An Attempt of Quantitative Characterization of a Gray Scale Image by Information Entropies as a Function of Coarse Graining Size

粗視化情報エントロピーによるグレースケール画像の定量化

井上 敬章* 平田 隆幸**

An Attempt of Quantitative Characterization of a Gray Scale Image by Information Entropies as a Function of Coarse Graining Size.

Noriaki INOUE* and Takayuki HIRATA**

(Received August 19, 2005)

Quantitative characterizations of gray scale images of typical patterns ware carried out by calculating information entropies. We calculated the information entropy (H_{gs}) of the coarse grainined gray scale patterns by changing the size of coarse graining(s). Typical patterns were constructed by changing both a basic figure and its spatial distributions. Our attempt is to characterize the gray scale images by the graph of Hgs vs. s. We demonstrated that the shape of the graph of H_{gs} vs. s could distinguish among typical patterns.

Key Words : Information Entropy, Coarse Graining, Quantitative Characterization, Gray Scale Image, Typical Pattern

1. 緒 言

人は，コンピュータと比べ複雑なパターンを認識することに優れており，形状が複雑な物や輪郭が曖昧な物でも簡単に認識することができる．しかし，コンピュータにそれらを認識させることは難しい．一般的に，コンピュータによりパターンを定量的に記述し，画像認識(image recognition)を行うことは，重要な問題であるが，解決しなければならない多くの問題を含んでおり，古くから多くの研究がなされてきた[1]．

ところで，人はどのように形を認識しているのだろうか？人間が絵を描く場合を考えてみよう．例えば，リンゴをデッサンするとしよう．最初に，大まかなリンゴの大きさを表す円を描く．次に，その円の中にリンゴの輪郭を描き，最後に凹凸や濃淡を描くのが一般的である．同様に，ボールをデッサンするときを考える．ボールのデッサンもリンゴのデッサンと同様に，最初に輪郭である円を描き，さらに細部を描くことにより，より多くの情報を付け加えていく．リンゴとボールは，第一次近似として輪郭だけを取り出すと円であり，区別できない．しかし，細部の情報までみることにより，明確に区別できるのである．

コンピュータによる画像認識で重要なことは，大まかな全体の情報と同時に細部に関する情報を取り扱わなければならない点である．ここでは，全体の情報と細部についての情報を同時に定量化しようという試みを行う．さて，画像は大別して「かたちの情報」と「色，濃淡の情報」の情報を持っている[2]．これらの情報を定量化することによって画像を定量化することができるのではないだろうか．

画像情報の定量化の一つとして，情報エントロピー(information entropy)を計算する方法がある．ここでは，粗視化するときのgrain sizeを変えながら，さまざまな粗視化画像を作成し情報エントロピーを計算する．つまり，粗視化するgrain sizeの関数として情報エントロピーを求める．

さて，grain sizeを変えて粗視化を行うことは，どのような意味があるのだろうか．大きなgrain size（粗い）で粗視化を行うと，画像の大雑把な構造が

*大学院工学研究科知能システム工学専攻
**知能システム工学科
* Human and Artificial Intelligent Systems Course, Graduate School of Engineering
** Dept. of Human and Artificial Intelligent Systems

反映される．一方，小さな grain size（細かい）で粗視化を行うと，原画像の情報はほとんど損なわれることなく，細部までの情報を含んだ画像を得ることになる．それゆえ，粗視化する grain size の関数として，情報エントロピーを求めることにより，大まかな画像の輪郭に関する情報と細部に関する情報の両方を含んだ画像の定量化ができる．

本研究では，人工的に作った基本パターンに関して，粗視化する grain size を変えながら，情報エントロピーを計算し，画像の定量化の可能性を調べた．

2. 粗視化と情報エントロピー

ここでは，gray scale（濃淡）画像を取り扱うことにする．Gray scale 画像(gray scale image)を定量化する方法の一つは，情報エントロピーを計算することである[3][4]． gray scale 画像の濃淡分布の情報エントロピーH_{gray}は，

$$H_{gray} = -\sum_{i=1}^{N} P(i)\log P(i) \tag{1}$$

で与えられる．N は濃淡の階調数，$P(i)$は画像中の階調 i の確率分布である．$P(i)$は画像中の階調 i 頻度を数え，確率分布になるように画素の総数で割ることによって求めことができる．

濃淡画像と情報エントロピーH_{gray}の関係をみてみよう．例えば，濃淡の階調が I だけでできた単一濃度の画像の場合は，確率密度分布は，$P(I)=1$，その以外は$P(i)=0$(ここで，$i \neq I$ のとき)，情報エントロピーH_{gray}は 0 になる．また，濃度分布が一様（$P(i)=1/N$）なときは，情報エントロピーH_{gray} は最大値（$H_{gray}=\log N$）をとる．ここでは，情報エントロピーを拡張し，粗視化された画像を用いることによって定量的な画像の識別を行う．

情報エントロピー H_{gray} は濃度分布に対する情報エントロピーであるので，形や形の空間分布に対する情報エントロピーは全く反映しない．そこで，画像を粗視化することによって，形の情報を情報エントロピー H_{gray}で扱えるようにする．ここで，粗視化とは，画像を grain size で区切り，区切られた範囲の濃淡を平均化する操作のことである．Grain size を変えた場合，粗視化した画像がどのようになるかを図 1 に示す．

濃淡の確率分布 $P(i)$は，粗視化した画像と元の画像では異なってくる．また，粗視化するときの grain size によっても変わる．それゆえ，情報エントロピー H_{gray}は grain size を変えることによって異なった値をとるようになる．ここでは，情報エントロピーH_{gray}を拡張し，grain size の関数としてのH_{gs}(s)(粗視化情報エントロピーと呼ぶことにする)を導入する．

粗視化情報エントロピーを grain size の関数として具体的に定義しよう．Grain size を s としたとき，粗視化情報エントロピー $H_{gs}(s)$は，

$$H_{gs}(s) = -\sum_{i=1}^{N_{bin}} P_s(i)\log P_s(i) \tag{2}$$

と表すことができる．$P_s(x)$は，grain size s で粗視化したときの階調 x の確率分布である．$H_{gs}(s)$は s の関数であることから，$H_{gs}(s)$ *vs.* s のグラフを描くことができる．この grain size に対する粗視化情報エントロピー$H_{gs}(s)$の変化の特徴を調べることにより，定量的な画像の識別を行う．

さて，粗視化情報エントロピー$H_{gs}(s)$を計算するときの問題点を考えてみよう．Gray scale の頻度分布は，何段階の階調を考えるかによって変わる．粗視化したとき，粗視化する grain size によって階調数が変化しないようにするために規格化を行うことにする．次に，規格化の仕方を述べる．階調数の個数 N_{bin} を固定した場合，一つの階調の幅は，

$$W_{bin} = \frac{I_{max} - I_{min}}{N_{bin}} \tag{3}$$

で表せる．ここで，I_{max}は画像の中でもっとも淡いものの階調，I_{min} はもっとも濃いものの階調である．規格化するときに，W_{bin}を用いることにより，逆に N_{bin} を一定にできる．ではどのような N_{bin} を選べばよいだろうか．大きな grain size で粗視化すればするほど，粗視化後の画像に表れる濃淡のヴァリエーションは少なくなる．それゆえ，N_{bin} が大きすぎると，grain size がある程度以上大きくなると頻度分布が変化しなくなる．また，一方，N_{bin} を小さくしすぎると，$H_{gs}(s)$に変化が現われにくくなってしまう．それゆえここでは，$N_{bin}=50$ とした．

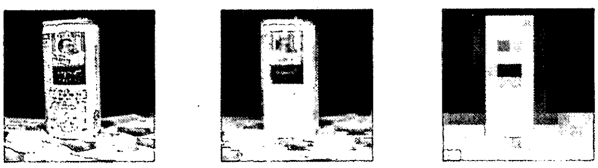

図 1 粗視化したときの画像の変化．左から，原画像，細かな size での粗視化画像，粗い size での粗視化画像．Grain size を変えることによって，画像に含まれる情報が変化することがわかる．

3. 基本パターンの粗視化情報エントロピー H_{gs}

3.1 基本パターンとは

粗視化情報エントロピー$H_{gs}(s)$の可能性を調べる

ために，人工的に作った基本パターンの粗視化情報エントロピーがどうなるかを調べた．基本パターンは，基本図形と，基本図形の空間分布を変えることによって作成した．本研究では，対称性の高いものを基本図形として数種類準備し，さらに規則的におよび不規則に基本図形を空間配置し，基本パターンを系統的につくった．そして，系統的に作った基本パターンの粗視化情報エントロピー$H_{gs}(s)$を求めた．

3.2 基本図形

粗視化情報エントロピー $H_{gs}(s)$は，図形（濃淡の空間分布）の影響で変化する．本研究では，数種類のの基本図形を準備し $H_{gs}(s)$の変化を見ていく．基本図形として，濃淡の頻度分布の形状が複雑でない図形を用いる．

まず，対称性が高い基本図形を用いて粗視化情報エントロピー $H_{gs}(s)$と基本図形の関係について調べる．まず，回転対称性をもつ図形を基本図形として用いる．回転対称とは，ある軸に対して，回転操作を行ったときに図形が一致するものをいう．1 回転に対して 1/2, 1/3,…,1/N だけ回転させたとき，元の図形と一致する性質を，それぞれ 2 回転対称性，3 回転対称性,…, N 回対称性という[2]．また，図 2 の基本図形の濃度分布は，表 1 に示した関数で記述される．図形で定義しているため，基本図形は無限に細かい精度を表現することができる．

原画像のサイズを 1 として，粗視化に用いる grain size を原画像の比として定義することにする．これを grain size 比と呼ぶことにする．Grain size を比で表すことにより，原画像の画素数（resolution）が粗視化情報エントロピーに与える影響を考慮する必要がなくなる．例えば，grain size 比を 0.1 とした場合，10×10 の画素と同値になる．また比が 1 の場合，1 画素となる．なお，grain size 比は，3 桁の精度までで計算した．つまり 1000×1000 の十分高い精度をもった画像を扱っていることになる．

表 1　基本図形の生成関数群

コーン型	$z = R - r$
二次関数型	$z = R^2 - r^2$
半球型	$z = \sqrt{R^2 - r^2}$
錘型	$z = e^{-\sigma r^2}$
Gaussian 型	$z = e^{-\frac{r^2}{2\sigma}}$

(注) z は濃度を表し，R は図形の中心（原点）から図形の境界までの距離(半径)，r（$r = \sqrt{x^2 + y^2}$）は図形の中心からの距離，σ はパラメータとした．

図 2 に任意の角度で回転対称が成り立つ図形を示す．図中の(1)は，z 軸を濃淡の濃度として，3 次元的に濃淡分布を表したものである． (1)で示した 3 次元図形の表面の曲率は，表 1 の関数によって決まる．図 2-(a)の図形をコーン型と名づけた．3 次元図形の表面を z 軸を含む平面でスライスしたときに得られる 2 次元曲線の形状を考える．コーン型の場合は，曲線は，1 次関数で表される．図中の(4)は，2 次元平面に濃淡で表したものである（原画像と呼ぶ）．この画像の確率密度分布を(2)に示す．この画像の確率密度分布は，濃度が淡くなるごとに線形的に減っている．画像の粗視化情報エントロピー$H_{gs}(s)$のグラフを(3)に示す．

図 2-(b)は，二次関数型と名づけた．基本図形について，コーン型と同様に(1)～(4)は図形の特徴を示したものである．この図形の確率密度分布(2)は，最も濃い色を除き一定の量となっている．図 2-(c)は，半球型と名づけた．基本図形について，コーン型と同様に(1)～(4)は図形の特徴を示したものである．この図形の確率密度分布(2)は，淡い色になるほど線形的に増えている．

図 2-(d)は，錘型と名づけた．この基本図形は，指数部が負の場合，r が大きくなると，変化量も減少するため，(a)~(c)までの基本図形のような境界線ができない．そこで，(a)~(c)と同じ被覆面積（二次元平面に描かれた面積）になるように途中で値を切り捨てた．基本図形について，コーン型と同様に(1)～(4)は図形の特徴を示したものである．図 2-(e)は，Gaussian 型と名づけた．この図形も錘型同様値が収束しない．(a)と同様に(1)～(4)は図形の特徴を示したものである．これら基本図形の特徴を表 2 にまとめた．

各基本図形の粗視化情報エントロピーを比較してみると，多くの基本図形はよく似た変化をしていることがわかる．表 2 は図 2 に示した基本図形同士の粗視化情報エントロピーの特徴をまとめたものである．まず，基本図形の表面の形状で同じ特徴をした基本図形を比較する．二次関数型と半球型は，共に凸型なので粗視化情報エントロピーを比較してみると，grain size 比が小さい場合でも変化の特徴が似ている．また，錘型と Gaussian 型は凹型であるが，粗視化情報エントロピーの grain size 比が小さいときは Gaussian 型の情報エントロピーが高いため似ていない．しかし grain size 比が大きくなるに連れて，同じように変化していることがわかる．次に確率密

表2　基本図形の特徴

基本図形	平面でスライスしたときの,2次元曲線の形状	確率密度分布の形状
コーン型	線形型	濃度が淡くなるほど確率が減る.
二次関数型	凸型	最も濃い濃度を除き一様分布になっている.
半球型	凸型	最も濃い濃度を除き濃度が淡くなるほど存在確率が増える.
錘型	凹型	非線形に変化し, 濃度が淡くなるほど存在確率が減る.
Gaussian 型	——	非線形に変化し, 濃度が淡くなるほど存在確率が減る.

度分布の形状より似た特徴を持った基本図形を比較してみる. コーン型と半球型は, 確率密度分布(2)の形状が濃淡逆になっているが, 原画像の情報エントロピーは同じになる. 粗視化情報エントロピー(3)は, 良く似た特徴を持っている. 特に, 粗視化画像(5)を見るとgrain size比が大きくなると, 粗視化画像の特徴が似ることわかる.

図2の(a)~(e)の粗視化情報エントロピーの共通点として, grain size比が0.4以降で粗視化情報エントロピーがフラットになっている. この理由として, grain size比が大きくなると, 図形の回転対称の影響が大きくなり, 中心から距離に応じて一定の濃度になることが考えられる. 例えば, grain size 比が0.33以上の場合, 事実上の画像の画素は9個になる. この場合, 回転対称より3階調しか存在しないことになる. この3階調の存在率は同じになることから, ある一定以上のgrain size比の場合, 対称性が崩れない限り情報エントロピーは一定になる. このことを類推して考えると, 粗視化情報エントロピーで部分的に情報エントロピーが小さくなっている理由がわかる. これは, grain size 比が割り切れる値で粗視化した場合においても, 対称性が表れ頻度分布が一定の濃淡に偏るからである. 逆に情報エントロピーが多くなっている場所では, 対称性が大きく崩れていることは容易に想像がつく. このことからも, 図形の対称性は, 粗視化情報エントロピーを考えるうえで非常に重要な要素であることがわかる.

表3　ある角度で回転対称が成り立つ基本図形

基本図形	回転対称角度
コーン型	任意の角度
五角錐	$2\pi/5$
四角錐(1)	$\pi/2$
三角錐	$2\pi/3$
四角錐(2)	π
星型	$2\pi/5$

もう一つの共通点として, 情報エントロピーがgrain size比が大きくなると下がっていることである. 確率密度分布が一箇所に集中している場合（この基本図形では黒に集中している. ）において, 粗視化することによって情報エントロピーが大きくなっても不思議でない. しかし, それでも粗視化することによって情報エントロピーが下がるのは, 粗視化することによって, 回転対称性により確率密度分布の一定の場所に濃淡が集まるため, 情報エントロピーが下がると考えられる.

ここで, 図2-(f)の(2)原画像の濃淡分布がまったく等しいが, 基本パターンが異なる場合を考えてみる（図2参照）. (f)の基本図形は, (a)の基本図形とは原画像（粗視化する前の画像）の濃淡分布 $P(i)$が等しい. しかしながら, 図3の(3)は, grain size 比が小さいときの変化が, (a)の(3)とは異なっている. このことは, $H_{gs}(s)$が画像の識別に使えることを示唆している.

次に, ある角度で回転対称が成り立つ基本図形と粗視化情報エントロピーの関係を調べる. 図3はある角度で回転対称が成り立つ. これらの基本図形は, 表面の形状は全て平面となっているので, コーン型と同じ側面の形状となる. そこで, 対称性が粗視化情報エントロピーに与える影響を調べるために, 図3の基本図形とコーン型の被覆面積を等しくした. 図3-(a)の基本図形は五角錐型であり, $2\pi/5$ 回転対称性と図3の中では回転対称性が最も高い. 図3-(b)の基本図形は, 四角錐であり, $\pi/2$ の回転対称性がある. この基本図形の底面は正方形だが, 側面が正三角形ではないため, 正四角錐とは言えない. この基本図形を四角錐(1)と名づける. 図3-(c)の基本図形は, 正3角錐であり, $2\pi/3$ の回転対称性がある. 図3-(d)の基本図形は, 四角錐であり, πの回転対称性がある. この基本図形の形は, (b)の四角錐(1)と形は似ているが, 底面の形少し変化させるだけで回転対称性が大きく変わる. これらの特徴を表3にまとめた.

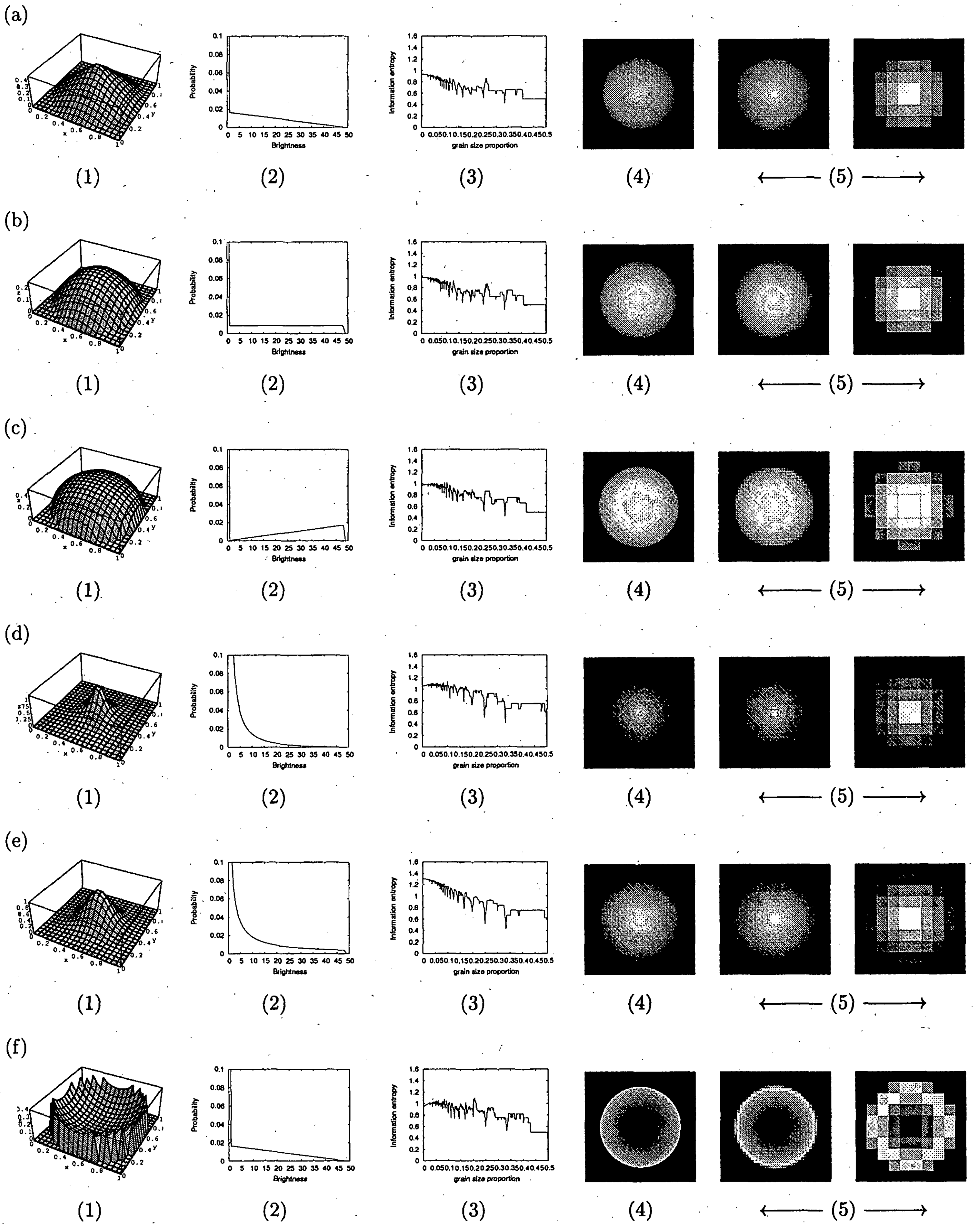

図 2　対称性の高い基本図形と粗視化情報エントロピー. (a) コーン型, (b)2 次関数型, (c) 半球型, (d) 錘型, (e)Gaussian 型, (f) 御椀型. 図中の (1)~(5) は, (1) 濃度を z 軸として濃淡分布を 3 次元画像にしたもの, (2) 確率密度分布, (3) 粗視化情報エントロピー $H_{gs}(s) vs. s$, (4) 基本図形の原画像, (5) 粗視化した画像.

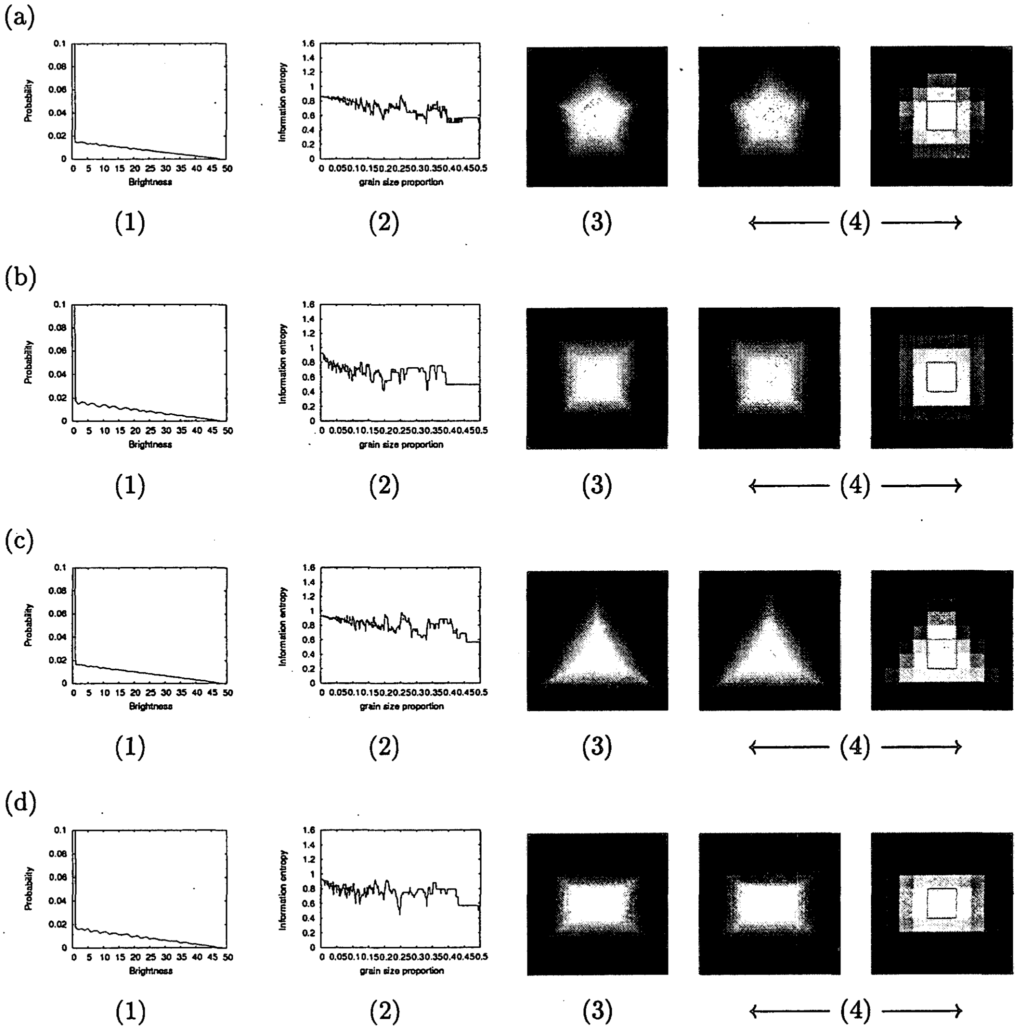

図3　基本図形と粗視化情報エントロピー. (a) 五角錐, (b) 四角錐型 (1), (c) 三角錐型, (d) 四角錐型 (2). 図中の (1)~(4) は, (1) 確率密度分布, (2) 粗視化情報エントロピー $H_{gs}(s) vs. s$, (3) 基本図形の原画像, (4) 粗視化した画像.

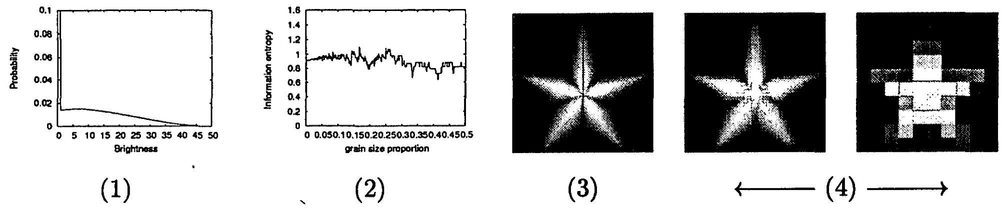

図4　星型の基本図形と粗視化情報エントロピー. 図中の (1)~(5) は, (1) 確率密度分布, (2) 粗視化情報エントロピー $H_{gs}(s) vs. s$, (3) 基本図形の原画像, (4) 粗視化された画像.

コーン型は任意の角度で回転対称が成り立つため対称性が最も高い．コーン型の粗視化情報エントロピーと５角錐の粗視化情報エントロピーを比較すると，コーン型の粗視化情報エントロピーが平面になるのは grain size 比が 0.4 以降だが，5 角錐では，0.45 付近でなければフラットにならない．また，最終的な情報エントロピーはコーン型の場合 0.5 付近だが，5 角錐の場合 0.6 より少し低いぐらいであり，情報エントロピーが高くなっていることがわかる．また，粗視化情報エントロピーの変化の仕方が大きいことがわかる．

次に四角錐(1)の粗視化情報エントロピーを見る．情報エントロピー変化がフラットになる grain size 比は 4.0 付近で，5 角錐と比べ小さな値でフラットになっている．また，5 角錐との大きな違いは四角錐(1)の場合，粗視化情報エントロピーが一定の区間が多いことである．5 角錐は grain size 比が 4.0 以降の画像サイズと grain size が関係する場合以外ないのに対し，四角錐(1)の場合，grain size 比が 0.2 以降は粗視化情報エントロピーが大きな変化をした後，一定の値を保っている．その他に，grain size 比が 0~0.6 の範囲での粗視化情報エントロピーの下がり方が大きいことがわかる．

次に三角錐型の粗視化情報エントロピーを見るとフラットになる grain size 比がさらに大きくなっていることがわかる．また，粗視化情報エントロピーの値が５角錐やコーン型と比べて変化の割合が低くなっている（ただし最終的な情報エントロピーの値は５角錐とあまり変わらない）．粗視化情報エントロピーの変化の仕方として，粗視化情報エントロピーが一定になる grain size は少ないことから，四角錐(1)とは違った特徴を持っている．

図 3-(d)は四角錐型(2)であり，四角錐型(1)と基本図形の形が良く似ている．粗視化情報エントロピーの変化を見ると，情報エントロピーが変化していない箇所がある．これは四角錐(1)にも見られ，共通した特徴であり，粗視化を行うときに格子を用いることが関係していると考えられるというのも，同じ形で粗視化した場合，対称性が生まれやすいからである．粗視化情報エントロピーがフラットになる grain size 比は 4.3 となり，四角錐(1)の特徴とは当てはまらない．また，grain size 比が 0~0.6 の間の変化は四角錐(1)と似た変化をしており，早い段階で情報エントロピーが下がっていることがわかる．

最後に，複雑な形をした基本図形として，星型を図 4 に示す．星型は，回転対称は５角錐と同じになる．そこで，被覆面積を同じにすることによって基本図形の形と粗視化情報エントロピーの関係を調べる．粗視化情報エントロピーの変化をみると，興味深いことに初期の画像よりも情報エントロピーが増えていることがわかる．これは粗視化することにより濃い色の確率密度が減ることによって，全体の確率密度が高くなるからだと考えられる．また，grain size 比が大きくなってもフラットになる場所がないのも特徴的である．回転対称性を考えると 5 角錐と似た粗視化情報エントロピーの変化があっても問題ないが，比較すると grain size 比が 2.0~3.0 の間で若干似た変化をしているというぐらいで比較できない．

3.3 空間配置の H_{gs} への影響

基本パターンを構成するもう一つの要素として基本図形の空間分布がある．まず，複数の基本図形を規則的に配置することによって空間配置を変化させる．そして，空間配置が粗視化情報エントロピー $H_{gs}(s)$ に与える影響を見る．粗視化情報エントロピーを比較する際，画像に含まれている基本図形の被覆面積は重要な要素であり，被覆面積が同じでなければ，粗視化情報量を比較しにくくなる．そこで，空間配置を変えた基本画像の被覆面積を全て同じにすることにより，全ての画像の粗視化情報量を比較できるようにした．例えばコーン型で構成されており空間配置が違う基本画像（図 5）の(a)~(f)は全て同じ被覆面積となっているので粗視化情報エントロピーを比較できる．かつ，コーン型の基本図形(図 5-(a))と半球型(図 6-(a))も同じ被覆面積になっているのでエントロピーを比較できる．このことより，同じ基本図形を元にした，違う空間配置の粗視化情報エントロピーを比較できる．また，違う基本図形で，同じ空間配置の粗視化情報エントロピーを比較することもできる．

図５の基本図形は全て被覆面積を同じにしてある．つまり，図 5 の(a)と(d)は同じ被覆面積であり，また，図 5 の(a)と図 5.2 の(a)も同じ被覆面積となっている．このことより，図 5~図 7 全ての図形の粗視化情報エントロピーを比較することができる．

図５にコーン型，図６に半球型，図７に３角錐型の空間配置を変えた図形を示す．また，これらの基本画像の空間配置として，１つの基本図形で構成されたものを(a)，2 の基本図形で構成を(b)，3 つの基本図形で構成されたものを(c)，４つの基本図形で構成されたものを(d)，市松模様を(e)，ランダム配置を(f)とした．(a)~(d)の配置は，配置の対称性を考慮してあり，(a)は任意の角度で対称性があり，(b)は $\pi/2$ の対称性があり，(c)は $2\pi/3$ の対称性があり，(d)は $\pi/2$ の対称性がある空間配置とした．

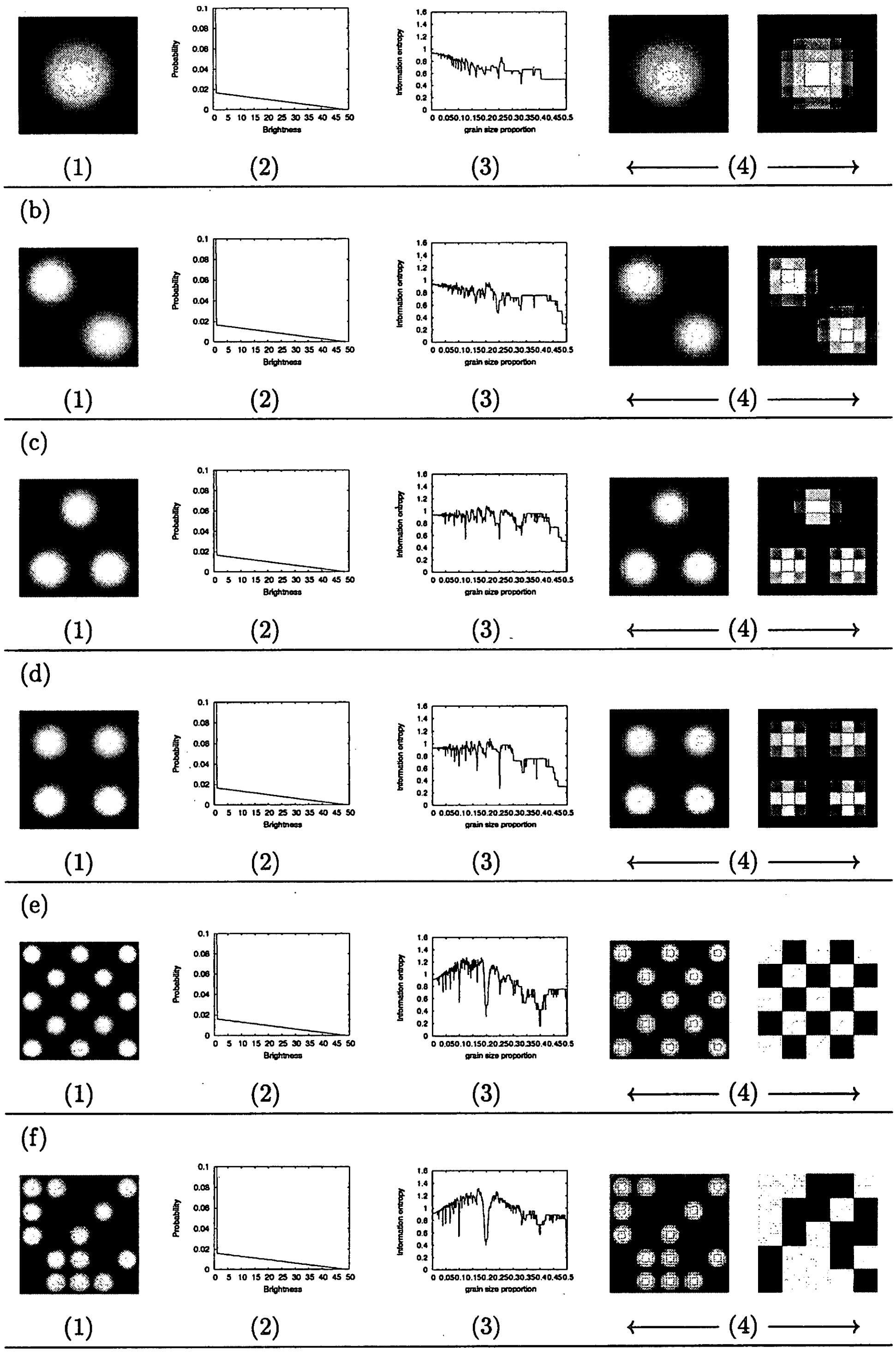

図 5　コーン型の配置を変えた基本パターン. (a)〜(e) は規則的な配置. (f) はコーン型をランダムに配置した.(1) はパターンの原画像, (2) は濃淡の確率密度分布, (3) は粗視化情報エントロピー $H_{gs}vs.s.$, (4) は粗視化した画像.

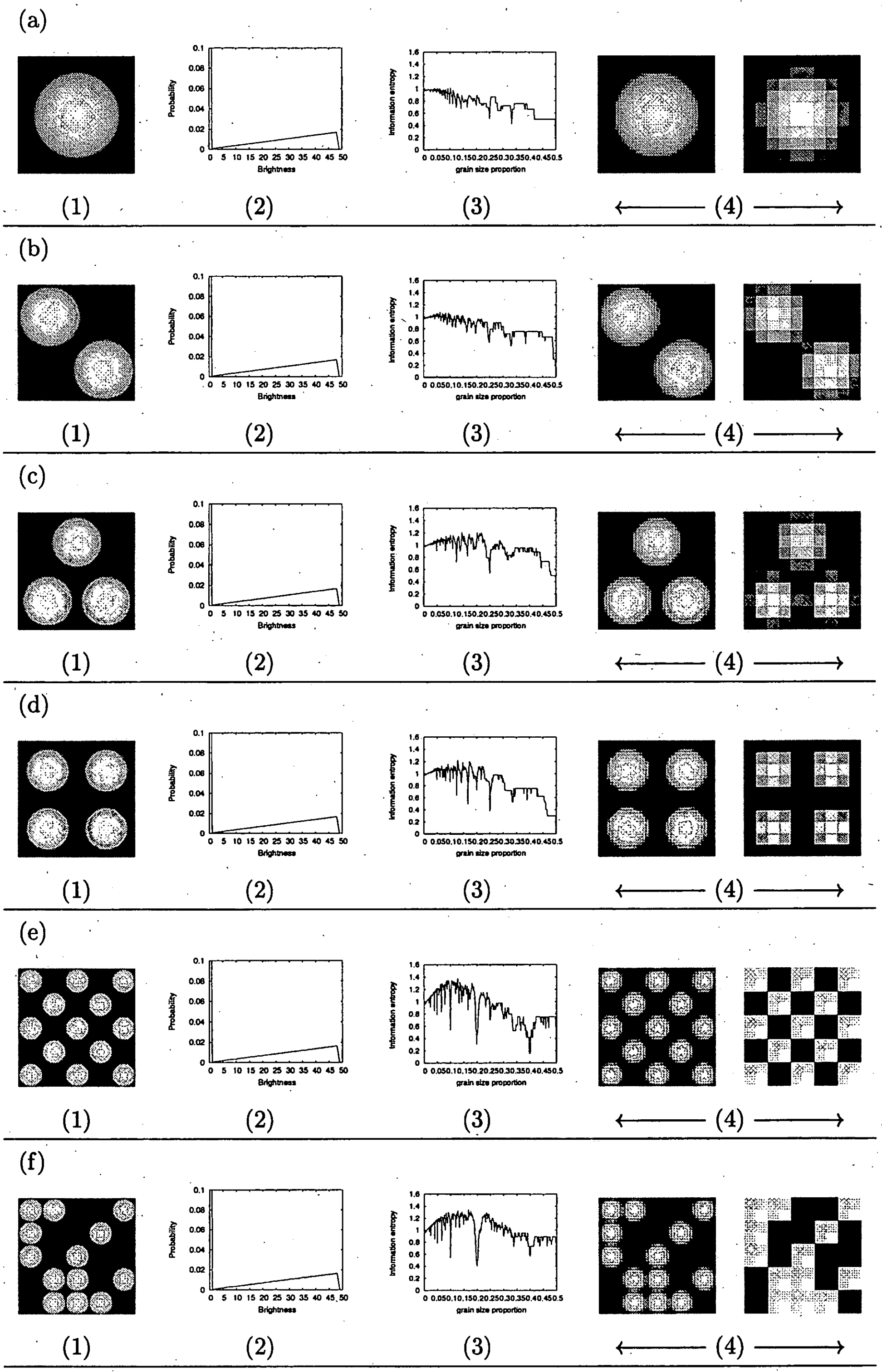

図 6　図 5 と同じであるが, 基本図形として半球型を用いたもの.

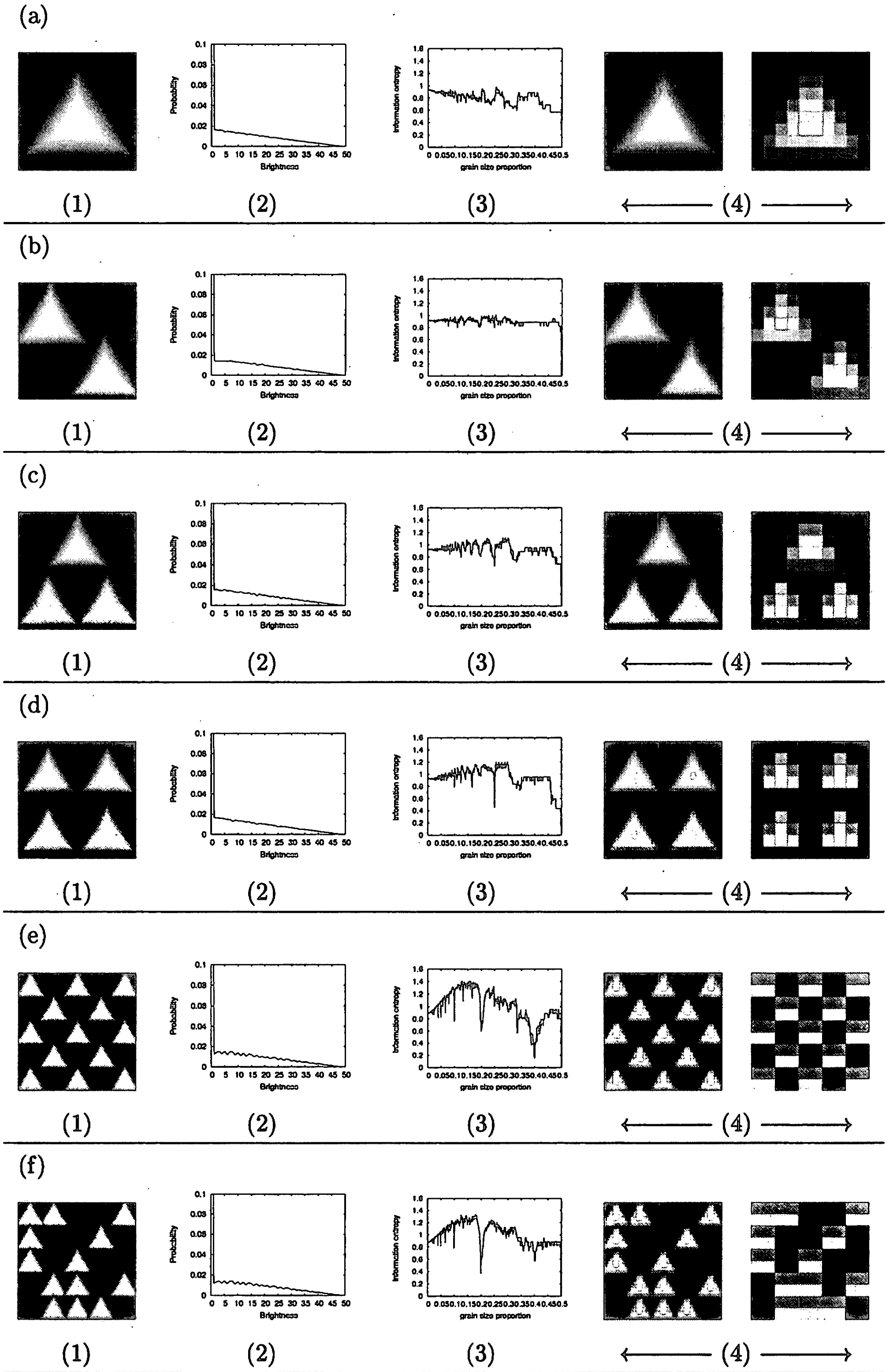

図 7　図 5 と同じであるが，基本図形として三角錐を用いたもの．

同じ基本図形で空間配置を変えて構成された基本図形の粗視化情報エントロピーを比較する．図5~図7 の空間配置を考慮した基本図形をみると，空間配置が複雑になるほど，粗視化情報エントロピーの変化が大きくなることがわかる．また，空間配置を変えることによって，grain size 比が大きくなっても，粗視化情報エントロピーが変化している．これは空間配置を考慮していない基本図形には無い特徴で，粗視化情報量から空間配置を認識できる可能性を示唆している．この他に，配置される基本図形が増えるほど，grain size 比が 0~0.25 の範囲で原画像の情報エントロピーより大きくなる傾向がある．例えば，(a)の図形では，情報量はgrain size 比が大きくなるにつれて下がっているが，(c)では，ほぼ横ばいであり，(e), (f)では，明らかに上がっている．(e), (f)は配置されている基本図形の量は同じで，違うのは配置方法だけである．この二つの粗視化情報エントロピーの違いは，grain size 比の 0.35~0.45 に表れており，区別することができる．これらの特徴は，基本図形が違っていても同様の変化が現われている．また，基本図形の対称性が下がることによって，これらの特徴がさらに大きくなっている．

4. 結 言

粗視化情報エントロピーを用いることにより，画像に含まれている形や空間配置を定量化できる可能性が示された．空間配置が簡単な場合では基本画像の特徴が粗視化情報エントロピーに反映されたが，空間配置が複雑になると，空間配置の特徴が粗視化情報エントロピーに表れた．系統的に基本パターンを作成して，粗視化情報エントロピーの特徴を調べることにより，粗視化情報エントロピーが濃淡パターンのなにの影響をうけているかを調べることができた．

我々が新しく導入した粗視化情報エントロピーによる画像の識別は，はじまったばかりの研究である．それゆえ多くの課題が残されている．基本図形を回転させた場合の空間配置の影響を調べることなどである．また，ここでは 8bit の gray scale 画像で基本画像を作成したが，カラー画像に適用することは容易である．例えば，一般的な 24bit true color と呼ばれるカラー画像を考える．すると，RGB のそれぞれに対して，8bit の濃淡のデータをもっており，それぞれに対して，gray scale と同じ取り扱いできる．ここで導入した方法は，gary scale 画像に限定されるものではなく，一般的な画像に適用できるものである．

さらに，粗視化情報エントロピーと grain size のグラフを系統的に解析することで，コンピュータによる画像の自動認識をおこなえる可能性がある．2 次元の濃淡画像を 1 次元のグラフに縮退させたことによりコンピュータでの取り扱いが格段に簡単になるからである．2 次元の濃淡画像を 1 次元のデータに縮退させる方法に，画像のフーリエ変換を行うというのも一つの方法である．ここでは，既存のフーリエ変換などに頼らず，新しい手法を導入することにより，新しい可能性を見ることができた．さらに，今回示した人工的に作成した画像だけではなく，実際の画像によっても形や空間配置を認識できるかどうかを調べていきたいと考えている．

参考文献

[1] 形の科学会編集：形の科学百科事典，朝倉書店，81 (2004).

[2] 高木隆司他：かたちの事典，丸善株式会社，(2003).

[3] C. E. Shannon: Reprinted with corrections from The Bell System Technical Journal, 27, 10 (1948).

[4] C. E. Shannon and W. Weaver: The Mathematical Theory of Communication, Univ. of Illinois Press, Chicago (1949).