Experimente mit mehrschichtigen Perzeptron-Netzen zur Vorverarbeitung und Merkmalgewinnung auf den SLDF-Perfusionsbildern der Netzhaut

István Pál[1], Heinrich Niemann[2] und Georg Michelson[1]

[1] Augenklinik mit Poliklinik Universität Erlangen–Nürnberg
Schwabachanlage 6. (Kopfklinikum), D–91054 Erlangen
Email: inpal@cip.informatik.uni-erlangen.de
[2] Lehrstuhl für Mustererkennung (Informatik5)
Universität Erlangen–Nürnberg
Martenstraße 3. D–91058 Erlangen

Zusammenfassung In dieser Arbeit werden die Möglichkeiten der Vorverarbeitung und Merkmalgewinnung der Netzhautbilder mittels neuronaler Netze bzw. mehrschichtigem Perzeptron–Modell (MLP) zur automatischen Auswertung dieser Bilder vorgestellt.

Schlüsselwörter: Neuronales Netz, Mehrschichtiges Perzeptron, Scanning–Laser–Doppler–Flowmetrie

1 Einleitung

Eine Reihe von Augenerkrankungen beruhen auf Zirkulationstörungen in der retinalen und papillären Strombahn. Da können die häufigsten Zirkulationserkrankungen, wie z.B. das Glaukom und Diabetes erwähnt werden, wobei die rechtzeitige Erkennung wegen der irreversibilen Veränderung und Absterben des Gefäßsystems große Bedeutung hat. Bei diesen Erkrankungen ist die Untersuchung der retinalen Kapillaren und der Gefäßsysteme sehr wichtig.

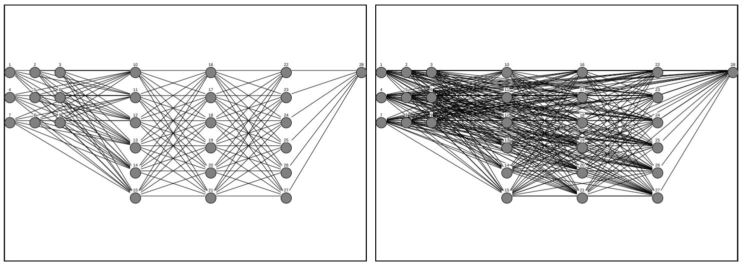
Die Bilder von Netzhaut werden mittels Scanning Laser Doppler Flowmetrie (SLDF) aufgenommen, die ein nicht-invasives Verfahren ist, das die Visualisierung des retinalen Gefäß- und Kapillarsystems durch eine 2-dimensionale Darstellung der retinalen Blutzirkulation ermöglicht [1].

Zur Vorverarbeitung und Merkmalgewinnung der Retinabilder werden neuronale Netze, mehrschichtigem Perzeptron–Modell (MLP) verwendet, um die Verarbeitungszeit zu reduzieren. Solche Verarbeitungsschritten sind z.B. die Kapillarhervorhebung und die Skelettierung der Gefäße.

2 Mehrschichtiges Perzeptron–Modell

Bei dem mehrschichtigen Perzeptron–Modell (MLP) wird ein $n \times n, n = 3, 5, 9, ...$ Eingang verwendet, dessen Referenzpunkt auf dem Eingangsbild mit Bildgöße

Abbildung1. *Links:* Mehrschichtiges Perzeptron *Rechts:* Mit shortcut Verbindungen



von $N \times M$ von Punkt zu Punkt verschoben wird. Die Topologie des Netzes ist vorwärtsgekoppelt, in dem die verborgenen Schichten voll bzw. short cut miteinander verbunden sind (siehe Abb. 1). Als Aktivationsfunktion der Neuronen war die sigmoide Funktion verwendet. Der Ausgangsneuron wird zu einem Ausgangsbild mit Bildgröße von $(N - \frac{n-1}{2}) \times (M - \frac{n-1}{2})$ zugeordnet, entsprechend der Verschiebung des Einganges [2]. Zur Verschiebung des Einganges auf dem Bild kann verschiedene Schrittgröße (1-5) gewählt werden. Als Lernverfahren wurden der Backpropogation (Bprop) und der Resilientpropogation (Rprop) Algorithmus verwendet und verglichen.

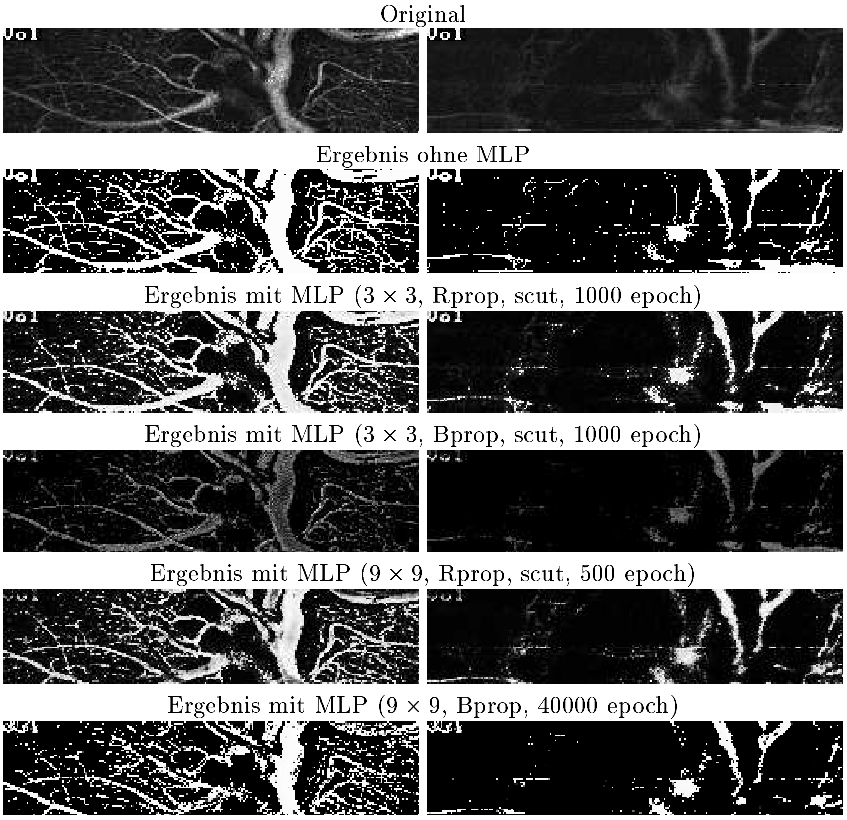
3 Vorverarbeitung und Merkmalgewinnung mit MLP

Es wurden für die mehrschichtigen Perzeptrone [3, 4] 3×3 und 9×9 Input gewählt. Das MLP besteht aus drei verborgenen Schichten und einem Ausgang. Es wird erwartet, daß die langsame, iterative und nichtlineare heuristische Verfahren, wie z.B. die Kapillarhervorhebung [5] und die Skelettierung [6] durch MLP ersetzbar werden.

3.1 Kapillarhervorhebung

Die Kapillarhervorhebung ermöglicht eine bessere Visualisierung der Gefäßstrukturen. Das ist bei der ärztlichen und auch bei der computerunterstüzten Beurteilung der Zirkulationsstörungen des Auges unerläßlich. In diesem Vorverarbeitungsschritt, also in der sogenannten Kapillarhervorhebung werden die Kapillaren durch eine nichtlineare iterative Kontrastverstärkung im Linienbereich (1–2 pixelbreite Gefäße) [5] hervorgehoben. Vom Ergebnisbild dieser Kapillarhervorhebung können die wichtigen Merkmale der Zirkulationstörungen, wie die Länge der Gefäße (durch Skelettierung), die Größe des kapillarfreien Gebietes und die Anzahl der Gefäßverzweigungen festgestellt. Es wird ein neuronales Netz gesucht, das dieses Verfahren verwirklicht. Als "Lernbilder" wird ein Bildpaar, Originalbild und das Ergebniss des heuristischen Verfahrens verwendet. Die Gewichte des Perzeptronnetzes werden durch den Lernverfahren Backpropogation

Abbildung2. Kapillarhervorhebung mit MLP mit 3×3 bzw. 9×9 Input



und Resilientpropogation bestimmt. Das Lernen wird unter einem bestimmten Netzfehler abgebrochen. Die Ergebnisse der beiden Lernverfahren bei einer gesunden und einer glaukomatösen Aufnahme sind auf der Abbildung 2 zu sehen.

3.2 Skelettierung

Das Skelett eines Bildes wird durch iterative Verwendung des Skelettierungsverfahrens festgestellt, das ebenfalls ein zeitaufwendiges Verfahren ist. Die Mittellinien der Gefäße auf den SLDF–Bildern werden auch durch Skelettierung bestimmt, die bei der Unterscheidung zwischen gesunder und veränderter Gefäßstruktur als Merkmal angewandt werden. Durch MLP wird es versucht, den mehrmaligen Durchlauf auf den Bilder, das das Skelettierungsverfarhen verlangsamt, zu vermeiden. Als teaching input wurde das Verdünnungsverfahren [6], das ein optimales Ergebniss auf den SLDF–Bildern als Skelettierung liefert, verwendet. Es wurde versucht, aus dem Originalbild das gewünschte Skelettbild

Abbildung3. Grauwertskelettierung mit MLP

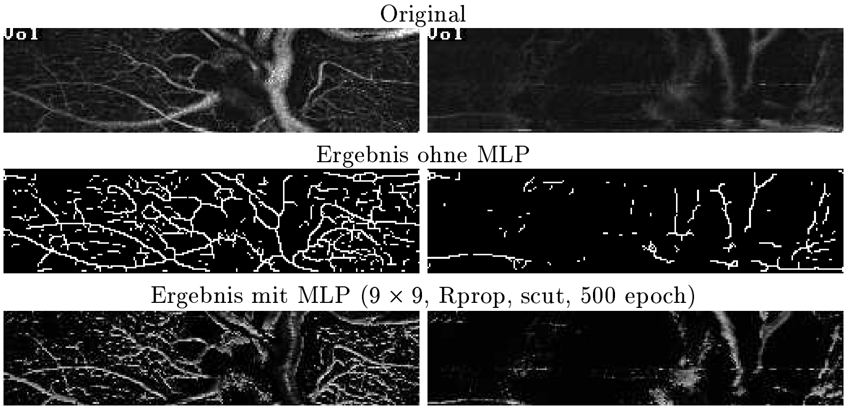
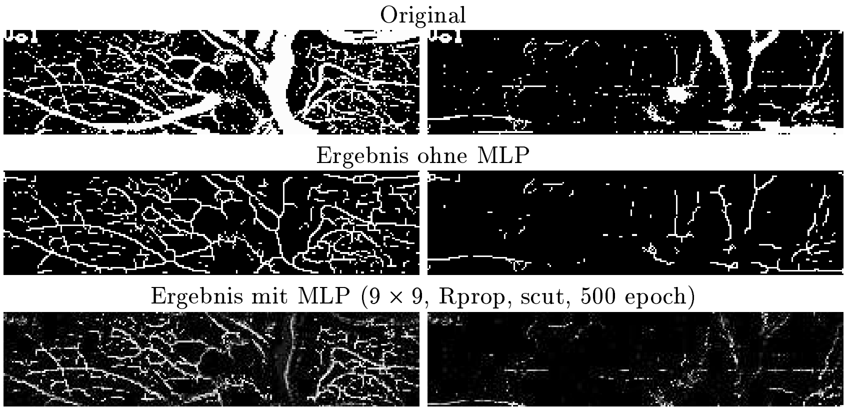


Abbildung4. Binärskelettierung mit MLP



(Grauwertskelettierung) zu lernen bzw zu erreichen (siehe Abb. 3). Das Ergebniss ausgehend aus dem binarisierten und kapilarhervorhebten Bild (siehe Abb. 4) war wesentlich besser.

3.3 Kapillarfreies Gebiet

Das kapillarfreie Gebiet ist auch ein weiteres Merkmal, das bei der Erkennung der Zirkulationsstörungen verwendet werden kann. Das Verfahren beruht auch auf einem iterativen Verfahren mit Rekurzionen [5, 7]. Dieses Verfahren kann ähnlich wie in den Abschnitten 3.1 und 3.2 durch MLP herausgearbeitet werden.

4 Zusammenfassung und Ausblick

Es zeigte sich, daß die Vorverarbeitung und die Merkmalgewinnung mit MLP mit 3×3 Input, 3 verborgenen Schichten und mit Resilientpropagation herausgearbeitet werden können. Der Vorteil dieses MLP-Verfahrens besteht darin, daß es mehrfach schneller ist, als die heuristischen Methoden, natürlich ohne die Zeit der MLP-Training mitzurechnen. Der Nachteil ist, daß das MLP-Verfahren die Genauigkeit der heuristischen Verfahren nur approximiert und die Trainingszeit lang sein kann.

Die mit MLP hergestellten Merkmale können als Eingang einer neuronalen Netze zur Klassifikation [7, 8] verwendet werden. Der Ausgang wird entweder der Klasse "Gesund" oder "Krank" zugeordnet. Es können vorwärtsgekoppelte Netze mit einer und mehreren verborgenen Schichten verwendet werden. Als Lernverfahren kann der Backpropogation, der Quickpropogation oder der Resilientpropogation Algorithmus eingesetzt werden [7].

Literatur

1. Michelson G, Groh M, Langhans M. J, Schmauß B: Zweidimensionale Kartierung der retinalen und papillären Mikrozirkulation mittels Scanning Laser Doppler Flowmetrie. *Klinische Monatsblätter für Augenheilkunde*, 207(3):180–190, 1995.
2. Zell A, et. all : *SNNS. User Manual Version 4.1*, 1995.
3. Bishop C. M: *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford University Press Inc, New York, 1995.
4. Kulkarni A. D: *Artificial Neural Networks for Image Understanding*. International Tomhomson Publishing, New York, 1994.
5. Pál I, Michelson G, Niemann H, Welzenbach J: Erkennung von Mikrozirkulationsstörungen der Netzhaut mittels "Scanning Laser Doppler Flowmetrie". Lehmann T, Scholl I, Spitzer K (Hrsg.), *Bildverarbeitung für die Medizin: Algorithmen–Systeme–Anwendungen Proceedings des Aachener Workshops*, Verlag der Augustinus Buchh., Aachen, S. 89–94, November 1996.
6. Zhou R. W, Quek C, Ng G. S: A novel single-pass thinning algorithm and an effective set of performance citeria. *IEEE Trans. on Pattern Recognition Letters*, 16:1267–1275, 1995.
7. Pál I, Niemann H, Michelson G: Evaluation of retina pictures using "Scanning Laser Doppler Flowmetrie" with neuronal networks. *Magyar Képfeldolgozók és Alakfelismerők Országos Konferenciája, Konferenciakiadvány*, Keszthely/Hungary, S. 18–24, Oktober 1997.
8. Pál I, Niemann H, Michelson G: Neuronale Netze zur automatischen Auswertung der Zirkulationsstörungen der Netzhaut auf den SLDF-Perfusionsbildern. Lehmann T, Metzler V, Spitzer K, Tolxdorff T (Hrsg.), *Bildverarbeitung für die Medizin 1998: Algorithmen–Systeme–Anwendungen Proceedings des Aachener Workshops*, Springer–Verlag, Berlin, Informatik aktuell, S. 318–322, März 1998.