbildung 3 zeigt erste Ergebnisse der Darstellung eines gemessenen, d. h. durch Standard-PIV-Auswertung gewonnenen, Strömungsfeldes durch ein derartiges Neurohybrid, in dem das strömungsmechanische Vorwissen als analytische Lösung eingeht. In diesem Beispiel wurde bewusst auf eine Optimierung der Netztopologie der ANN und der Trainingsparameter verzichtet.

Die Auswertungsergebnisse in Abbildung 3 belegen, daß die Ermittlung der Topologie der Strömung weitestgehend korrekt erfolgt.

Das eingesetzte Neurohybrid erfüllt hier einen doppelten Zweck. Einerseits leistet es einen Beitrag zur Detektion und Beseitigung bildtechnischer Artefakte durch Integration strömungsphysikalischen Vorwissens und vermeidet dadurch „aphysikalische“ Strömungsfelder. Andererseits bietet es eine Möglichkeit der „Codierung“ des Strömungsfeldes für weitergehende Untersuchungen.

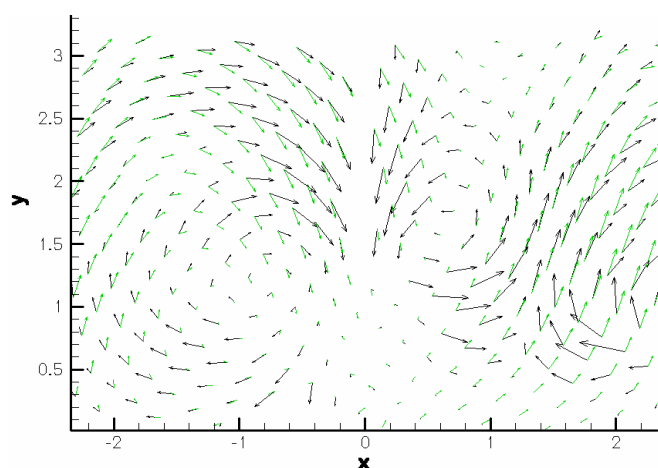


Abb. 3: Beispiel für die Darstellung eines gemessenen Strömungsfeldes (schwarz) durch ein ANN (grün). Die Achsen sind dimensionslos.

In diesem Zusammenhang erweist sich folgende Überlegung von Bedeutung. Übersteigt die Anzahl der Gewichte des Netzes, die sich als Parameter des neuronalen Netzes betrachten lassen, die Anzahl der Trainingsdaten, so kann man davon ausgehen, daß die gewünschte Approximationsgüte durch das neuronale Netz nicht erreicht wird. Führt man nun zusätzliches „Wissen“ in Form von z. B. einer analytischen Lösung ein, läßt sich die Zahl der Knoten verringern, so daß sich das Verhältnis der Anzahl der Trainingsdatensätze zu der Zahl der Netzparameter (Gewichte) zu Gunsten des neuronalen Netzes verbessert.

Weitere Ergebnisse auf der Grundlage der analytischen Lösung von Blake und Otto

Entsprechend der zu Grunde liegenden Linearität des Stokes-Strömungsregimes lassen sich Lösungen der Stokes-Gleichung überlagern. Die oben genannte Stromfunktion nach Blake und Otto 1998 wurde auf diesem Weg gewonnen. Die Eignung dieses stark vereinfachten Ansatz zur Anwendung im Neurohybrid konnte an einem ausgewählten Bildpaar gezeigt werden (Hartmann et al. 2005). Dies erfolgte durch Abschätzen der Position und Lage der Ciliate. Dabei ging ebenfalls die Neigung der Ciliate gegen die Bildebene ein. Als Ausschlußkriterium wurde die Kollinearität der gemessenen und der durch die analytische Lösung vorgegebenen Geschwindigkeitsvektoren gewählt. Dies zeigte einerseits die Eignung der verwendeten analytischen Lösung als strömungsmechanisches Ersatzsystem. Andererseits erlaubt diese Vorgehensweise die Ermittlung der Größenordnung des Betrag der Kraft \vec{F} , der bei 10 bis 100 pN liegt. Es muß in diesem Zusammenhang darauf hingewiesen werden, daß die Untersuchungen an *Opercularia asymmetrica* durchgeführt wurden. Diese Ciliatenspezies erzeugt im Vergleich zu etwa Vorticellen, ein bedeutend schwächeres Strömungsfeld. Dementsprechend liegt für Vorticellen eine größere Kraft vor.

Zur Abschätzung des Volumenstromes zur Ciliate hin wurde über den Querschnitt zwischen den beiden Wirbelzentren links und rechts der Ciliate das Integral $\dot{V} = 2\pi \int (\vec{v} \cdot \vec{n}) r dr$ ausgewertet. Für das ausgewählte Bildpaar liegt die geförderte Menge in einer Größenordnung von 1-5 nl/min.

Zum Ablauf und der Dynamik des Förder-Ruhe-Zyklus der Ciliaten

Bei den Experimenten fiel eine „Nickbewegung“ der Ciliaten auf, die als zusätzliche Möglichkeit zur Strömungsbeeinflussung gewertet werden muß. Allerdings ließ sich bei dieser Nickbewegung kein regelmäßiges Muster feststellen.

Für den Ablauf des Förder-Ruhe-Zyklus ergaben sich die in Abbildung 4 angegebenen Zeitpunkte bzw. Phasen.

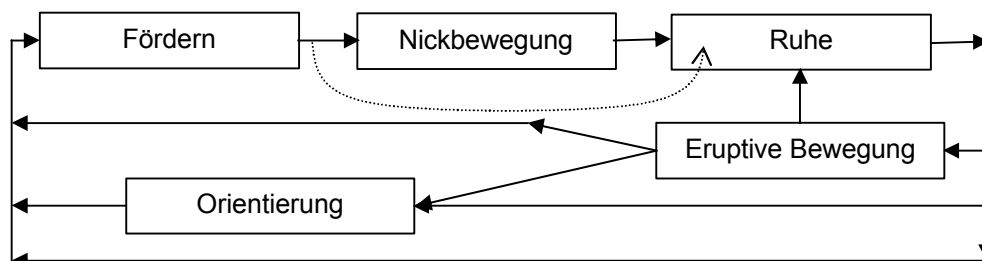


Abb. 4: Zur Abfolge der einzelnen Bewegungsformen während eines Förder-Ruhe-Zyklus.

Die Beobachtungen weisen darauf hin, daß eine Nickbewegung den Förderzyklus der Ciliate beendet. Nach einer gewissen Zeit geben die Ciliaten Stoffwechselprodukte wieder ab.

Inwiefern diese „eruptive“ Bewegung, d. h. das Ausscheiden der Stoffwechselprodukte, die umgebende Strömung beeinflusst, konnte noch nicht geklärt werden.

Durch Partikelverfolgung in einem von zwei abwechselnd aktiven Ciliaten generiertem Strömungsfeld wurde eine vereinfachte Folge Fördern-Ruhe-Fördern von Hartmann et al. 2005 numerisch untersucht. Hierbei konnte festgestellt werden, daß sich bei gleichzeitiger Aktivität der Ciliaten im Einzugsbereich zwischen den Ciliaten keine starke Vermischung einstellt. Gleiches gilt für zu großen Abstand (mehr als zweimal die Größe der Ciliate) oder zu große Ruhezeiten zwischen der Aktivität der Ciliaten. Abbildung 5 illustriert diese Ergebnisse.

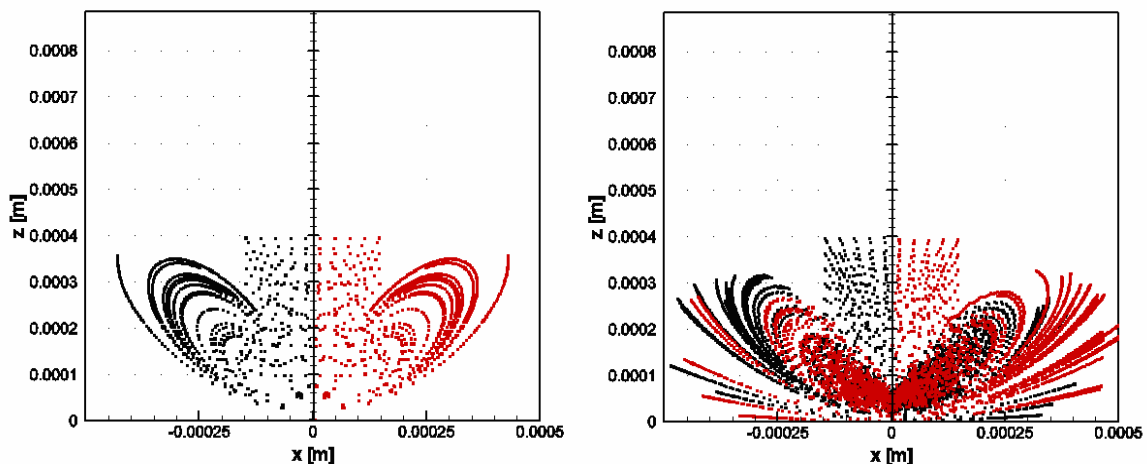


Abb. 5: Bahnen von Partikeln, die in einem quadratischen Bereich oberhalb zweier Ciliaten (*Opercularia asymmetrica*) starten. Die dunklen Partikel kommen ursprünglich von rechts, die helleren Partikel von links der Symmetrieachse. Linkes Bild: gleichzeitige Aktivität, rechtes Bild: alternierende Aktivität mit einem Intervall von 7 Sekunden. Die Ciliaten sind 60 μm voneinander entfernt. Die Bahnen wurden über 6 Minuten verfolgt.

Die den in Abbildung 5 dargestellten Simulationsergebnissen zu Grunde liegenden Parameter geben dabei eine im Experiment beobachtete Anordnung (vgl. Abbildung 1) idealisiert wieder. Besondere Aufmerksamkeit verdient dabei die rechte Abbildung, welche die alternierende Aktivität der Ciliaten zeigt. Im Gegensatz zur gleichzeitigen, synchronen Aktivität der Ciliaten links läßt sich eine starke Durchmischung beobachten. Dies zeigt, daß die synchrone Aktivität einen unvorteilhaften Nährstoffaustausch zwischen den beiden Einzugsgebieten der Ciliaten nach sich zieht, das abwechselnde Fördern dagegen einen Vorteil für beide Ciliaten bringt.

Zusammenfassung, Ausblick

Der vorliegende Beitrag stellt ein Auswerteverfahren vor, das die Vorteile künstlicher neuronaler Netze (artificial neural networks – ANN) mit denen der klassischen quantitativen Bildanalyseverfahren verknüpft. Den Kern des vorgestellten neurohybriden ANNalyzers bilden sogenannte functional nodes. Diese functional nodes ermöglichen die Integration von Vorwissen in das neuronale Netz und erweitern damit die (kognitiven) Fähigkeiten eines ANN.

Die im vorliegenden Fall der Strömungsanalyse zu Grunde liegenden Beobachtungen zeigen eine mikroorganismisch generierte, laminare, instationäre und wirbelbehaftete Strömung (vgl. Abb. 1). Mit einem der Literatur entnommenen Ansatz läßt sich diese Strömung hinreichend genau darstellen, so daß sich damit Abschätzungen für den durch die Ciliaten geförderten Volumenstrom und den erforderlichen Impulseintrag angeben lassen.

Simulationen weisen darauf hin, daß die Ciliaten durch eine geeignete Folge von Förder-Ruhe-Zyklen einen synergetischen Nutzen aus der Strömungsinduktion ziehen.

Die Instationarität des Förder-Ruhe-Zyklus der Ciliaten steht im Mittelpunkt zukünftiger Arbeiten. Der Ansatz, der hier verfolgt werden soll, basiert auf der Taylor-Hypothese und die Integration der Taylor-Hypothese in ein geeignetes neuronales Netz. Diese Vorgehensweise soll die Untersuchung der zeitlichen Abhängigkeit der Strömungsfelder und damit die Dynamik des Förder-Ruhe-Zyklus zugänglich machen.

Dankesworte

Der Deutschen Forschungsgemeinschaft gebührt unser Dank für die Förderung dieses Vorhabens im Rahmen des Schwerpunktprogramms 1147 „Bildgebende Verfahren zur Strömungsanalyse“.

Herrn Prof. Christoph Hartmann, jetzt German University Cairo, und Dr. J. Fried, herzlichen Dank für die anregenden Diskussionen und die gute Zusammenarbeit.

Literatur

- Benning, R., Becker, T., Delgado, A., 2001: Initial studies of predicting flow fields with an ANN hybrid, *Advances in Engineering Software* 32, pp. 895-901
- Blake, J. R., Otto, S. R., 1996: Ciliary Propulsion, Chaotic Filtration and a 'Blinking' Stokeslet, *Journal of Engineering Mathematics* 30, pp. 151-168
- Delgado, A., Nirschl, H., Becker T., 1996: First use of cognitive algorithms in investigations under compensated gravity, *Microgravity Science and Technology IX/3*, pp.185-192
- Fellner, M., Delgado, A., Becker, T., 2003: Functional neurons in dynamical neural networks for bioprocess modelling, *Bioprocess and Biosystems Engineering* 25, pp. 263-270
- Grant, I., Pan, X., 1997: The use of neural techniques in PIV and PTV, *Meas. Sci. Technol.* 8, pp. 1399-1405
- Hartmann, C., Özmutlu, Ö., Petermeier, H., Fried, J., Delgado, A., 2005: Analysis of the Flow Field Induced by the Sessile Peritrichous Ciliate *Opecularia asymmetrica*, *Journal of Biomechanics*, eingereicht
- Hausmann, K., Hülsmann, N., Radek, R., 2003: *Protistology*, Schweitzerbartsche Verlagsbuchhandlung
- Özmutlu, Ö., Petermeier, H., Hartmann, Ch., Delgado, A., Krishnamachari, V., Denz, C., Brede, M., Leder, A., Fried, J., *Mikroorganismische Konvektion im Lichte eines bildgebenden Verfahrens*, GALA Fachtagung 2004 Karlsruhe
- Labonté, G., 1999: A New Neural Network for Particle-Tracking Velocimetry, *Exp. in Fluids* 26, pp. 340-346
- Liang, D. F., Jiang, C. B., Li, Y. L., 2003: Cellular neural network to detect spurious vectors in PIV data, *Exp. in Fluids* 34, pp. 52-62