

イメージセンサに対する統計型エラーモデルとそのテスト手法 について

市原 英行^{†a)} 口井 敏匡^{††} 山達 正明^{††} 坂口 英明^{††}
植村 博^{††} 樹下 行三^{†††}

A Statistical Error Model for the Image Sensor and Its Testing

Hideyuki ICHIHARA^{†a)}, Toshimasa KUCHII^{††}, Masaaki YAMADATE^{††},
Hideaki SAKAGUCHI^{††}, Hiroshi UEMURA^{††}, and Kozo KINOSHITA^{†††}

あらまし イメージセンサデバイスから得られる撮像のテストは、目視によるものや多くの画像処理を必要とするものが主流であるため、デバイスサイズ増加に伴うテストコストの増加が問題となっている。テストコストを削減するためにいくつかの自動化手法が提案されているが、撮像のエラー判定は経験に基づいて定性的に行われるため、判定に必要なパラメータ設定には試行錯誤が必要となる。本論文では、イメージセンサデバイスの撮像に対して少ないパラメータで定量的に定まるエラーモデルを提案する。これによりあいまいであったエラーモデルが一意に決まることになり、撮像のテストが比較的容易に行える。また、提案したエラーモデルは、個々の撮像の輝度値に基づいて統計的に定義されるため、イメージセンサデバイスに個体差があっても、その個体差による影響を受けない。実験結果は、提案したエラーモデルに基づく撮像テストが、経験をもったテスト技術者による目視試験に近い判定能力をもつことを示している。

キーワード イメージセンサデバイス, 撮像, エラーモデル, 統計値, 外れ値

1. ま え が き

イメージセンサデバイスは今日のマルチメディア機器に必要なデバイスの一つであり、CCD（電荷結合素子：Charge Coupled Device）やCMOSを用いたデバイスが、デジタルカメラや携帯カメラなどで積極的に用いられている。イメージセンサデバイスをテストするためには、デバイスにより取得された画像（撮像）にエラー（画像の欠陥）があるかどうかを判断することが必要になる。しかしながら、画質向上のために撮像のサイズは近年ますます増加しており、撮像のテストコストも増加している。特に、携帯電話などの

製品サイクルが短い電子機器は、その設計・製造期間も短くなっているため、撮像のテストコストの削減は重要な課題である。

撮像エラーのテストは、撮像ごとに輝度や色調が異なるため、最終的に人間の目による目視試験を行うことが多い。目視試験を補助するために、例えば文献[1]では、カラー液晶ディスプレイ（LCD）のカラーガラスフィルタのマクロ欠陥を強調する手法が提案されている。しかしながら、このような補助を行ったとしても、撮像のエラーを指摘するためには、ある程度熟練したテスト技術者が必要となる。

撮像のテストコストを削減するためにテストを自動化する手法も提案されている[2]~[4]。文献[2]では、様々な画像検査アルゴリズムを組み合わせる手法が提案されている。手法は三つの部分からなり（1）強調フィルタとソーベル型の微分フィルタ等を用いてノイズを除去し、エラーを強調する前処理部（2）2値化とラベリングによる不良候補抽出部（3）面積、体積、コントラストなどの特徴値を計算してエラー位置を判定する判定部から構成される。この手法では、使用す

[†] 広島市立大学情報科学部, 広島市
Faculty of Information Sciences, Hiroshima City University,
Hiroshima-shi, 731-3194 Japan

^{††} シャープ株式会社 LSI 事業本部生産センター, 天理市
Production Center, Large-Scale IC Group, SHARP Corporation,
Tenri-shi, 632-8567 Japan

^{†††} 大阪学院大学情報学部, 吹田市
Faculty of Informatics, Osaka Gakuin University, Suita-shi,
564-8511 Japan

a) E-mail: ichihara@im.hiroshima-cu.ac.jp

る画像アルゴリズムを選択する必要や、不良候補を抽出するための2値化のしきい値と、エラー領域を判定するときの特徴値の上下限値を、テストする撮像やエラーの種類に応じて適切に設定する必要があり、これらの決定には試行錯誤が要求される。

文献[3],[4]では、しきい値の設定を自動化する試みが行われている。文献[3]では、エラーと非エラーの判定に用いるしきい値の設定を自動化するために、提案アルゴリズムに従って N 個の領域を撮像内に設定し、その N 個の領域から求まる比較値を順位付けすることで、しきい値を決定する手法を提案している。また、文献[4]では、各種画像処理を撮像に適用した後、エラーと非エラーのしきい値を決定するために、輝度値の統計値(平均値、標準偏差、最大値、最小値)を利用している。これらの手法は各撮像の個体差を吸収できるため有効ではあるが、しきい値を決めるための定数(文献[3]ではしきい値設定用基準値、文献[4]では標準偏差に対する乗数)を与える必要があり、この定数はテストを行う技術者の経験に基づき試行錯誤により決定する必要がある。

文献[2]~[4]に共通する撮像のエラーは、人間の目視結果に基づく定性的なモデルであり、このエラーをテストで判定するために、エラーと非エラーを分けるしきい値を試行錯誤により決定している。つまりエラーのあいまい性をテスト手法のパラメータ(しきい値)で吸収していると考えられる。

本論文では最初に、撮像のテストを自動化するために必要なエラーモデルを提案する。提案するエラーモデルは少ないパラメータで定量的に定義されるため、これまでの手法のエラーモデルのあいまいさがなくなり、その結果、エラーを判定するためのテスト手法も一意に決まることになる。提案するエラーモデルでは撮像を方形領域(メッシュ)に分割し、それぞれの領域をエラー領域の候補にする。エラー領域か否かの判断は、文献[4]のように各エラー領域の特徴値の統計値に基づいて行うため、イメージセンサデバイスから得られた撮像の個体差に影響を受けないモデルであると考えられる。また、エラーモデルの定義に必要なしきい値の決定には、スミルノフ・グラブス検定による外れ値判定法[7]を用いるために、エラーモデルのパラメータは方形領域のサイズだけとなる。このエラーモデルを用いることで、提案する撮像テスト手法は、テスト技術者の介在がほとんど必要のない閉じたシステムとして構築でき、またその計算量も比較的少ない。

提案したモデルに基づいた撮像テストの実験結果は、目視試験に近い判定が可能であることを示している。

本論文の構成を以下に示す。2.ではイメージセンサデバイスの撮像とそのエラーについて説明を行う。3.では統計情報に基づくエラーモデルを提案する。4.ではこのモデルに基づく撮像のテスト手法を説明する。5.では、提案するモデルに対する実撮像に対する実験結果を示し、モデルの有効性について議論する。6.で本論文をまとめる。

2. テスト対象撮像とエラー

本論文で扱う撮像は方形画像とし、各画素 (i, j) には輝度値 $f(i, j)$ が与えられているとする。CCD撮像の場合、撮像の各画素は赤(R)、緑(G)、青(B)のいずれかの値であるが、各画素の値はITU-R BT.601[5]に基づいてRGBから輝度値(Y)に変換される。なお輝度値を対象とする理由は、対象とするエラーの影響は輝度値に現れやすいためである。図1に撮像の例を示す。

撮像のエラーは、周辺画素との輝度差により決定する。周辺の画素より輝度値が大きい場合は白色、小さい場合は黒色に見えるため、それぞれ白色エラー、黒色エラーと呼ぶ。図2と図3はそれぞれ、白色エラー(白シミ)と黒色エラー(黒線キズ)を示す。

一般に、テストの対象となる撮像には、光源の影響により段階的な輝度値の変化を示すシェーディング成分が含まれる。図1の撮像は、中心から周辺領域へのシェーディング成分を含んでいる。ここではシェーディング成分を取り除いた撮像をテスト対象とする。



図1 テスト対象の撮像(シェーディング成分除去前)
Fig.1 Target image (before shading reduction).



図 2 白色エラー（白シミ）の例
Fig. 2 Example of white error (blot).

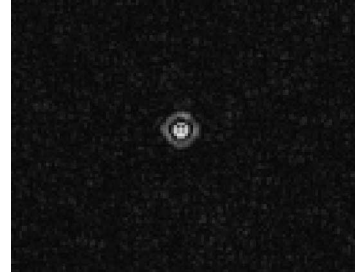


図 5 シェーディング成分除去後の白色エラーの例
Fig. 5 Example of white blot after shading reduction.



図 3 黒色エラー（黒線キズ）の例
Fig. 3 Example of black error (scratch).

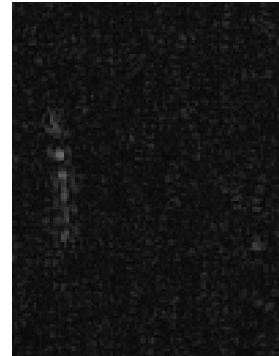


図 6 シェーディング成分除去後の黒色エラーの例
Fig. 6 Example of black scratch after shading reduction.



図 4 シェーディング成分除去後の撮像
Fig. 4 Image after shading reduction.

なお、シェーディング成分はラプラシアンフィルタなどの高域フィルタを適用することで除去可能である。図 4 にシェーディング成分除去後の撮像を示す。また、図 5 と図 6 にはそれぞれ、図 2 と図 3 の白色エラーと黒色エラーに対するシェーディング成分除去後の撮像を示す。なお図 6 は黒色エラーを示しているが、白色エラーと比較しやすいように、輝度値の絶対値をと

ることにより白色で示している。

3. 統計情報に基づくエラーモデル

撮像内に、面積 a 、周りの画素との輝度差 d をもつ領域を考える。このとき、この領域がエラーであるかどうかは、面積 a と輝度差 d で決定する。エラーには面積は小さいが輝度差は大きいものと、輝度差は小さいが面積は大きいものがある（当然ながら、輝度差が大きく、その面積も大きければエラーである）。例えば、図 5 のエラーの面積は小さいものの、周りの領域との輝度差が大きいためエラーとして認識されている。また、図 6 のエラーは、輝度差は小さいものの比較的面積が大きいためエラーとして認識されている^(注1)。この関係を模式的に図示したものを図 7 に示す。図中

(注1): もとの撮像において、大きな面積で一様な輝度値をもったエラーの場合、シェーディング成分を除去すると、用いるフィルタによってはエラーの輪郭部分の輝度差しか残らないことがある。この場合は、本来のエラーがもっている面積情報は失われることになる。しかしながら、大きな面積をもったエラーの場合、その輪郭部分の長さも長くなると考えられるため、シェーディング成分除去後の撮像においてもエラーの輪郭の一部は認識できると考えられる。

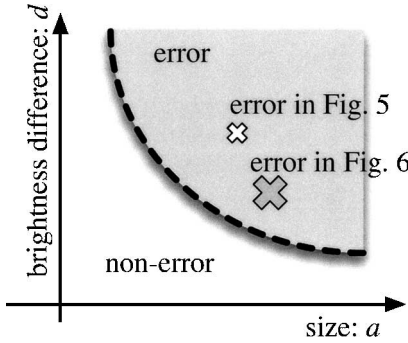


図 7 エラー領域と非エラー領域
Fig. 7 Error area.

の点線はエラーと非エラーを区分するしきい値を示しており、右上がエラーとなる領域であり、左下が非エラーの領域である。

一般に、図 7 のようにエラー領域と非エラー領域を明確に分離することは、以下の二つの理由から非常に困難である。一つはエラーと非エラーを分離するためのしきい値は観測者や測定を行う環境に依存しており、明確に分離できないからである。もう一つの理由は、このしきい値は撮像のサイズや輝度値の絶対値に依存するため、撮像ごとに決める必要があるためである。これらの点は撮像のテストの自動化が困難な理由でもある。

以下では、観測環境及び観測者の違いや、撮像の個体差によらない個々の撮像の統計情報に基づくエラーモデルを導入する。

3.1 撮像の方形領域への分割

まず縦 h [pixel]、横 w [pixel] の撮像を、サイズ $L_h \times L_w$ の方形領域 (メッシュ) に分割することを考える。このとき、方形領域 (x, y) を以下のように定義する。

定義 (撮像の方形領域 (x, y)): 方形領域 (x, y) は、撮像の左上を原点 $(0, 0)$ とした場合、撮像の 2 点 $(x \times L_h, y \times L_w)$, $((x + 1)L_h - 1, (y + 1)L_w - 1)$ を結ぶ線分を対角線とする方形である。ただし、 $(x + 1)L_h - 1 > h$ または $(y + 1)L_w - 1 > w$ の場合は、方形領域 (x, y) は定義しない。 □

この定義から縦 $N_h = \lfloor h/L_h \rfloor$ 個と横 $N_w = \lfloor w/L_w \rfloor$ 個の方形領域が考えられ、それぞれの方形領域がエラーの候補となる。

3.2 エラー方形領域の定義

方形領域がエラーか否かは、以下の定義による。

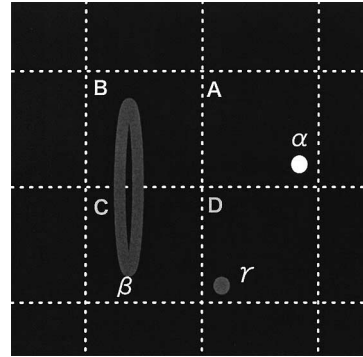


図 8 エラーと方形領域の関係
Fig. 8 Relationship between errors and meshes.

定義 (統計値に基づくエラー方形領域): ある方形領域 (x, y) の特徴値 $c(x, y)$ が式 (1) を満たすならば、その方形領域 (x, y) はエラー方形領域である。

$$\frac{|c(x, y) - \mu|}{\sigma} > T \tag{1}$$

方形領域 (x, y) の特徴値 $c(x, y)$ は、 $f(i, j)$ を画素 (i, j) の輝度値としたとき、

$$c(x, y) = \sum_{\substack{x \times L_h \leq i \leq (x+1) \times L_h - 1 \\ y \times L_w \leq j \leq (y+1) \times L_w - 1}} |f(i, j)| \tag{2}$$

で定義される値である。また、式 (1) 中の μ はすべての方形領域の特徴値の算術平均であり、

$$\mu = \sum_{\substack{0 \leq x \leq N_h \\ 0 \leq y \leq N_w}} \frac{c(x, y)}{N_h \times N_w} \tag{3}$$

である。また、 σ は標準偏差であり、

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{\substack{0 \leq x \leq N_h \\ 0 \leq y \leq N_w}} |c(x, y) - \mu|^2}{N_h \times N_w}} \tag{4}$$

である。 T はエラー領域か否かを決定するしきい値である。 □

図 8 は三つのエラー (α, β, γ) と四つの方形領域 (A, B, C, D) の関係を示している。エラー α は、面積は小さいものの輝度値が大きな領域である。このため方形領域 A の特徴値は他の方形領域に比べて大きくなり、エラー方形領域となり得る。エラー β は、輝度値は小さいものの面積が大きな領域である。この領域 β の影響で、方形領域 B と C の特徴値も大きくなると考えられ、エラー方形領域となり得る。エラー γ は、輝度値も面積も小さな領域である。これは方形

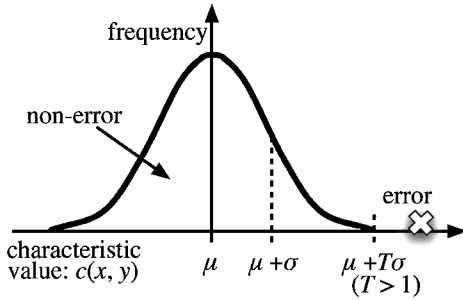


図 9 特徴値 $c(x, y)$ の度数分布
Fig. 9 Frequency distribution of characteristic values $c(x, y)$.

領域 D に影響するが、エラー γ の輝度値と面積が小さいことから、その特徴値は方形領域 A, B, C に比べると小さくなる。このように提案エラーモデルでは、面積と輝度の情報を方形領域の特徴値に変換することでモデル化を行っている。

式 (1) に示したように、ある方形領域 (x, y) がエラーであるかどうかは、その方形領域の特徴値 $c(x, y)$ が他の方形領域の特徴値の平均値と比べて相対的に大きいかが否かで決まる。図 9 は特徴値の度数分布を示している。ここで、領域の特徴値が平均値から $T\sigma$ 以上離れた部分に存在する方形領域を、エラー領域と定義している。このように、各撮像ごとの特徴値の平均値と標準偏差に基づいてエラー領域が定義されるため、撮像に個体差があったとしても、その差異によらないエラーモデルであるといえる。

また式 (2) において、特徴値 $c(x, y)$ を方形領域 (x, y) 内の各輝度値の「絶対値」の和としている理由は、一つの領域内に白色のエラーと黒色のエラーが同時に存在していた場合、そのまま輝度値を加算すると、これらの影響が相殺され、結果として、エラー領域として定義されなくなることを防ぐためである^(注2)。

3.3 しきい値 T の決定

提案したエラーモデルを用いて目視によるエラー判定に近いテストを行うためには、方形領域サイズ L_h, L_w としきい値 T を適切に決めることが重要である。ここではしきい値 T の決定方法について考察する。

まず、目視により良品と判断した撮像における特徴値の分布について考える。良品の場合、各方形領域の特徴値はほぼ等しい値をとると予想できる。図 10 に、目視により良品と判断した 140 万画素の CCD 撮像に対して、 $L_h = L_w = 10$ 及び 20 の場合の特徴値の分布を示す。この図から分かるように、特徴値の分布は

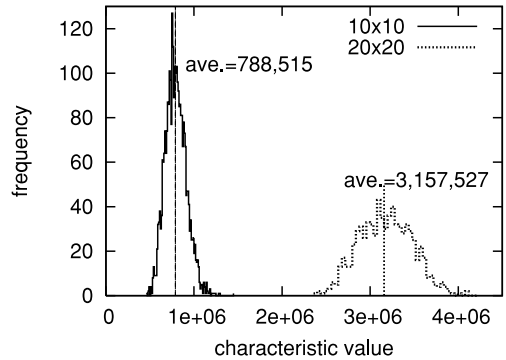


図 10 140 万画素 CCD 撮像における特徴値 $c(x, y)$ の分布例 ($L_h = L_w = 10$ と 20)

Fig. 10 Example of frequency distribution of characteristic values $c(x, y)$ for a 140 M CCD image ($L_h = L_w = 10$ and 20).

それぞれの平均値を中心に釣り鐘型の形状をしており、図 9 のような正規分布に近いことが分かる。よって以下ではエラーのない良品撮像の特徴値は正規分布すると仮定し、議論を進める。

一方、エラーを含む撮像は、良品撮像の特徴値の分布に対し「外れた」特徴値をもつとみなすことができる。また、その外れた特徴値は、式 (2) に示したように輝度値の絶対値の和であるため、図 9 のように分布の右側に現れることになる。つまり得られたデータの最大値が外れ値かどうかを判定するアルゴリズムを適用すれば、しきい値の決定が決定論的に行えることになる。そこで、母集団の分布を正規分布と仮定したときの外れ値判定法である、スミルノフ・グラブス検定に基づく外れ値判定法 [7] を利用して、しきい値 T を決定することを提案する。

スミルノフ・グラブス検定とは、正規分布すると予想されている標本値のうち、最大（または最小）の値が外れているかどうかを検定する手法である。 X_1, X_2, \dots, X_n という標本が得られているときに、分布の平均と標準偏差（若しくはその推定値である標本平均と不偏分散）をそれぞれ μ, σ とすると、検定法の手順は次のようになる。

(1) 前提として、帰無仮説 H_0 を「すべての標本値は同じ母集団から得られたものである」とし、対立仮説 H_1 を「標本値のうち、最大のものは外れ値である」とする。このとき有意水準 α で片側検定を行う。

(2) 最大の標本値 X_i に対して、外れの尺度とし

(注2): つまり、図 6 のように黒色エラーでも白色として扱う。

て $T_i = |X_i - \mu|/\sigma$ を計算する.

(3) 有意水準 α における有意点 $T(\alpha)$ を求める^(注3).

(4) 帰無仮説 H_0 の採否を決める. つまり, $T_i < T(\alpha)$ のとき, 帰無仮説 H_0 を採択する. $T_i \geq T(\alpha)$ のとき, 帰無仮説 H_0 を棄却する.

スミルノフ・グラブス検定で用いられている外れの尺度は, 標本値 X_i を方形領域の特徴値 $c(x, y)$ とすれば, 提案するエラーモデルの判定式 (1) と同じであるため, 上記の方法で決定した有意点をしきい値 T として利用することができる. これを用いて $\alpha = 5.0\%$ の有意水準で検定したとすると, サンプル数が 100 個のとき $T = 3.75$, サンプル数が 1,000 個のとき $T = 4.40$ となる. 例えば, 140 万画素の CCD において, 方形領域を正方領域と考え $L_w = L_h = 20$ とした場合, 768 個の領域が存在することになるため, このサンプル数に対する有意点から $T = 4.34$ とすることで, 有意水準 5.0% でエラー方形領域が決定できる.

4. 提案エラーモデルに基づく撮像テスト手法

提案したエラーモデルに基づいた撮像のテスト手法を示す. 今, 撮像及び方形領域のサイズ L_w, L_h が与えられたとする.

(1) 高域・点欠損除去フィルタの適用

撮像から輝度値に基づき, シェーディング (低周波) 成分を除き, エラーとノイズ (高周波) 成分を取り出すための高域フィルタを適用する. 高域フィルタにはラプラシアンフィルタ [6] などを利用する. またこの時点で, 簡単に判定が可能な点欠損 (周囲の画素との輝度差が極端に大きい 1 画素のエラー) を除去する.

(2) 方形領域への分割

撮像を $L_w \times L_h$ の方形領域に分割し, 領域ごとにその輝度値の絶対値の総和をとるフィルタを適用する. これにより各方形領域の特徴値を求める.

(3) 統計処理によるエラー判定

特徴値 $c(x, y)$ が最も大きい方形領域 (x, y) に対して, 3.2 のエラー方形領域の定義で示した式 (1) を満たすかどうかを判定する. 満たす場合は撮像にエラーがあると判定する. なお, 式 (1) のしきい値 T は, 前章で述べたスミルノフ・グラブス検定を用いて方形領域数から決定する.

目視試験に近いテスト結果を得るためには, 方形領域サイズ L_w, L_h を適切に決定する必要がある. サイ

ズを決めるためには, 目視試験によって良品と不良品の判定が行われている複数の撮像に対して, 方形領域サイズを変更しながら, このテスト手法を何度か繰り返す必要がある. このとき上記のテスト手順の計算量が問題となるため, このテスト手法の計算量について考察する.

上記の手法の計算量を定量的に調べるため, 画素数が N の撮像を考え, 画素の参照回数を計算する (1) の高域フィルタ・点欠損除去フィルタでは, それぞれ高域フィルタとして 3×3 のラプラシアンフィルタ [6] を用いたとすると, 参照回数は $9N$ となり, また点欠損除去はそれぞれの画素の周辺画素の輝度値を調べるだけなので同じく $9N$ となる. (2) では撮像を方形領域に分割し, それぞれの特徴値を計算するため, すべての画素の輝度値を調べる必要がある. よって, この処理の画像参照回数は N である. (3) では, 領域の特徴値に対する平均値, 分散, 最大値を求めるために, $N/(L_w \times L_h)$ の参照が必要となる. また, 良否判定は最大の特徴値に対して式 (1) を調べるだけなので無視できる. よってすべてを足し合わせると $(19 + 1/(L_w \times L_h))N < 20N$ となる. 一方, 文献 [2] では, ノイズを除去してエラーを強調する前処理部, 2 値化とラベリングによる不良候補抽出部, 面積, 体積, コントラストなどの特徴値を計算して判定を行う判定部において, 様々な画像フィルタリングを行うため, 少なく見積もっても $66N$ 回の画素の参照が必要となる. このことから, 提案手法は文献 [2] に対して, 3 倍程度高速であると考えられる.

このように, 提案するテスト手法に必要な計算量は比較的小さいため, 方形領域サイズを決定するために試行を繰り返したとしても, その決定に必要な時間は比較的短いと考えられる.

5. 実験結果

提案したエラーモデルに基づいたテスト手法を, 実際の CCD デバイスの撮像に対して適用した結果を示す. 実験に用いた撮像は 140 万画素の CCD 撮像が 12 枚と, 600 万画素の CCD 撮像が 24 枚, そして 800 万画素の撮像 386 枚である. すべての撮像は目視試験

(注3): 有意水準は次の近似式で求めることができる. $T(\alpha) =$

$$(n-1) \left(\frac{t_{\alpha/n}^2}{n(n-2) + n \cdot t_{\alpha/n}^2} \right)^{1/2}. \text{ ここで, } n \text{ は標本数, } t_{\alpha/n}$$

は自由度 $n-2$ の t 分布の上側 $100\alpha/n\%$ 点である.

により良品と不良品の判別が行われており、140 万画素では良品が 5 枚、不良品が 7 枚、600 万画素では良品が 22 枚、不良品が 2 枚、800 万画素では良品が 199 枚、不良品が 187 枚である。

本実験では、1 個の CCD デバイスに対して 1 枚の撮像を用いた。また、撮像の取得時の入力光は白色光であり、その光量は、CCD 出力信号がデバイス仕様で規定されている標準出力電圧 (約 150 mV) になるように設定した。この入力光を用いることで、白色及び黒色のエラーを顕在化することができる。

140 万画素と 600 万画素に対する実験では、それぞれの撮像が不良品か良品かだけでなく、エラー領域として判定された領域数 (つまり、式 (1) を満たす領域の数) とその位置も調べた。なお、方形領域は正方形領域 (つまり $L_w = L_h$) であるとし、その 1 辺のサイズ $L (= L_w = L_h)$ は 10, 20, 40 [pixel] の 3 種類を用いた。このときの領域数からスミルノフ・グラブス検定により有意水準 5.0% で求まるしきい値 T を表 1 に示す。しきい値 T は 3.0 から 5.0 の間にあるため、実験では表 1 に示した値と $T = 3.0, 5.0$ の 3 種類のしきい値を試みることでその有効性を調べた。

表 2 に 140 万画素の CCD 撮像 12 枚に対する実験結果を示す。前半の 7 枚 (F140-1 から F140-7 まで) が不良品であり、残りの 5 枚 (G140-1 から G140-5

まで) が良品である。visual test には目視試験により判定されたエラーの数を示している (つまり、撮像 G140-1 から G140-5 まではこの値が 0 である)。また 3 列目以降は、それぞれの方形領域サイズに対して定義したエラーモデルにおいて、提案したテスト手法で検出できたエラー数を示している。

この結果から 140 万画素のデータに対しては領域サイズを $L = 20$ にしたときに、自動的に決まるしきい値 $T = 4.33$ で、目視によるエラーの数と提案モデルのエラー数が一致していることが分かる。なお、エラー数だけではなく、指摘しているエラーとエラー領域の位置も同じであった。また $L = 20, T = 3$ のときにはすべての良品を不良品として判定しており、また $L = 20, T = 5$ のときには良品と不良品の判別はできたものの、一部のエラーを見逃していることも分かる。これより、スミルノフ・グラブス検定により求めたしきい値 T は有効であると考えられる。領域サイズを $L = 10$ としたときには、 $T = 4.65$ としても G140-1 や G140-2 の良品を不良品と誤判定している。また、 $T = 5$ としたときにはこれらの誤判定に加えて、不良品である F140-6 を良品と誤判定している。一方 $L = 40$ とした場合は、 $T = 3.97$ としたとしても F140-2 から F140-6 を良品と誤判定している。なお表には示していないが、 T を 3 より小さくした場合は、不良品はすべて正しく判定できるものの、良品の一部を誤判定してしまう。

表 3 は、600 万画素 CCD 撮像に対する実験結果を示す。最初の二つの撮像 F600-1 と F600-2 が不良品であり、残りの撮像は良品である。表の見方は表 2 と同じである。この表からは、600 万画素では、パラメータを $L = 40, T = 4.37$ または 5 にしたときに、目視

表 1 スミルノフ・グラブス検定に基づくしきい値 T (有意水準: 5.0%)

Table 1 Threshold T based on the Smirnov-Grubbs test (significant level: 5.0%).

	$L = 10$		$L = 20$		$L = 40$	
	# areas	T	# areas	T	# areas	T
140 M pixel	3,120	4.65	768	4.33	192	3.97
600 M pixel	15,301	4.97	3,763	4.69	910	4.37

表 2 140 万画素 CCD 撮像に対するエラー数
Table 2 Number of errors for 140 M pixel CCD images.

image	visual test	$L = 10$			$L = 20$			$L = 40$		
		$T = 3$	$T = 4.65$	$T = 5$	$T = 3$	$T = 4.33$	$T = 5$	$T = 3$	$T = 3.97$	$T = 5$
F140-1	1	5	1	1	1	1	1	1	1	0
F140-2	2	16	5	5	2	2	1	0	0	0
F140-3	1	9	1	1	1	1	1	1	0	0
F140-4	1	11	3	3	3	1	1	1	0	0
F140-5	2	10	5	4	3	2	1	1	0	0
F140-6	1	8	2	0	1	1	1	0	0	0
F140-7	1	7	4	2	1	1	1	1	1	1
G140-1	0	15	1	1	3	0	0	0	0	0
G140-2	0	14	1	1	2	0	0	0	0	0
G140-3	0	7	0	0	1	0	0	0	0	0
G140-4	0	13	0	0	1	0	0	0	0	0
G140-5	0	10	0	0	2	0	0	0	0	0

表 3 600 万画素 CCD 撮像に対するエラー数
Table 3 Number of errors for 600 M pixel CCD images.

image	visual test	$L = 10$			$L = 20$			$L = 40$		
		$T = 3$	$T = 4.97$	$T = 5$	$T = 3$	$T = 4.69$	$T = 5$	$T = 3$	$T = 4.37$	$T = 5$
F600-1	3	53	18	18	13	7	7	5	3	3
F600-2	4	86	17	17	20	7	6	6	4	4
G600-1	0	74	4	4	20	2	0	2	0	0
G600-2	0	85	3	3	17	1	0	1	0	0
G600-3	0	103	10	8	15	3	2	1	0	0
G600-4	0	97	6	6	29	5	1	3	0	0
G600-5	0	78	3	3	14	2	0	1	0	0
G600-6	0	85	2	2	17	1	0	6	0	0
G600-7	0	68	1	1	8	0	0	3	0	0
G600-8	0	87	1	1	13	1	0	0	0	0
G600-9	0	87	6	6	22	1	1	3	0	0
G600-10	0	58	7	7	17	3	1	4	0	0
G600-11	0	63	2	1	13	1	0	2	0	0
G600-12	0	85	6	6	15	1	0	0	0	0
G600-13	0	71	4	4	13	3	2	0	0	0
G600-14	0	72	4	4	13	1	1	5	0	0
G600-15	0	98	2	2	21	2	0	5	0	0
G600-16	0	67	1	1	15	2	1	1	0	0
G600-17	0	68	3	3	17	2	2	2	0	0
G600-18	0	78	3	3	20	2	0	3	0	0
G600-19	0	122	10	10	27	3	1	0	0	0
G600-20	0	83	3	3	7	1	0	1	0	0
G600-21	0	64	0	0	11	1	0	2	0	0
G600-22	0	70	2	2	9	0	0	0	0	0

表 4 800 万画素の撮像に対するテスト結果
Table 4 Test results for 800 M pixel CCD images.

L	T	visual: good		visual: bad		concordance rate
		good	bad	good	bad	
10	5.02	152	47	9	178	85.5%
15	4.86	181	18	35	152	86.3%
20	4.74	186	13	42	145	85.8%
30	4.57	191	8	82	105	76.7%
40	4.44	191	8	108	79	69.9%

試験と同等な結果が得られていることが分かる。なおこの場合も、エラー数だけでなく、エラー位置も正しく判定できている。

表 4 は、800 万画素の撮像 386 枚に対して、正方形領域サイズ L を 10, 15, 20, 30, 40 と設定した場合のテスト結果を示している。2 列目の T には、それぞれの正方形領域数から決まるしきい値 T を示す。また、3 列目から 6 列目までには、目視により良品 (visual: good) または不良品 (visual: bad) と判定した撮像のうち、提案テスト手法で良品または不良品に判定された撮像の枚数を示す。例えば、3 列目は、目視試験で良品と判定されており、提案テスト手法でも良品であった撮像の枚数を示している。なお、提案手法により不良品と判断した撮像については、そのエラー領域の位置も正しく指摘できていた。最後の列には、目視

試験との一致率 (concordance rate) を示す。これは、386 枚の撮像のうち、目視試験と提案テスト手法のどちらでも良品または不良品と判定された撮像の割合である。この表から、目視試験と完全に一致する結果は得られなかったものの、 $L = 15$ とすることで、最も高い一致率 (86.3%) が得られることが分かる。この一致率が高いかどうかは目視試験のコストと提案手法のコストを考慮して議論する必要があるが、一般に目視試験のコストが提案手法のコストに比べて非常に大きいことを考慮すると、比較的高い一致率であると考えられる。

このように与えられた CCD 撮像のサンプルに対して実験を行うことで、正方形領域サイズが求まるが、CCD デバイスの製造プロセスのばらつき、撮像の取得条件 (光源など) の差異によって、得られる撮像は変化するため、同じサイズのイメージデバイスであっても適切な正方形領域サイズは変化すると考えられる。ただし、製造プロセスや撮像の取得条件などの環境が変化しないならば、一度求めた正方形領域サイズは、テストに利用できると思われる。よって、ある環境に対して目視試験の結果が判明している複数の撮像が得られれば、これらに基づいて適切な正方形領域のサイズを決めることで、その環境において実用的なテストが

行えることが期待できる。

6. む す び

本論文では、イメージセンサデバイスの撮像に対して定量的に定まるエラーモデルを提案した。提案したエラーモデルは、個々の撮像の輝度値の統計値に基づいて定義されているため、撮像の個体差を考慮したモデルであり、エラーモデルの設定に必要なパラメータは撮像を分割する方形領域のサイズだけでよい。

実験結果からは、目視結果が判明している撮像サンプルが与えられれば、適切な領域サイズを選ぶことができ、目視試験に近いテストが可能であることが分かる。ただし、多数の撮像（800万画素、386枚）に対する実験からは、提案手法は目視試験と比較的高い一致を示すものの、一致率を改善する余地があることも分かる。特に、目視試験で不良品と判断した撮像が提案手法で良品となる場合は、製品の市場不良を起こす原因になるため、極力避ける必要がある。このため、検出困難なエラーを顕在化するための方法（例えば高域フィルタの改善など）を提案することが今後の課題である。

文 献

- [1] 中野宏毅, 吉田靖夫, 藤田和弘, “ガボール関数を用いたカラー液晶ディスプレイのマクロエラー検査支援,” 信学論 (D-II), vol.J80-D-II, no.3, pp.734-744, March 1997.
 - [2] 大谷哲也, 阿久津実, 岸 卓人, 小山 弘, 藤木憲英, 山川 裕, “フラットパネルディスプレイの画質検査アルゴリズム,” 横河技報, vol.47, no.3, pp.107-110, 2003.
 - [3] シャープ (株), 住田智昭, 長澤俊輔, 画像欠陥検出装置および画像欠陥検出方法, 特開 2003-187222, 2003-7-4.
 - [4] セイコーエプソン (株), 小島広一, 市川裕也, 村上拓史, シミ欠陥の検出方法及びその検出装置, 特開 2005-140655, 2005-6-2.
 - [5] <http://www.itu.int/home/index.html>
 - [6] 高木幹雄, 下田陽久, 新編画像解析ハンドブック, 東京大学出版会, 2004.
 - [7] 竹内 啓, 大橋靖雄, 統計的推測-2 標本問題, 日本評論社, 1981.
- (平成 17 年 11 月 30 日受付, 18 年 3 月 1 日再受付)



市原 英行 (正員)

平 7 阪大・工・応用物理卒。平 9 同大大学院工学研究科応用物理学専攻博士前期課程了。平 11 年 2 月から 7 月まで米アイオア大学の Research Scholar。平 11 大阪大学大学院工学研究科応用物理学専攻博士後期課程了, 博士 (工学)。同年広島市立大学情報科学部情報機械システム工学科助手。平 16 同大助教授。VLSI 回路のテスト生成, テストデータ圧縮, テスト容易化設計などの研究に従事。平 17 本会論文賞及び WRTLT 2004 Best Paper Award 受賞。



口井 敏匡

平 6 徳島大・工・電気電子卒。平 8 同大大学院工学研究科博士前期課程電気電子工学専攻了。平 11 同研究科博士後期課程システム工学専攻了, 博士 (工学)。同年シャープ (株) 入社。以来, LSI テスト設計・イメージセンサのテスト手法開発に従事。



山達 正明

昭 56 関西大・工・電気卒。同年シャープ (株) 入社。以来, アナログデバイス・デジアナデバイス・センサ関連のテスト手法開発に従事。



坂口 英明

昭 57 都島シャープ工業高等学校卒。同年シャープ (株) 入社。以来, マイコン LSI・TFT 液晶ドライバ・高速 I/F・カメラモジュールのテスト開発に従事。



植村 博

昭 52 鳥取大・工・電子卒。同年シャープ (株) 入社。以来, アナログ IC・イメージセンサ等のテスト手法開発に従事。



樹下 行三 (正員:フェロー)

昭 34 阪大・工・通信工学卒．昭 39 同
大大学院工学研究科通信工学専攻博士課程
了．工博．同年同大学工学部電子工学科助
手，昭 41 同学科助教授，昭 53 広島大学
教授，平元大阪大学工学部教授，平 10 大
阪大学大学院工学研究科教授，平 12 大阪
大学名誉教授，大阪学院大学情報学部教授．論理回路及びメモ
リのテスト容易化設計，故障診断，テスト生成などの研究に従
事．昭 62～平元本会フォールトトレラントシステム研究会専
門委員長，昭 61～63 情報処理学会設計自動化研究会主査，昭
63 IEEE・FTCS-18 プログラム委員長，平 4 IEEE 第 1 回ア
ジアテストシンポジウム実行委員長，平 14 IEEE 第 11 回
アジアテストシンポジウム実行委員長など歴任．情報処理学
会会員，IEEE ライフフェロー．