

加齢に伴う視覚機能低下を補償する画像変換法

Image transform method for compensating visual degradation with advancing age



河野 英昭 (Hideaki KAWANO, Ph. D.)

九州工業大学 大学院電気電子工学研究系 准教授
(Associate Professor, Department of Electrical and Electronic Engineering, Faculty of Engineering, Kyushu Institute of Technology)

日本知能情報ファジィ学会 バイオメディカルファジィシステム学会 電子情報通信学会 情報処理学会 IEEE 他

受賞: バイオメディカルファジィシステム学会会員奨励賞 (2019年)

著書: 基礎C言語プログラミング, 共立出版 (2015年)

研究専門分野: ソフトコンピューティング 画像解析 脳波信号処理

あらまし

高齢者の視覚機能は年齢とともに徐々に変化しており、一般的に、高齢者が知覚する画像は、若者と異なる。同じ画像を同じように知覚させるために原画像とは異なる画像を高齢者に提示する必要がある。本論文では、老眼の画像フィルターに対する逆特性を生成する方法を提案する。最後に、直列結合したニューラルネットワークのモデルを提案する。このニューラルネットワークは、4層で構成されている。この4層のニューラルネットワークは、機能の面から2つのブロックに分割される。上段と下段の層は、それぞれ、逆特性を得るものと、画像変換のシミュレーションを行うものである。この提案する枠組みの性能は、老眼のための事前画像変換によって評価される。

1 はじめに

昨今、携帯電話、スマートフォン、タブレットPCといった小型IT機器の普及により、それを使う人の視力に対する悪影響が強く懸念されている。人間の目は、近くにあるものに長時間ピントを合わせ続けると、ピントを調整する能力が低下し、これは視力低下の原因となることがある。

一般的に、視力の低い人の割合は、年齢が上がるに

つれ高くなる。これはいわゆる老眼が原因である[1, 2]。また前述したように、若者でも視力低下の要因が増えていると考えられ、調査では、日本人の半分が視覚障害に苦しんでいると言われている。

老眼によるボケは、老眼を抱える人々(老視者)に多くの問題をもたらすだろう。現在、老眼の対策として眼鏡やコンタクトレンズが広く使用されているが、これらの補償器はそれを装着する人に身体的な不自由を感じさせる場合がある。特にコンタクトレンズは長期間の使用や汚れの付着のために眼のトラブルを起こす可能性が懸念される。一方、眼の筋肉トレーニングやLASIK(レーザーインサイチュウケラトミルシス)[3]、およびオルソ角膜学[4]など、視力回復のいくつかの医療処置が存在する。これにより老眼などの問題を回復することが期待されているが、効果が見られるまでに数年かかることがあり、各人に適した視覚回復のための効果的な医療を行うことは困難である。

青木らは、老視者に元画像を視認させるバーチャルディスプレイを提案した[5]。このバーチャルディスプレイは、通常の画像を、老視者でも正常に知覚することができる画像に変換する。老視者が視認する特性の逆特性を考え、事前に変換することでこの変換画像が生み出される。この変換法はウィーナーフィルターをベースとしており、ウィーナーフィルターが老眼のボケ効果を打ち消す変換を行っている。しかしこの手法は画像の変換後、通常の画素値の範囲外である異常な値が出てしまう場合がある。この結果を避けるため、変換前に画像のコントラストを下げなくてはならない。結果として、この前処理は画像変換に悪影響をもたらす。

本研究では、老眼の視覚の逆特性を取得することにより、老視者が健常者と同様の画像を知覚できるように画像を生成するための画像変換方法を提案する。提案手法は、4層のニューラルネットワークを用いている。このネットワークを用いることで、老視者にとって視認性が改善された画像を効果的に得ることができる。また、いくつかの実験により従来手法との比較を行うことで提案手法の有効性を示す。

2 階層型ニューラルネットワーク

老視者に画像を通常通りに知覚させるためには、適

加齢に伴う視覚機能低下を補償する画像変換法

Image transform method for compensating visual degradation with advancing age

切に変換された画像を老視者に提示する必要がある。図 1 に、提案手法の概要を示す。提案手法では、老眼の視覚特性をモデル化した老眼シミュレーションモデルを用いる。本研究では、従来研究[5]が使用したように、老眼の視覚特性はガウシアンフィルターによってモデル化されると仮定する。

主な問題は、老眼の逆視覚特性モデルを表す逆変換モデルを生成することである。この目的のために、我々は、老眼シミュレーションモデルと老眼の逆視覚特性モデルとを接続する階層型ニューラルネットワークを構築する。ニューラルネットワークの入力および出力は画像の画素値であり、ニューラルネットワークはバックプロパゲーションにより学習される。

2.1 老眼シミュレーションモデル

最初に、老眼のボケ効果をガウシアンフィルターによってシミュレーションした画像を用意する。

次に、元画像および上記のボケ画像を、2 層ニューラルネットワークの入力および教師としてそれぞれ使用し学習させる。

学習した結果、図 2 に示すような老眼シミュレーションモデルを得ることができる。このモデルは画像の画素値により学習される。すなわち、画像サイズを $n \times m$ とすると、ニューラルネットワークモデルは $n \times m$ 個の入力と $n \times m$ 個の出力を有する。言い換えれば、原画像とボケ画像の画素値の関係がネットワークにマッピングされる。

2.2 老眼補正モデル

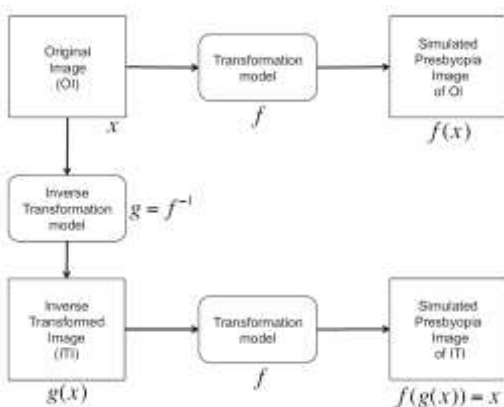


図 1 : 提案手法の概要

老眼の逆視覚特性モデル、つまり老眼補正モデルは、前述の老眼シミュレーションモデルを含めた 4 層のニューラルネットワークを用いることによって得ることができる。4 層のニューラルネットワークの 3~4 層目のニューラルネットワークのパラメータ、すなわち重みとバイアスは老眼シミュレーションモデルを使用している。このモデルのパラメータは、トレーニング中は更新されない。つまり、パラメータが更新されるのは、第 1 層から第 3 層の間のみである。このネットワークに元画像を入力と教師の両方として適用することにより、ネットワークの第 1 層から第 3 層において老眼補正モデルを生成することができる。図 3 に示すように、老眼補正モデルと老視シミュレーションモデルとを接続したニューラルネットワーク全体に対して訓練が行われる。

訓練段階では、ニューラルネットワークは、2.1.老眼シミュレーションモデルを構築するのと同じ学習方法によって訓練される。

第 3 層からの出力から得られる画像が、老眼補正画像である。この画像を老視者に提示することにより、老視者が元の画像と同様の画像を知覚することが期待できる。

3 実験結果

提案手法の有効性を確認するために、従来研究[5]との比較実験を行う。図 4 (a) と図 6 (a) に示す 72×96 ピクセルのペンギンの画像を用いている。また、図 5 (a) と図 7 (a) に示す 72×96 ピクセルのテキスト画像を用いている。

3.1 従来手法の実験結果

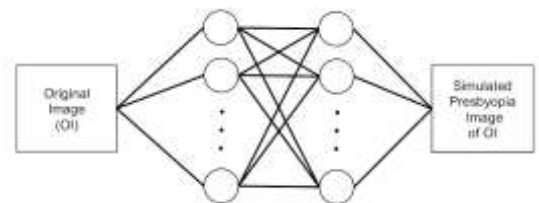


図 2 : 老眼シミュレーションモデル

加齢に伴う視覚機能低下を補償する画像変換法

Image transform method for compensating visual degradation with advancing age

図4に従来法の実験結果を示す。図4(b)は、従来手法による老視者に提示される老眼補正画像を示す。画像(c)は、(a)に老眼シミュレーションによる変換を行った画像を、画像(d)は、(b)に老眼シミュレーションによる変換を行った画像をそれぞれ示す。

図4(d)に示すように、変換された画像を老視者が知覚した際、そのコントラストは非常に低い。

テキスト画像での変換結果は、図5に示す。定量的評価のために、図4(a)の画像と図4(d)の画像との間のRMSE(平均二乗誤差)を計算したところ、58.9だったが、図5(a)の画像と図5(d)の画像とのRMSEは44.3であった。

3.2 提案手法の実験結果

実験で使用したニューラルネットワークのユニット数は、入力層では72×96、出力層では72×96である。

また、老眼補正モデルと老眼シミュレーションモデルとを接続した4層ニューラルネットワークの各層のユニット数は、入力層で72×96、第2層で500、第3層で72×96、出力層は72×96である。老眼補正モデルは4層ニューラルネットワークの第1層から第3層に配置されているため、各層のユニット数は入力層で72×96、中間層で500、出力で72×96層である。各モデルの活性化関数としてシグモイド関数が使用している。

学習の処理時間は約3分であり、テスト画像の出力の処理時間は約3秒であった。実験結果に示されているように、実際に老眼補正によって得られた画像は元の画像と比較して2値化された画像のようになっているが、図6(d)に示される画像より、提案手法は従来方法よりも優れているといえる。

テキスト画像の結果を図7に示す。

定量的評価のために、図6(a)の画像と図6(d)の画像との間のRMSEも計算した結果、RMSEは12.6であった。また、図7(a)の画像と図7(d)の画像との間のRMSEは30.0であった。

4 おわりに

本研究では、老眼シミュレーションモデルの逆特性を生成する方法の提案をした。提案手法では、4層のニューラルネットワークは画像変換モデルと逆特性の

モデルが直列につながっている。実験の結果、提案手法が老眼の変換特性に対する逆変換画像を取得可能であることを確立した。将来的に、別の色変換に適用する研究を行う。そして、今回の提案手法を用いることで、超解像技術[6]による画像の劣化に対する復元にも対応することができる。

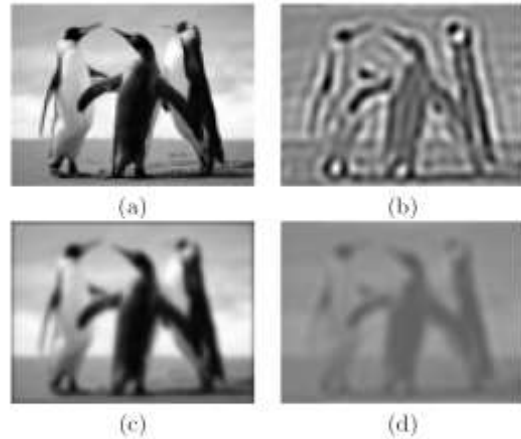


図4： ペンギン画像の従来手法実験結果 (a)元画像 (b)老眼補正画像 (c)元画像の老眼シミュレーション画像 (d)老眼補正画像の老眼シミュレーション画像

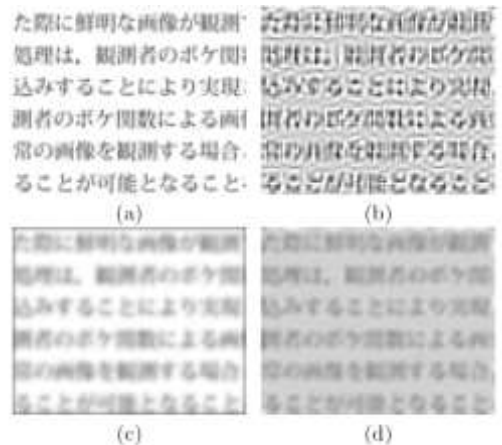


図5： テキスト画像の従来手法実験結果 (a)元画像 (b)老眼補正画像 (c)元画像の老眼シミュレーション画像 (d)老眼補正画像の老眼シミュレーション画像

加齢に伴う視覚機能低下を補償する画像変換法

Image transform method for compensating visual degradation with advancing age

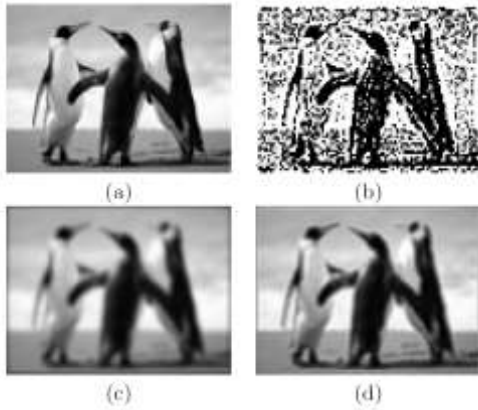


図6： ペンギン画像の提案手法実験結果 (a)元画像 (b)老眼補正画像 (c)元画像の老眼シミュレーション画像 (d)老眼補正画像の老眼シミュレーション画像

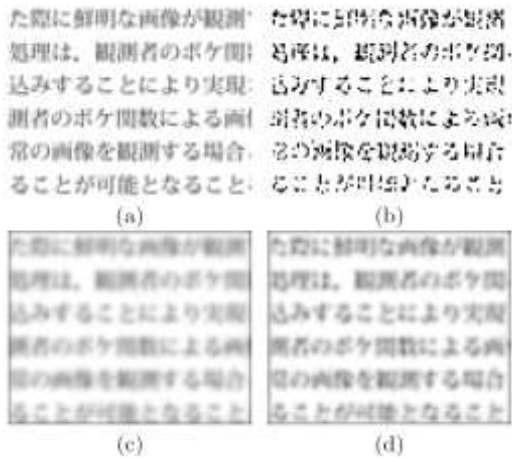


図7：テキスト画像の提案手法実験結果 (a)元画像 (b)老眼補正画像 (c)元画像の老眼シミュレーション画像 (d)老眼補正画像の老眼シミュレーション画像

参考文献

[1] Ohno, S., Kinoshita, S.: “Standard ophthalmology”, Igaku-Shoin, Tokyo (March

2010)
 [2] Schachar, R. A.: The Mechanism of Accommodation and Presbyopia, Kugler Publications, (January 2012)
 [3] Iihashi, Y., Toda, I.: LASIK, Japanese journal of cataract and refractive surgery, 26(4), 419-426 (March 2012)
 [4] Goto, T.: Orthokeratology : Evaluation of Efficacy and Lens Care, Journal of the eye 27(11), 1513-1518 (2010)
 [5] Aoki, M., Sakaue, F., Sato, J.: Virtual visual correction display based on prior blur restoration, The 20th Symposium on Sensing via Image Information, IS2-23, 1-7 (2010)
 [6] Kawano, H., Suetake, N., Cha, B., Aso, T.: Sharpness preserving image enlargement by using self-decomposed codebook and Mahalanobis distance, Image and Vision Computing, 27(6), 684-693 (May 2009)

この研究は、平成27年度SCAT研究助成の対象として採用され、平成28～30年度に実施されたものです。