Kobe University Repository : Kernel

PDF issue: 2025-07-04

カラー画像に対応した画質評価手法VSNRC

河嶋，和美
中矢，知宏
廣瀬，哲也
黒木，修隆
沼，昌宏

(Citation)
神戸大学大学院工学研究科・システム情報学研究科紀要,3:32-39

(Issue Date)
2011

(Resource Type)
departmental bulletin paper

(Version)
Version of Record

(URL)
https://hdl.handle.net/20.500.14094/81003765

KOBE UNIVERSITY

神戸大学大学院工学研究科・システム情報学研究科紀要　第 3 号　32～39 頁　2011 年
doi:10.5047/gseku.j.2011.008

カラー画像に対応した画質評価手法 $VSNR_C$

河嶋　和美[1]・中矢　知宏[2]・廣瀬 哲也[2]・黒木　修隆[2]・沼　昌宏[2]
[1]自然科学研究科　情報・電子科学専攻
[2]工学研究科　電気電子工学専攻

（受付:July 14, 2011　受理:February 5, 2012　公開:February 9, 2012）
キーワード：　VSNR, カラー画像,　主観評価実験,　画像圧縮

本論文では，カラー画像に対応した画質評価の新指標 $VSNR_C$ （VSNR-color）を提案する．従来の VSNR（Visual Signal to Noise Ratio）は，人間の主観に近い評価指標として注目されているが，輝度成分のみの評価なので，色差成分の劣化に対して評価が行えない．提案する $VSNR_C$ では，従来の計算式に色差成分を評価する項を組み入れた．輝度成分と色差成分の評価値に対する重みについては，主観評価実験により決定した．提案手法によってカラー画像の品質を評価したところ，多くの被験者の主観評価と一致することが確認できた．

緒　　言

テレビ受像機の画質向上に関する取り組みは絶え間なく進められているが，デジタル放送では今まで SDTV で作成されていた映像素材が HDTV レベルの映像素材となり，映像品質の向上がこれまで以上に求められるようになっている．HDTV 映像素材の非圧縮の情報量は，約 1 ギガビット／秒と大きいため，情報量を削減する必要がある．このため，MPEG-2 や H.264 などの映像符号化技術が必要となる．しかしながら，この映像符号化が映像の品質を低下させる原因となる．また，映像の品質を評価することも求められるようになっている[1].

映像品質を評価する方法は，「主観評価法」と「客観評価法」に分類される．主観評価法は，ディスプレイ上に映し出された映像を人が見て採点する方法である．高価な映像表示用のディスプレイや規定の視聴環境の準備，10 人～20 人程の評価者を集める等，多くの時間や労力を必要とする．それに対して計算機を用いて映像評価を行うのが客観評価法である．

従来は客観評価法としてMSE(Mean Square Error)やPSNR(Peak Signal to Noise Ratio)が広く用いられている．しかし，それらの評価方法は単に信号レベルの劣化度合いを計算するのみであり，その劣化が人の目に与える影響を考慮していない．そのため，しばしば主観評価とは異なる結果になることが問題となっている．

そこで人の視覚特性を考慮した画質評価を計算機によって行うための研究が行われている[2],[3]．中でもVSNR[2]は主観評価との相関が高い手法として注目されている．しかし，VSNRでは画像の輝度信号Y成分に対してのみ評価を行うため，色差信号Cb（青色成分と輝度成分の差）成分，色差信号Cr（赤色成分と輝度成分の差）成分に生じる劣化は評価に反映されない．色差成分の劣化と輝度成分の劣化が比例するような環境下ではこの手法で十分であるが，例えば，JPEG，MPEGのようなY，Cb，Cr 成分を独立に制御できるような符号化器においては，正しい評価を行えない可能性がある．

本論文ではVSNRに色差成分の評価を加えた新指標 $VSNR_C$を提案する．$VSNR_C$は，Y，Cb，Crの各成分に対するVSNRの単純平均ではなく，差分コントラスト値の重みつき調和平均とする．3つの評価項に対する比重は，事前の主観評価実験に基づいて決定する．

本論文の構成は次の通りである．第1節でVSNRの概要について説明し，第2節で提案する$VSNR_C$の計算方法と重み決定のための予備実験方法について述べる．第3節では予備実験に基づいて決定した重みを利用して画像の$VSNR_C$を計算し，その有効性について考察する．

1.　従来の画質評価技術

ある画像 $\mathbf{I}'$ の品質を評価するとき，理想的な画像（基準画像） $\mathbf{I}$ が得られるような状況では，それらの差分

$$\mathbf{E} = \mathbf{I}' - \mathbf{I} \tag{1}$$

が小さいほど $\mathbf{I}'$ の画質が良いと考えられる．このような画質評価方法を“Full reference型”と呼ぶ．差分 $\mathbf{E}$ の大きさを定量化する方法については様々な手法が提案されている．以下，1.1でPSNRを，1.2でVSNRを紹介する．

1.1　PSNR: Peak Signal to Noise Ratio

PSNRとは，基準画像 $\mathbf{I}$ と評価画像 $\mathbf{I}'$ の平均自乗誤差に基づいて算出される画質の指標である．両者の差分を $\mathbf{E}$ とすると，平均自乗誤差MSE(Mean-Square Error)は，

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} E_i^2 = \frac{\|\mathbf{E}\|^2}{N} \tag{2}$$

と計算される．ここで N は画素数，E_i は $\mathbf{E}$ の i 番目の要素，$\|\ \|$ はL2ノルムである．PSNRはこのMSEと，最も明るい白（多くの場合255）の比より，

$$PSNR = 10\log_{10}\frac{255^2}{MSE} \tag{3}$$

と定義される．簡単な計算方法であるため広く用いられている．

しかし，PSNRは単なる信号レベルの劣化度合いを評価するのみであり，それが人の視覚に与える影響を考慮していない．そのため，PSNRと人による主観評価とがしばしば一致しないことが問題となっている．

1.2 VSNR: Visual Signal to Noise Ratio

従来のPSNRは単なる信号レベルの劣化量に基づいて計算されるが，VSNR[2]はそれが人の目に届いた後に知覚されるであろう劣化量に基づいて計算される．そのため，その計算過程において人の視覚特性がモデル化されている．人の視覚には次の重要な特徴がある．

ｉ）画像のコントラストが大きいほど，その中の小さな雑音を検知しにくい．
ⅱ）空間周波数が高い雑音ほど検知しにくい．

VSNRの計算過程では，画像 $\mathbf{I}$ のコントラスト $C(\mathbf{I})$ を計算する仕組み，および人の目が知覚する誤差 VD (Visual Distortion)を計算する仕組みを持つ．それらを計算した後にVSNRを

$$VSNR = 10\log_{10}\left\{\frac{C(\mathbf{I})}{VD}\right\}^2 \tag{4}$$

のように計算する．ただし，$C(\mathbf{I})$ および VD の計算は複雑である．以下の1.2.1～1.2.6 節ではそれらの算出方法について述べる．

1.2.1 コントラスト

コントラストとは，輝度の値域の広さであり，標準偏差に近い意味をもつ．VSNRの算出に先立ち，基準画像および差分画像のコントラストを求める必要がある．まず，基準画像$\mathbf{I}$のコントラスト $C(\mathbf{I})$ は，

$$C(\mathbf{I}) = \frac{1}{\mu_{L(\mathbf{I})}}\left[\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left\{L(I_i)-\mu_{L(\mathbf{I})}\right\}^2\right]^{1/2} \tag{5}$$

と定義される．ここでN は画素数，I_i は基準画像$\mathbf{I}$のi番目の要素，$L(I_i)$ は I_i のディスプレイ上の明るさ，$\mu_{L(\mathbf{I})}$ はその平均値を示している．すなわち，$C(\mathbf{I})$は $L(\mathbf{I})$ の標準偏差 $\sigma_{L(\mathbf{I})}$を平均輝度 $\mu_{L(\mathbf{I})}$で正規化した値である．

次に誤差$\mathbf{E}$のコントラスト $C(\mathbf{E})$ は

$$C(\mathbf{E}) = \frac{1}{\mu_{L(\mathbf{I})}}\left[\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left\{L(E_i+\mu_{\mathbf{I}})-\mu_{L(\mathbf{E}+\mu_{\mathbf{I}})}\right\}^2\right]^{1/2} \tag{6}$$

と定義される．ここで $\mu_{\mathbf{I}}$ は基準画像$\mathbf{I}$の平均値，$L(E_i+\mu_{\mathbf{I}})$ は $(E_i+\mu_{\mathbf{I}})$ のディスプレイ上の明るさ，$\mu_{L(\mathbf{E}+\mu_{\mathbf{I}})}$ はその平均値を示している．すなわち$C(\mathbf{E})$は $L(\mathbf{E}+\mu_{\mathbf{I}})$ の標準偏差を$\mu_{L(\mathbf{I})}$で正規化した値である．

1.2.2 VD(Visual Distortion)の算出

知覚可能な誤差を表す指標としてVD（Visual Distortion）を定義する．VDは，基準画像と評価画像との距離を表すd_{pc}，および差分$\mathbf{E}$の大域優先性（の低さ）を表すd_{gp}の重みづけの和として

$$VD = \alpha\cdot d_{pc} + (1-\alpha)\frac{d_{gp}}{\sqrt{2}} \tag{7}$$

と定義される．ここで，d_{pc}は差分コントラスト $C(\mathbf{E})$ で近似し，

$$d_{pc} = C(\mathbf{E}) \tag{8}$$

とする．なお，d_{gp}の計算方法については1.2.6 節で述べる．両者のバランスを決定する重み α について，文献[2]では実験結果より α=0.04としている．

1.2.3 空間周波数の分解

基準画像$\mathbf{I}$と差分$\mathbf{E}$を，空間周波数f_{m} [cycles/degree]を中心とするオクターブ帯域 $f_m/\sqrt{2}\sim\sqrt{2}f_m$ に含まれる成分 $\mathbf{E}_{fm}$，$\mathbf{I}_{fm}$ (m=1,2,…,M)に分解し，

$$\begin{aligned}\mathbf{I} &= \mathbf{I}_{f1} + \mathbf{I}_{f2} + \ldots + \mathbf{I}_{fM}\\ \mathbf{E} &= \mathbf{E}_{f1} + \mathbf{E}_{f2} + \ldots + \mathbf{E}_{fM}\end{aligned} \tag{9}$$

とする．人の視覚特性は周波数帯域ごとに異なるため，後に述べるコントラスト比や検知限は上記の帯域ごとに独立に計算することになる．

1.2.4 CSNR（コントラスト比）の算出

基準画像$\mathbf{I}$のコントラストと差分$\mathbf{E}$のコントラストの比率であるCSNR（Contrast Signal to Noise Ratio）を周波数帯域ごとに，

$$CSNR_{fm}(\mathbf{I},\mathbf{E}) = \frac{C(\mathbf{I}_{fm})}{C(\mathbf{E}_{fm})} \tag{10}$$

と定義する．CSNRが大きいほど，基準画像$\mathbf{I}$のコントラストに対する差分$\mathbf{E}$のコントラストが小さい，すなわち画質の劣化が知覚されにくいことを意味する．

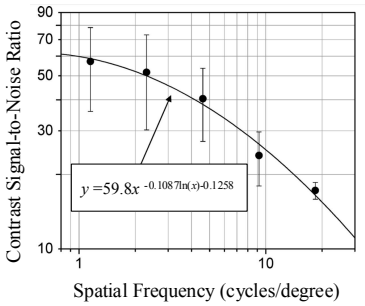


図1　コントラスト閾値時のCSNR値

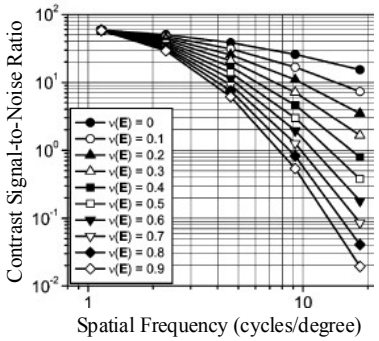


図2　大域優先モデル

1.2.5　人の検知限のモデル化

検知限とは人の目が検知可能な差分の限界値である．差分**E**が検知限よりも小さい場合は，それを人が感じることができない，すなわち知覚誤差*VD*=0と考える．

文献[2]では差分**E**が人の目で検知され始める時のCSNRを，周波数帯域ごとに

$$CSNR_{fm}^{thr} = a_0 f_m^{a_2 \ln(f_m)+a_1} \tag{11}$$

とモデル化している．ここで，a_0，a_1，a_2は主観評価による実際の測定結果より，a_0=59.8，a_1=-0.1258，a_2＝-0.1087と定められている．図1に実験で得られた，差を検知し始める時のCSNR値（黒丸）と，その値を式(11)でモデル化した $CSNR_{fm}^{thr}$ の曲線を示す．1.2.4 節で求めたコントラスト比 $CSNR_{fm}(\mathbf{I},\mathbf{E})$ がこの閾値より大きく，

$$CSNR_{f_m}(\mathbf{I},\mathbf{E}) > CSNR_{fm}^{thr} \tag{12}$$

となる場合には，人の目で差分**E**を検知できないとしてVSNR=∞とする．逆に閾値以下の場合には，1.2.2 節で述べた方法に基づき，*VD*の値を計算する．

1.2.6　大域優先性の評価

人は目から入った情報に対して，まず対象物の大まかな特徴を捉えた後に詳細を見る．これは人の視覚処理が局所的な情報よりも大域的な情報を迅速に処理するという性質を持っているためである．このような視覚特性を大域優先性という．画質が劣化した場合でも，大域的な劣化（低周波帯域の $C_{fm}(\mathbf{E})$）と局所的な劣化（高周波帯域の $C_{fm}(\mathbf{E})$）のバランスが大域優先性を持っているならば，全体として差分 **E** が知覚されにくいと考えられる．VSNRにはこのバランスを評価する仕組みがある．

まず，評価画像 $\mathbf{I}'$ と同じ差分コントラスト $C(\mathbf{E})$ を持ち，かつ $CSNR_{fm}(\mathbf{I},\mathbf{E})$ の周波数特性が大域優先性を満たすような理想の画像を仮定する．ただし，そのような画像を実際に求めるのではなく，その画像のCSNRの特性を理想の特性としてモデル化する．これを大域優先モデルと呼ぶ．大域優先モデル $CSNR_{fm}^{*}(\mathbf{E})$ は

$$CSNR_{fm}^{*}(\mathbf{E}) = b_0(\mathbf{E}) f_m^{b_2(\mathbf{E})\ln(f_m)+b_1(\mathbf{E})} \tag{13}$$

のように定められる．ここで，$b_0(\mathbf{E})$，$b_1(\mathbf{E})$，$b_2(\mathbf{E})$はそれぞれ

$$\begin{aligned} b_0(\mathbf{E}) &= -a_0 v(\mathbf{E}) + a_0 \\ b_1(\mathbf{E}) &= (1.0 - a_1) v(\mathbf{E}) + a_1 \\ b_2(\mathbf{E}) &= (-1.0 - a_2) v(\mathbf{E}) + a_2 \end{aligned} \tag{14}$$

とする．$v(\mathbf{E})$ はこのモデルの差分コントラスト $C^{*}(\mathbf{E})$ が実際の差分コントラスト $C(\mathbf{E})$ と等しくなるように調整するためのパラメータである．図2に空間周波数と $CSNR_{fm}^{*}(\mathbf{E})$ の関係を示す．$CSNR_{fm}^{*}$ は空間周波数が高いほど小さな値をとる．また $v(\mathbf{E})$ が小さいほど減少幅が小さくなり，特に $v(\mathbf{E})=0$ のときに $CSNR_{fm}^{*} = CSNR_{fm}^{thr}$ となるように定義されている．$v(\mathbf{E})$ の計算方法については文献[2]に譲る．

次に $CSNR_{fm}^{*}$ と $C(\mathbf{I}_{fm})$ より，大域優先性を満たすような差分コントラストの理想モデル $C^{*}(\mathbf{E}_{fm})$ を

$$C^{*}(\mathbf{E}_{fm}) = \frac{C(\mathbf{I}_{fm})}{CSNR_{fm}^{*}(\mathbf{E})} \tag{15}$$

のように求める．実際の差分コントラスト $C(\mathbf{E}_{fm})$ がこのモデルからはずれるほど，大域優先性が低いと考える．両者の差 d_{gp} はユークリッド距離を用いて，

$$d_{gp} = \left[\sum_{m=1}^{M} \left\{ C^{*}(\mathbf{E}_{fm}) - C(\mathbf{E}_{fm}) \right\}^2 \right]^{1/2} \tag{16}$$

と求める．この値が大きいほど，人の目が劣化を知覚しやすい．d_{gp} は1.2.2 節で述べた知覚誤差*VD*の計算に利用される．

以上1.2.1 節～1.2.6 節の計算方法によって求めた*VD*および $C(\mathbf{I})$ を式(4)に代入することにより，VSNRを求めることができる．しかし従来のVSNRは評価画像**I**がカラーの場合に対応できなかった．2.節ではカラー画像に対応した新しいVSNRの計算方法を提案する．

2.　カラー画像のためのVSNR$_C$の提案

2.1　VSNR$_C$の計算方法

従来のVSNRでは，画像の輝度成分Yに対してのみ評価を行っており，色を表す成分Cb（青色成分と輝度成分の差）やCr（赤色成分と輝度成分の差）の劣化は考慮していない．本節ではそれら3つを同時に評価するVSNR$_C$の考え方とその計算方法について詳述する．

従来のVSNRの式(4)において，$C(\mathbf{I})/VD$は知覚される誤差の逆数である．VDが0に近づくとVSNRが無限大となるが，Chandlerらは計算機上で0による除算を避けるため，VDが0の場合にVSNR=∞とした．カラー画像の場合はY，Cb，Crのそれぞれについて知覚される誤差$VD^{Y}/C(\mathbf{I}^{Y})$，$VD^{Cb}/C(\mathbf{I}^{Cb})$，$VD^{Cr}/C(\mathbf{I}^{Cr})$が計算可能である．ただし，それら3つの要素が混在する場合に，人がどのような知覚特性をもつのか解明しなければならない．例えば，3つのVSNRを単順に平均するような方法では，1つの値が∞になるだけで残りの項が無視されることから，不適切な計算であることが容易に判る．ここで，図3のように3つの知覚誤差からなる3次元空間を考える．カラー画像の劣化の度合いは，この空間中の1点で表現できる．VSNRcの目的は，その点に対する人の知覚誤差を定量化することである．個人の視覚特性にはばらつきがあることから，全ての人に当てはまる計算式を求めることは困難であるが，多くの実験によって，標準的な近似式を求めることは可能である．近似式はいくつも考えられるが，本論文では，図3の空間における誤差の等知覚面が楕円で近似できると仮定し，VSNR$_C$を，

$$VSNR_C = 10\log_{10}\left\{\left(\frac{VD^{Y}}{C(\mathbf{I}^{Y})}\right)^2 + \alpha\left(\frac{VD^{Cb}}{C(\mathbf{I}^{Cb})}\right)^2 + \beta\left(\frac{VD^{Cr}}{C(\mathbf{I}^{Cr})}\right)^2\right\}^{-1} \quad (17)$$

と定義する．ただし，｛　　｝内の値が0の場合は，$VSNR_C$＝∞とする．ここで，CbおよびCr成分に対する係数α，βは図3の楕円の扁平率に関係している．

通常，人の視覚特性は，輝度成分よりも色差成分に対して鈍感なので，$0<\alpha,\beta<1$であることが予想される．Y成分に対する係数を1に固定した理由は，グレースケール画像において，従来のVSNRと互換性を保つためである．

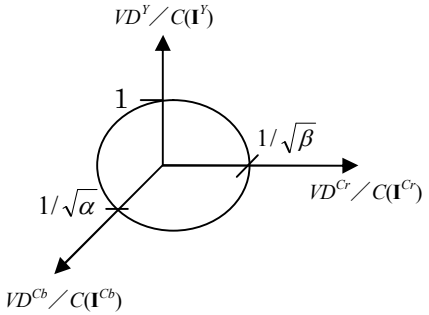


図3　誤差の等知覚面を近似する楕円

表 1　JPEG 符号化における QScale

Case		Case1	Case2	Case3	Case4	Case5	Case6	Case7	Case8
QScale	Y	2	2	2	2	5	5	5	5
	Cr	2	2	5	5	2	2	5	5
	Cb	2	5	2	5	2	5	2	5

表 2　主観評価における 5 段階カテゴリ尺度

カテゴリ尺度	評価語	
	English	日本語
5	Excellent	非常に良い
4	Good	良い
3	Fair	普通
2	Poor	悪い
1	Bad	非常に悪い

式(17)にグレースケール画像を入力した場合は，CbおよびCrの項が0になり，従来のVSNRと同じ値を出力するように工夫している．係数α，βについては，多くの被験者に対して予備実験を行い，標準的な値を定めなければならない．その算出方法について次節で述べる．

2.2　予備実験方法

本節では，式(17)における重み値αおよびβを決定するための予備実験を行う．

まず，Y，Cb，Crに対する劣化の度合いが異なる様々なJPEG圧縮画像を準備する．表1にQScaleの例を示す．QScaleとは，JPEG符号化において画質を調整するパラメータである．例えばCase4ではCb, Crの劣化が大きくなり，Case5ではYの劣化が大きくなる．

上記のJPEG圧縮画像およびそれらの原画像（Original）をランダムに並べ替え，被験者らに主観評価を行わせる．主観評価は表2に示す5段階評価とする．評価点の平均（MOS：Mean Opinion Score）から，

$$\mathrm{DMOS} = \mathrm{MOS(JPEG)} - \mathrm{MOS(Original)} + 5 \quad (18)$$

によって評価値 DMOS（Differential MOS）を算出する[2]．DMOS は 1 から 5 までの値域をもつ．

一方，それらの画像に対する VSNR$_C$ については，DMOS の値域とそろえるためのロジスティック関数

$$f(x) = c\,\frac{1}{1+\mathrm{e}^{-(ax+b)}} + d \quad (19)$$

を仲介し，変換された値$f(VSNR_C)$と DMOS との誤差に関して，最小化問題

$$\min \sum_{i}^{N}\left\{f\left(VSNR_{C_i}(\alpha,\beta)\right) - DMOS_i\right\}^2 \quad (20)$$

を解くことでα，β，a，b，c，および d を得る．ここで N は評価画像の枚数である．解法にはNelder-Mead法[4]を用いる．

3.　実験と考察

3.1　評価方法

まず，図 4 の予備実験用画像のそれぞれについて表 1 に示した 8 種類の JPEG 圧縮を行い，原画像を含めた計 45 枚の画像を準備する．それらに対して 10 人の被験者が主観評価を行った後，2.2 節の方法でαおよびβを決定する．

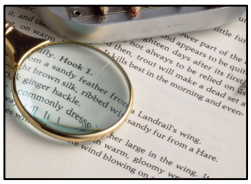
次に，予備実験で用いた画像とは異なる，図 5 に示す 5 枚の画像に対して 8 種類の JPEG 圧縮を行い，原画像を

(a) elephant

(b) Fuke1

(c) Human1

(d) seadog



(e) Text1

図 4　予備実験用画像

(a) caps

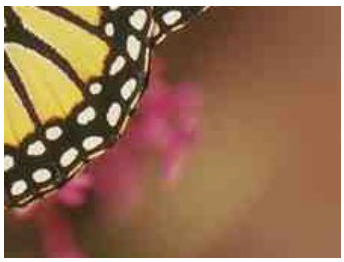
(b)Fuke2

(c) Human2

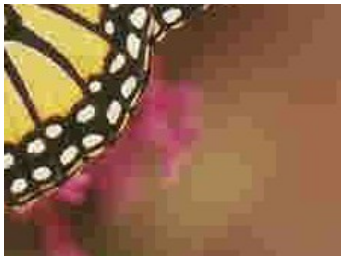
(d)monarch

(e)Text2

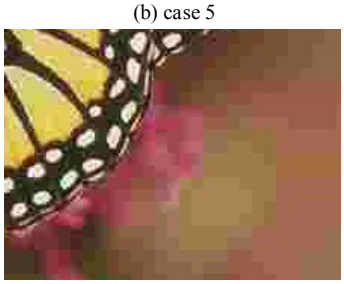
図 5　評価用画像



(a) case 1



(b) case 5



(c) case 8

図 6　評価用画像(monarch)の例（一部拡大）

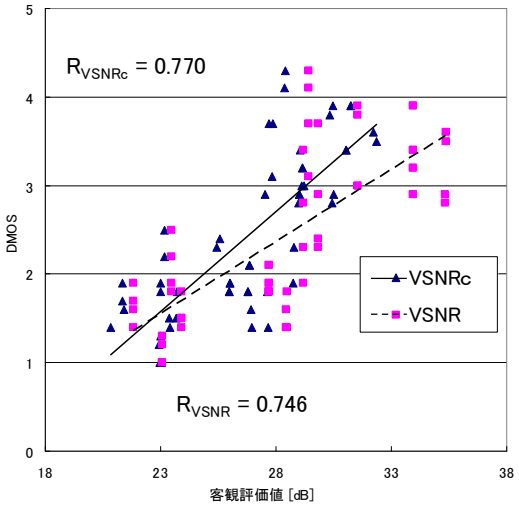


図 7　客観評価値と DMOS との相関

表 3　予備実験によって得られた $VSNR_C$ の重み値

α	β
6.04×10^{-4}	5.28×10^{-3}

含めた計 45 枚の画像を準備する．それらに対して，VSNR および $VSNR_C$ を測定し，さらに主観評価も行う．被験者は予備実験と同じ 10 名とする．得られた $VSNR_C$ と主観評価結果より，両者の相関の強さを確認する．

なお，評価用画像の例として，図 5(d) monach の一部拡大したものを図 6 に示す．

3.2　実験結果と考察

予備実験を行った結果得られた重み値 α，β を表 3 に示す．輝度成分 Y に対する Cr，Cb の比重は非常に小さいことが分かる．このことからも，人の視覚特性が色差成分に対して鈍感であることが分かる．

次に，上記の α，β を用いて測定した $VSNR_C$ を図 7 に示す．横軸は客観評価値[dB]，縦軸は DMOS であり，グラフ中には相関係数 R の値を記した．グラフより，従来の VSNR に比べ，提案する $VSNR_C$ は主観評価による結果と高い相関関係にあることがわかる．従来の VSNR においてプロットが特定の値に集中している理由は，Cb，Cr に対する QScale の違いが現れないためである．すなわち，表 1 の Case1～4 は全て同じ品質，同様に Case5～8 は全て同じ品質と評価される．このように従来の VSNR では人の主観評価と大きく外れることがあり得る．提案する $VSNR_C$ では Cb，Cr の劣化に対して適切な評価値を算出しており，相関係数は従来の 0.746 から 0.770 へと向上した．以上のことから，$VSNR_C$ ではより人の主観に近い評価が行えると考えられる．

次に，画像別の分布を図 8 に示す．グラフ中の実線と点線は全て図 7 と同じものである．画像によって分布が異なるものの，いずれの場合も $VSNR_C$ のプロットは単調増加の傾向が強いことが分かる．すなわち，一つの画像に注目するならば，主観評価による画質順位と $VSNR_C$ による画質順位がほぼ一致することがわかる．これは従来の VSNR にはない大きな利点である．

最後に 5 つのグラフから読み取れる $VSNR_C$ の問題点と課題について述べる．まず，(a)caps と(b)Fuke2 についてはプロットの一部が縦に分布する傾向がある．このような画像については係数 α および β を大きくすることによってプロットを直線に近づけることができ，グラフの相関係数を改善できる．しかし，α および β を特定の画像に対して最適化すると，他の画像に対する汎用性が失われる．他の評価に影響を与えないように上記の現象を改善することは今後の課題の一つである．また，細かい模様が多い“Fuke2”や“Text2”では主観評価よりも $VSNR_C$ の方が低くなる傾向が，大域的な変化が大きいと思われる“caps”や“Human2”では，その逆の傾向が見られる．その結果，5 つの画像を合わせた図 7 のグラフでは分散が大きくなった．同じ現象は従来の VSNR にも見られることから，このような画像の構図の違いによる人の感じ方の違いを，現在の VSNR の視覚モデルではシミュレートできないと考えられる．より人の主観に近いモデルの構築については，グレースケール，カラーに関わらず，今後の課題である．

結言

本論文では，カラー画像の客観的画質評価を目的として，従来の VSNR を拡張した新たな指標 $VSNR_C$ の計算方法を提案した．色差成分に対する重み α および β については，複数の被験者に対する予備実験により，小さな値で十分であることを示した．得られた計算式を用いて画質評価を行った結果，$VSNR_C$ と主観評価値は非常に高い相関があることを確認した．相関係数は従来の VSNR による 0.746 から 0.770 へ向上し，より人間の視覚特性に適した客観評価指標であることが証明された．

映像品質の主観・客観的評価技術の国際標準化は，ITU-T(International Telecommunication Union-Telecommunication standardization sector)，および ITU-R(International Telecommunication Union-Radio communication sector)において行われており，品質評価の標準化作業が開始されてから 10 年が経過しようとしているが，その経過した時間に見合った成果が出ていないのが現状である．

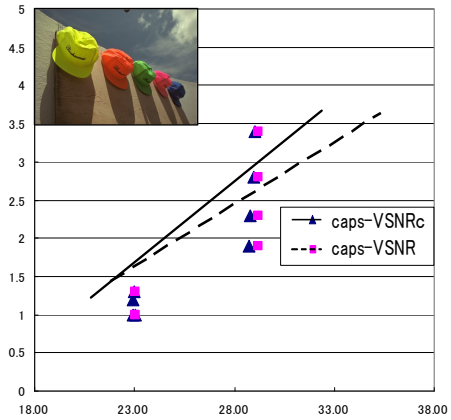
今後は JPEG 圧縮以外の様々な劣化に対して本手法による客観評価を行い，主観評価との相関性を確認する予定である．そして，我々の検討結果が映像品質評価の国際標準化の一助になれば幸いである．

Nomenclature

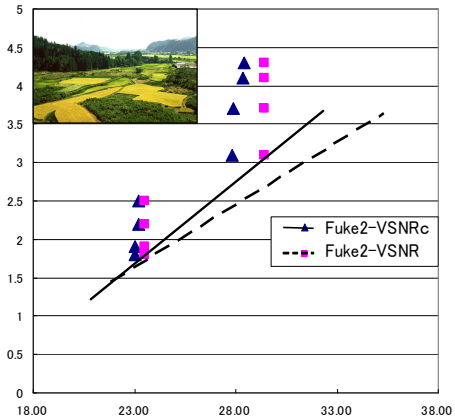
VSNR　：Visual Signal to Noise Ratio
$VSNR_C$：VSNR をカラー画像へ対応させた新たな指標
PSNR：Peak Signal to Noise Ratio
MSE：Mean Square Error
Y：輝度信号
Cb：色差信号（青色成分と輝度成分の差）
Cr：色差信号（赤色成分と輝度成分の差）
QScale : JPEG 符号化における品質制御パラメータの一つ

Literature Cited

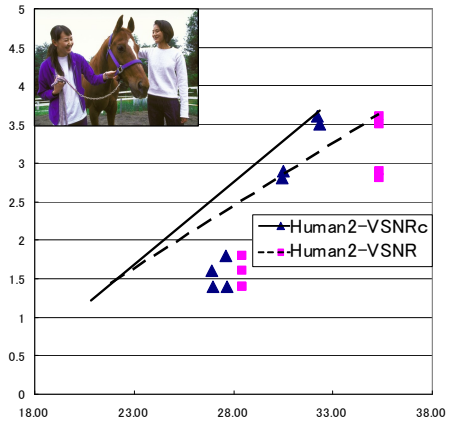
[1] 堀田裕弘，“映像品質評価法の国際標準化動向”，情報処理，vol. 49，no. 5，pp. 558-565，May 2008.
[2] Damon M. Chandler，Sheila S. Hemami，“VSNR: A Wavelet-Based Visual Signal-to-Noise Ratio for Natural Images”，IEEE Transactions on Image Processing，vol. 16，no. 9，pp. 2284-2298，September. 2007.
[3] 杉本 修，川田亮一，“VQEG(Video Quality Experts Group)の動向と関連技術”，電子情報通信学会 Fundamental Review，vol 1, no.3, pp. 27-36, Jun. 2008.
[4] J. A. Nelder, R. Mead, “A simplex method for function minimization”，J. Comput，vol. 7，pp. 308–313，1965.



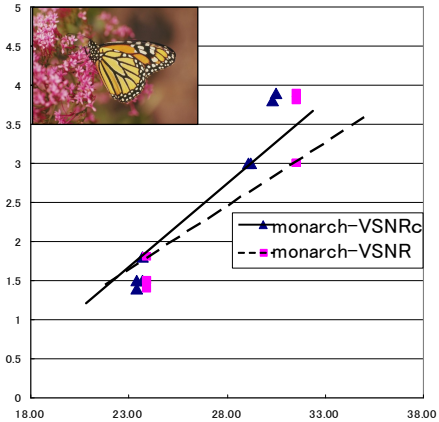
(a) caps



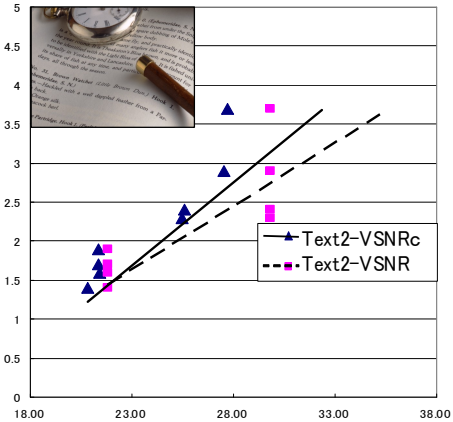
(b)Fuke2



(c) Human2



(d)monarch



(e)Text2

図８　画像別の分布傾向

河嶋　和美／神戸大学大学院工学研究科・システム情報学研究科紀要　第 3 号　32～39 頁（2011）

VSNR calculation for color images

Kazumi KAWASHIMA [1], Tomohiro NAKAYA [2], Tetsuya HIROSE [2], Nobutaka KUROKI [2] and Masahiro NUMA [2]

[1] *Graduate School of Science and Technology, Department of Informatics and Electronics*

[2] *Graduate School of Engineering, Department of Electrical and Electronic Engineering*

Key words: VSNR, color image, subjectivity evaluation, image compression

This paper proposes new $VSNR_C$ to measure qualities of color images. As compared with PSNR metrics, VSNR metrics is similar to human subjective evaluation. However, conventional VSNR metrics can not evaluate images including degradations in color difference signals because it evaluates only a luminance signal. We propose $VSNR_C$ that incorporate new evaluation terms for the color difference signals into the conventional formula. The weights for them are determined in our experiment subjectively. Experimental results showed that the $VSNR_C$ has high correlation to the human subjective evaluation.