

Ein visuomotorisches Sortiersystem auf der Basis von Farbmerkmalen *

Fred Hamker, Torsten Pomierski, Horst-Michael Gross und Klaus Debes
Technische Universität Ilmenau
Fachgebiet Neuroinformatik
Postfach 100565, D-98684 Ilmenau

Zusammenfassung

Dieser Beitrag liefert eine Übersicht bzgl. eines visuomotorischen Systems für Sortieraufgaben von ungeordneten Wertstoffströmen, speziell von Altpapier. Die Merkmalsextraktion basiert auf Farbhistogrammen, die die lokale Farbverteilung beschreiben. Das Lernen der visuellen Kategorisierung erfolgt während des gesamten Einsatzes in einem geschlossenen visuo-taktilen Lernzyklus unter Einbeziehung einer gerichteten Aufmerksamkeit. Die Grundlage des Lernens bildet ein Growing Neural Gas, welches in der Art modifiziert wurde, die ein lebenslanges Lernen ermöglicht. Eine zielgerichtete Selektion erfolgt durch einen neuronalen WTA-Prozeß mit anschließender Regionenbildung.

1 Einleitung

Im Bereich der Inspektion und Sortierung, gerade bei nicht standardisierten industriellen Umgebungen, besteht für einen wirtschaftlichen Einsatz von Systemen die Notwendigkeit, einer größtmöglichen Flexibilität der Aufgabenstellung und der Variabilität von Prozeßbedingungen sowie der Umgebung gerecht zu werden. Geeignet zur Lösung erscheint uns die Entwicklung eines biologisch motivierten, allgemeingültigen Architekturkonzepts für ein lernfähiges, konsequent handlungsorientiertes visuomotorisches System [5]. Sehen ist in diesem System nicht vorrangig ein passiver Sinneseindruck, sondern ein integraler Teil von zielgerichtetem Handeln und über einen Wahrnehmungs-Handlungs-Zyklus untrennbar mit der Handlung und den daraus resultierenden Konsequenzen verbunden. Zielgerichtete Aufmerksamkeit erfährt das System über die möglichst gute Erfüllung von Subzielen, die die zu verrichtende Aufgabe beschreiben [5] [7]. Kernbausteine dieses Systems als Wahrnehmungs-Handlungs-Zyklus sind die Farbkonstanz, die robuste Merkmalsextraktion unter Verwendung der Farbe, die handlungsorientierte selektive Aufmerksamkeit und das lebenslange Lernen.

Um das System möglichst schnell an die zu verrichtende Aufgabe zu adaptieren und damit die prinzipielle Flexibilität auf ein bestimmtes Ziel auszurichten, dient zu Beginn eine Anlernphase (*Teach-In*), in der mittels *Learning by Showing* zu sortierende Fraktionen durch Zeigen antrainiert werden.

*Unterstützt vom Bundesministerium für Bildung, Wissenschaft, Forschung und Technologie (BMBF), 413-5839-01 IN 101D - NAMOS-Projekt, 413-5839-01 M 3014C - MIRIS-Projekt

3 Merkmalsextraktion im Elementarfarbraum

Die Bilderzeugung erfolgt durch eine senkrecht über dem Sortierband angeordnete RGB-Farbbildkamera. Alle Pixel des RGB-Bildes werden in einen physiologisch motivierten Elementarfarbraum transformiert und dort einer Farbadaptation unterzogen [12], [13]. Die Pixel natürlicher Farbszenen, zu denen auch die bei der Papiersortierung auftretenden Szenen gezählt werden können, bilden im Elementarfarbraum nach der Farbadaptation eine Farbwertpunktvolke entlang der Unbuntachse, die lediglich einen Teil der durch den Farbraum bereitgestellten Geometrie ausnutzt (Abb. 2 Links). Somit sollte auch nur dieser Bereich bei einer Farbmerkmalsextraktion berücksichtigt werden.

Die hier gewählte und im folgenden beschriebene histogrammbasierte Farbanalyse lokaler Bildausschnitte (Kacheln) besitzt gerade dann ihre Rechtfertigung, wenn aufgrund des erforderlichen Kameraabstandes zur Aufnahme eines definierten Bandausschnittes von z.B. $1m^2$ und der damit verbundenen geringen Bildauflösung eine Extraktion von fraktionsspezifischen Strukturinformationen wie z.B. Texturen oder Ortsfrequenzen nicht mehr möglich ist. Die relevanten Fraktionen sind in erster Linie Schwerdruck, Pappen und Zeitungen, die aufgrund ihrer unterschiedlichen stofflichen Zusammensetzung separat recycelt und daher im Vorfeld voneinander getrennt werden müssen.

Eine Analyse der Lage der fraktionsbezogenen Farbwertverteilungen innerhalb des Elementarfarbraumes nach der Farbadaptation konnte zeigen, daß

- durch das Transportband hervorgerufene Farbwertverteilungen sich auf den unteren Bereich der Unbuntachse beschränken,
- unbunte Farbwertverteilungen, wie sie gerade für Tageszeitungen spezifisch sind, immer und ausschließlich entlang der gesamten Unbuntachse des Elementarfarbraumes oder aber in ihrer unmittelbaren Nähe auftreten,
- im charakteristischen Braun der Pappe feststellbare Farbwerte entsprechend ihrer Helligkeit eine ausgelenkte, kompakte Teilpunktvolke bilden und
- Farbwerte der Fraktion Schwerdruck die gesamte Punktvolke umfassen.

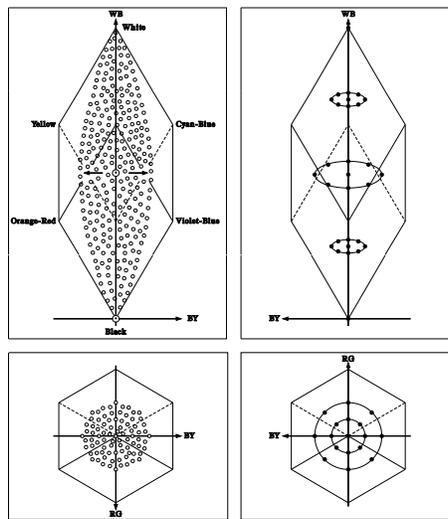
Aus diesen Gründen erwies sich für diese Problemstellung eine verteilte Kodierung zur Beschreibung lokaler Farbbildausschnitte als sinnvoll.

Lage und Anzahl der zur Kodierung erforderlichen Neuronen innerhalb des Elementarfarbraumes wurden auf die Varianz der auftretenden Punktvolken sowie auf die Leistungsfähigkeit des nachgeschalteten Klassifikators, der nach dem „Radial Basis Funktion,“ Prinzip arbeitet abgestimmt. Die Positionierung der Neuronen kann somit nach anfänglicher Lage entlang der Unbuntachse durch einen Lernprozeß (Kohonen Vektor, Neural Gas) aber auch durch eine synthetische Positionierung vorgenommen werden. Das Ergebnis zeigt Abb. 2 Rechts. Zur Erzeugung des Merkmalsvektors für einen lokalen Bildausschnitt (Kachel) wird der Euklidische Abstand eines jeden in den Elementarfarbraum transformierten RGB-Pixels \mathbf{w}_{xy} des betreffenden Ausschnittes zu jedem Neuron \mathbf{x}_i bestimmt. Diese Werte werden für alle n Pixel eines Ausschnittes der Dimension $x \times y$ neuroneweise aufsummiert und bilden so eine verteilte Repräsentation der Farbwerte des lokalen Ausschnittes.

$$h_i = \frac{\sum_{xy} (4.0 - \|\mathbf{w}_{xy} - \mathbf{x}_i\|)}{n} \quad (1)$$

Diese Repräsentation (Abb. 3 Mitte links) kann als Beschreibung der relativen Lage aller Pixel des lokalen Bildausschnittes bezüglich der Neuronen innerhalb des Elementarfarbraumes be-

Abbildung 2: **(Links)** Alle in den Elementarfarbraum transformierten und dort einer Farbadaptation unterzogenen RGB-Pixel natürlicher Farbszenen belegen lediglich einen Teil der durch den Farbraum bereitgestellten Geometrie entlang der Unbuntachse. **(Rechts)** Die folgerichtige Lage der Referenzknoten wie sie zur Bestimmung einer verteilten Kodierung lokaler Bildausschnitte genutzt wurden.



trachtet werden. Eine Normierung auf die Pixelanzahl n des lokalen Bildausschnittes gewährleistet eine Unabhängigkeit von der Ausschnittsgröße.

Die so gewonnenen Merkmalsvektoren werden in bildbezogenen Merkmalskarten, wie bereits erwähnt, einem neuronalen Klassifikator zugeführt.

4 Hypothesengenerierung und lebenslanges Lernen

Ausgehend von den Merkmalskarten werden lokale Hypothesen über das zugrundeliegende Material mit einem Klassifikator aufgestellt. In jeder Kachel des Bildes wird der dazugehörige Merkmalsvektor einem Neuronalen Netz als Eingabe präsentiert. Die Ausgabe des Netzes stellt eine Art Wahrscheinlichkeit dar, um welche Klasse es sich handeln könnte, also eine Hypothese. Ein Ergebnis einer Aufnahme aus dem Materialstrom zeigt Abb. 3 Mitte rechts

Inkrementelle Netze wie das Fuzzy-Artmap (FAM) [2], die Growing Cell Structures (GCS) [4] und das Growing Neural Gas (GNG) [3] erscheinen als geeignete Kandidaten zur Adaption an wechselnde Bedingungen, da sie die Musterinformation lokal speichern und beim Einspeichern eines neuen Musters, die alten nur geringfügig modifizieren [9]. Ein Leistungsvergleich von FAM, GCS und GNG im Vergleich zum Multi-Layer Perzeptron zeigte ein günstiges Verhalten des GNG, insbesondere hinsichtlich der Lerndauer und der Parameterstabilität [8]. Für ein lebenslanges Lernen muß jedoch das Einfügen neuer Knoten kontrolliert werden. In einem Einfüge-Bewertungs-Zyklus wird das Einfügen durch Beobachtung des Fehlers bewertet und so gelernt [9]. In [9] wird gezeigt, daß das Netz das Einfügen selbstständig begrenzt und sich nur bei wechselnden Umwelten wieder durch Einfügen und Lernen an die neue Situation anpaßt. Da die Beschaffung zusätzlicher sensorischer Daten in der Regel zeitintensiv ist und einen hohen Verschleiß zur Folge hat, sollten im wesentlichen die visuellen Informationen zur Auswahl der für die Aufgabe interessanten Objekte genutzt werden. Durch die handlungsorientierte Aufmerksamkeit wird Material und Position der Aktuatorik übergeben, welche ihrerseits eine zur Verifikation besonders geeignete „taktile“ Sensorik auswählt und nach einem mechanisch erfolgreichen Zugriff des Aktuators in den Wertstoffstrom mittels der am Greifer plazierten Sensorik verifiziert. Die dabei festgestellten Materialeigenschaften dienen dem visuellen Teil zur Verbesserung seiner Leistungsfähigkeit. Im Prinzip geschieht dies durch Verrechnung der Zugriffshypothese mit der taktilen Materialhypothese, die damit eine Referenzfunktion besitzt. Da die Annahme einer immer gültigen Referenzeigenschaft des taktilen Systems nicht gesichert ist und Fehlklassifikationen während des Betriebes durchaus auftreten können, darf die taktile

Einheit die visuelle Einheit nicht in allen Fällen „belehren“. Diese Maßnahme stellt weitgehend sicher, daß die guten Eigenschaften des visuellen Systems erhalten bleiben und schlechtere Leistungen teilweise (je nach Leistungsfähigkeit der taktilen Einheit) korrigiert werden können. Letztendlich motiviert der „intelligente“ taktile Lehrer nochmals das Prinzip der verteilten Multisensor-Integration gegenüber der reinen Sensorfusion.

5 Handlungsorientierte Aufmerksamkeit

Die Zugriffshypothese, d.h. die Region mit dem momentan höchsten Sortierinteresse, bildet sich aus dem Wettbewerb verschiedener, die Aufgabe beschreibender *Subziele* aus. Wesentliche Subziele im Einsatzfeld des Demonstrators sind die *Bewertung* der Fraktionen nach ihrer Bedeutung für den Sortiervorgang, die *Größe* von Regionen und die *Sicherheit* der Hypothese über das zugrundeliegende Material. Handlungsorientierte visuelle Aufmerksamkeit basiert demnach auf dem Wettbewerb prozeßrelevanter Subziele. Auch hier zeigt sich wieder eine Analogie zum MIKADO: wie im MIKADO-Spiel existiert in der MIKADO-Sortieraufgabe eine Rangfolge von Komponenten die mehr oder weniger Punkte bringen - wirtschaftlich mehr oder weniger interessant sind. Das Sortierinteresse kann entweder aus dem wirtschaftlichen Interesse einer Fraktion (*Positivsortierung*) oder aus dem Aussortieren von Störstoffen (*Negativsortierung*) herrühren. Anstelle einer Segmentierung bietet der Ansatz der Selektion in einem kompetitiven Netzwerk eine Möglichkeit, die rein sensorische Objektrepräsentation mit der Aktion von visuomotorischen Systemen zu verknüpfen [6], [7]. Die Grundidee basiert auf den neuronalen Feldern von Amari [1]. Dieser Ansatz wurde mit dem Neuronenmodell von Kohonen [11] modifiziert. Wesentlicher Beweggrund dieser Modifikation ist die bessere WTA-Dynamik, die aus der nichtlinearen Verlustfunktion herrührt [10]. Außerdem beschreibt die Gleichung bereits die mittlere Feuerrate eines Neurons, die sich durch den Verlust selbstständig begrenzt.

Die Ausbildung eines Zugriffsortes geschieht in der Attention Selection Map durch einen eindeutigen WTA-Prozeß auf Basis einer Differentialgleichung (Abb. 1):

$$\tau \cdot \dot{z}_{ki}(t) = \Psi_{min}(z_{ki}(t), -f(z_{ki}(t))) + I_{ki}^{HM}(t) + I_{ki}^{b,ASM}(t) + I_{ki}^{s,ASM}(t) \quad (2)$$

Die lokalen intra- und intercolumnaren Verbindungen sind im folgenden Term berücksichtigt:

$$I_{ki}^{b,ASM}(t) = \sum_{j \in \Omega, l \in \Psi} y_{lj}^{ASM}(t) \cdot w_{kilj} \quad (3)$$

Bei Verbindungen nur innerhalb einer Hypothesenschicht, wie in unseren Simulationen verwendet, setzt sich die Menge Ω lediglich aus $\Omega = \{i\}$ zusammen. Ψ bezeichnet die Menge der exzitatorisch verbundenen Nachbarn im Feld. Rückgekoppelte exzitatorische Verbindungen von jedem Knoten auf sich selbst verstärken die Eigenaktivität. Die Input-Aktivität y^{HM} der Hypothesenknoten bezeichnet die Sicherheit des Systems, die Hypothese in dem analysierten Bereich vorzufinden. Die globale Inhibition, mit einem Inhibitionsneuron simuliert,

$$\tau^{Gl} \cdot \dot{z}^{Gl}(t) = \Psi_{min}(z^{Gl}(t), -f(z^{Gl}(t))) + \sum_{l,j} y_{lj}^{ASM}(t) \quad (4)$$

berechnet sich unter Berücksichtigung der Eingabe y^{HM} und vermeidet so das Ausbilden eines Gewinners, wenn die Eingabeaktivität gering ist:

$$I_{ki}^{s,ASM}(t) = - \frac{w_{inh}}{\sum_{l,j} w_{kilj} \cdot y_{lj}^{HM}} y^{Gl}(t); \quad w_{kilj} = \frac{1}{L \cdot J} \forall l, j \quad (5)$$

Nur wenn sich ein zur Sortierung relevantes Objekt im Bild befindet, welches mit hinreichender Genauigkeit erkannt werden kann, bildet sich damit ein Zugriffspunkt aus. Die weitere Verarbeitung trennt die Information in die der gewählten Hypothese und eine Region, die die vorliegende Hypothese vollständig enthält. Zunächst wird dafür das Ende des WTA-Prozesses

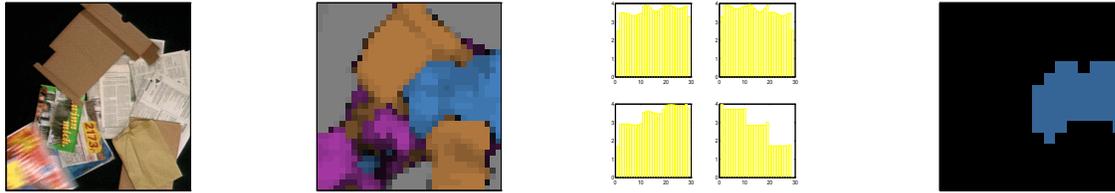


Abbildung 3: **(Links)** Farbadaptiertes RGB-Bild. **(Mitte links)** Ausgewählte, aus der Merkmalsextraktion hervorgehende lokale Farbhistogramme für die Fraktionen Schwerdruck, Pappe, Zeitung und Band. **(Mitte rechts)** Hypothesenkarte über die im Bild vorhandenen Fraktionen als Ergebnis der Klassifikation. **(Rechts)** Selektierte Region zur Ansteuerung des Greifers.

durch eine Summation von den verzögerten und den unveränderten Signalen aus der Attention Selection Map detektiert. Erst nach dieser Detektion kann sich die gewonnene Hypothese in den Hypothesis Identifier Nodes aufbauen. Nach diesem Schritt breitet sich die siegreiche Hypothese in der Focus Control Map aus und bahnt von dem Ort der Attention Selection Map aus die entsprechende Hypothese, so daß sich in der Focus of Attention Map eine Fläche ausbreiten kann (siehe Abb. 1). Die Differentialgleichung dafür lautet:

$$\tau \cdot \dot{z}_k(t) = \Psi_{min}(z_k(t), -f(z_k(t)) + I_k^{e, HM}(t) + I_k^{FAM}(t)) \quad (6)$$

Mit der globalen Inhibition:

$$I_k^{FAM}(t) = \sum_{l \in \Psi} w_{kl} \cdot y_l(t) - w^{FAM-Gl} \cdot y^{Gl} \quad (7)$$

$$\tau^{Gl} \cdot \dot{z}^{Gl}(t) = \Psi_{min}(z^{Gl}(t), -f(z^{Gl}(t)) + \sum_k y_k^{FAM}(t)) \quad (8)$$

und der präsynaptischen Bahnung der Eingabe:

$$I_k^{e, HM}(t) = y_{ki}^{HM}(t) \cdot \varphi \left(\sum_i y_{ki}^{FCM}(t) \cdot w^{e, FCM-FAM} \right) \quad (9)$$

mit φ als Beschränkung der Werte zwischen Null und Eins. Diese Region beschreibt die des separierten Objekts (Abb. 3 Rechts) und dient zum Lernen. Die verwendete Hilfsfunktion lautet mit der Heaviside-Funktion $H(x)$:

$$\Psi_{min}(x_1, x_2) = \max\{H(x_1) \cdot x_2, x_2\} \quad (10)$$

und die nichtlineare Verlustfunktion des Neurons berechnet sich mit [11]:

$$f(z) = \ln \left(\frac{z_{max} + z}{z_{max} - z} \right) \quad (11)$$

Danksagung

Wir danken T. Vesper für seine Mitarbeit zum lebenslangen Lernen, J. Key für die Mitarbeit am Modell der Aufmerksamkeit und R. Nestler für die Unterstützung in etlichen Detailfragen zur Software.

Literatur

- [1] Amari, S.: Dynamics of pattern formation in lateral-inhibition type neural fields, *Biological Cybernetics*, **27** (1977) 77-87.
- [2] Carpenter, G. A., Grossberg, S., Markuzon, M., Reynolds, J. H., and Rosen, D. B.: Fuzzy ARTMAP: A Neural Network Architecture for Incremental Supervised Learning of Analog Multidimensional Maps, *IEEE Trans. on Neural Networks*, **3** (1992), 698-713.
- [3] Fritzke, B.: A Growing Neural Gas Network Learns Topologies, *Advances in Neural Information Processing Systems*, **7** (1995), 625-632.
- [4] Fritzke, B.: Growing Cell Structures - A Self-Organizing Network for Unsupervised and Supervised Learning, *Neural Networks*, **7** (1994), 1441-1460.
- [5] Gross, H. M., Hamker, F. und Debes, K. (1995). Visuelle Wahrnehmung im Handlungskontext - ein Sehsystem als aktiv handelnder Agent. In *IWK-95: Proc. des 40. Int. Wiss. Kolloquiums der TU Ilmenau*. 731-737.
- [6] Hamker, F., Gross, H.-M.: Region finding for attention control in consideration of subgoals, *Neural Network World. International Journal on Neural and Mass-Parallel Computing and Information Systems. Special issue on Neurofuzzy'96 - IEEE European Workshop*, **6** (1996), 305-313.
- [7] Hamker, F. H., Gross, H.-M., Task relevant Relaxation Network for visuo-motory Systems, *Proceedings of ICPR'96 - International Conference on Pattern Recognition, Vienna*, 406-410, 1996.
- [8] Hamker, F., Heinke, D.: Implementation and Comparison of Growing Neural Gas, Growing Cell Structures and Fuzzy Artmap, Technical Report, *Schriftenreihe des FG Neuroinformatik der TU Ilmenau*, Report 1/97, ISSN 0945-7518, 1997.
- [9] Hamker, F. H., Gross, H.-M., Task based representation in lifelong incremental neural networks, *VDI Fortschrittberichte, Reihe 8, Nr. 663, Workshop SOAVE'97 - Selbstorganisation von adaptivem Verhalten*, Ilmenau, 99-108, 1997.
- [10] Kaski, S., Kohonen, T.: Winner-take-all networks for physiological models of competitive learning, *Neural Networks*, **7** (1993), 973-984.
- [11] Kohonen, T.: Physiological interpretation of the self-organizing map algorithm, *Neural Networks*, **6** (1993), 895-905.
- [12] Pomierski, T. and Gross, H. M. (1996). Biological neural architecture for chromatic adaptation resulting in constant color sensations. In *Proceedings of the ICNN-96*, 734-739. Washington DC: IEEE Press, 1996.
- [13] Thust, S., Pomierski, T., Schade, H. P. und Gross, H. M.: Automatische Farbkorrektur für Film, Video und Photo. *FKT Die Fachzeitschrift für Fernsehen, Film und elektronische Medien* **3** (1997) 120-123.