

(19) 日本国特許庁(JP)

(12) 特 許 公 報(B2)

(11) 特許番号

特許第5764238号
(P5764238)

(45) 発行日 平成27年8月19日 (2015. 8. 19)

(24) 登録日 平成27年6月19日 (2015. 6. 19)

(51) Int. Cl.	F I
GO 1 N 21/954 (2006. 01)	GO 1 N 21/954 A
GO 1 N 17/00 (2006. 01)	GO 1 N 17/00
GO 2 B 23/24 (2006. 01)	GO 2 B 23/24 B
GO 1 N 21/88 (2006. 01)	GO 1 N 21/88 J
GO 6 T 7/00 (2006. 01)	GO 6 T 7/00 3 5 O B
請求項の数 4 (全 22 頁) 最終頁に続く	

(21) 出願番号	特願2014-97545 (P2014-97545)	(73) 特許権者	000222037 東北電力株式会社 宮城県仙台市青葉区本町一丁目7番1号
(22) 出願日	平成26年5月9日 (2014. 5. 9)	(73) 特許権者	591280197 株式会社構造計画研究所 東京都中野区本町4丁目38番13号
(62) 分割の表示	特願2010-274022 (P2010-274022) の分割	(74) 代理人	100126468 弁理士 田久保 泰夫
原出願日	平成22年12月8日 (2010. 12. 8)	(74) 代理人	100085660 弁理士 鈴木 均
(65) 公開番号	特開2014-178328 (P2014-178328A)	(74) 代理人	100149892 弁理士 小川 弥生
(43) 公開日	平成26年9月25日 (2014. 9. 25)		
審査請求日	平成26年5月9日 (2014. 5. 9)		
(31) 優先権主張番号	特願2010-124959 (P2010-124959)		
(32) 優先日	平成22年5月31日 (2010. 5. 31)		
(33) 優先権主張国	日本国 (JP)		

最終頁に続く

(54) 【発明の名称】 鋼管内部腐食解析装置及び鋼管内部腐食解析方法

(57) 【特許請求の範囲】

【請求項1】

鋼管内の画像を解析する鋼管内部腐食解析装置であって、
オプティカルフローにより推定した前記鋼管の中心部分に基づいて、前記鋼管の中心位置を推定し、前記中心位置に基づいて前記画像をコマ毎に平面展開した展開画像を作成する展開画像作成手段と、

前記展開画像をカメラの移動位置に基づいて張り合わせ、前記鋼管の全体の前記展開画像を作成する画像張り合せ手段と、を備え、

前記鋼管の全体の前記展開画像に対する劣化領域を抽出することを特徴とする鋼管内部腐食解析装置。

【請求項2】

請求項1記載の鋼管内部腐食解析装置において、
前記画像の輝度より推定した前記鋼管の開口部と、前記中心部分に基づいて、前記中心位置を推定することを特徴とする鋼管内部腐食解析装置。

【請求項3】

展開画像作成手段と画像張り合せ手段とを備え、鋼管内の画像を解析する鋼管内部腐食解析装置による鋼管内部腐食解析方法であって、

前記展開画像作成手段が、オプティカルフローにより推定した前記鋼管の中心部分に基づいて、前記鋼管の中心位置を推定し、前記中心位置に基づいて前記画像をコマ毎に平面展開した展開画像を作成するステップと、

前記画像張り合せ手段が、前記展開画像をカメラの移動位置に基づいて張り合わせ、前記鋼管の全体の前記展開画像を作成するステップと、

前記鋼管の全体の前記展開画像に対する劣化領域を抽出するステップと、
を有することを特徴とする鋼管内部腐食解析方法。

【請求項 4】

請求項 3 記載の鋼管内部腐食解析方法において、

前記画像の輝度より推定した前記鋼管の開口部と、前記中心部分に基づいて、前記中心位置を推定するステップを有することを特徴とする鋼管内部腐食解析方法。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

10

【0001】

本発明は、鋼管内部腐食解析装置及び鋼管内部腐食解析方法に関し、さらに詳しくは、鋼管鉄塔の鋼管内部を撮影した画像を解析することにより、劣化部分の抽出と劣化評価を行う鋼管内部腐食解析装置及び鋼管内部腐食解析方法に関するものである。

【背景技術】

【0002】

送電線設備の鋼管は、経年変化により内部に腐食が発生している場合がある。そのため、定期的に鋼管内部を検査する必要がある。しかし、鋼管鉄塔の鋼管内部腐食は外観からでは確認できないため、経年による劣化減肉を見逃す虞がある。このため、従来から工業用内視鏡等を鋼管内に挿入し、その画像を解析し、劣化程度の定性的判定が行われている。しかし、数mから数十mもの長さとなる鋼管の調査には多大のマンパワーと経験が要求されるばかりでなく、収集した画像から劣化部分を特定して、その劣化の程度を定性的に判定しなければならないため、判定者が異なると判定結果にバラツキが発生すると共に、判定に多大の時間を要するといった問題がある。

20

この問題を解決するために、特許文献 1 には、鋼材から成る構造物の発錆状況について定量的な判定を行うことができる発錆状況判定装置について開示されている。これによると、錆色領域にある発錆度ごとの画素占有率を算出し、その結果を出力して発錆状況を判定している。

【先行技術文献】

【特許文献】

30

【0003】

【特許文献 1】特開 2005 - 291984 公報

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0004】

しかし、特許文献 1 に開示されている従来技術は、撮影された画像の色から発錆領域の画素占有率を算出しているため、錆とそれ以外の識別が必ずしも正確に行われていないといった問題がある。

本発明は、かかる課題に鑑みてなされたものであり、実際のビデオ画像を元に画像処理による解析を行う際に、前処理により撮影環境をある程度統一させ、条件を統一した後に、劣化度部分の抽出と分類を行うことにより、正確に、且つ効率的に劣化部分の抽出と劣化度評価を行うことができる鋼管内部腐食解析装置、及び鋼管内部解析方法を提供することを目的とする。

40

【課題を解決するための手段】

【0005】

本発明はかかる課題を解決するために、請求項 1 は、鋼管内の画像を解析する鋼管内部腐食解析装置であって、オプティカルフローにより推定した前記鋼管の中心部分に基づいて、前記鋼管の中心位置を推定し、前記中心位置に基づいて前記画像をコマ毎に平面展開した展開画像を作成する展開画像作成手段と、前記展開画像をカメラの移動位置に基づいて張り合わせ、前記鋼管の全体の前記展開画像を作成する画像張り合せ手段と、を備え、

50

前記鋼管の全体の前記展開画像に対する劣化領域を抽出することを特徴とする。

【0006】

請求項2は、前記画像の輝度より推定した前記鋼管の開口部と、前記中心部分に基づいて、前記中心位置を推定することを特徴とする。

【0007】

請求項3は、展開画像作成手段と画像張り合せ手段とを備え、鋼管内の画像を解析する鋼管内部腐食解析装置による鋼管内部腐食解析方法であって、前記展開画像作成手段が、オプティカルフローにより推定した前記鋼管の中心部分に基づいて、前記鋼管の中心位置を推定し、前記中心位置に基づいて前記画像をコマ毎に平面展開した展開画像を作成するステップと、前記画像張り合せ手段が、前記展開画像をカメラの移動位置に基づいて張り

10

合わせ、前記鋼管の全体の前記展開画像を作成するステップと、を有することを特徴とする。

【0008】

請求項4は、前記画像の輝度より推定した前記鋼管の開口部と、前記中心部分に基づいて、前記中心位置を推定するステップを有することを特徴とする。

【発明の効果】

【0009】

本発明によれば、鋼管内視鏡調査で得られた画像を解析することにより、該鋼管内の劣化部分の抽出及び劣化評価を行う鋼管内部腐食解析装置であって、鋼管中心位置を該鋼管の開口部の輝度とオプティカルフローを用いたカメラ位置推定結果情報を元に推定し、該推定結果を用いてコマ毎の画像を展開した画像を作成する展開画像作成手段と、前記コマ毎の展開画像をカメラの移動位置を元に張り合わせる画像張り合せ手段と、を備え、前記展開画像作成手段により鋼管全体を平面展開した画像を作成し、作成した画像に対する劣化領域を抽出することで、実際の劣化部分の面積や前記鋼管内全体の劣化状況を把握することができる。

20

【図面の簡単な説明】

【0010】

【図1】本発明の劣化予測マッピング装置のハードウェア構成の一例を示すブロック図である。

30

【図2】撮像画像の例を示す図である。

【図3】色ムラの補正(1)結果を示す図である。

【図4】図3の枠内部分の拡大図である。

【図5】双六角錘モデルを示す図である。

【図6】色補正(双六角錘モデル)の処理手順を示す図である。

【図7】色補正(双六角錘モデル)の結果例を示す図である。

【図8】照明ムラ補正(方法1)の処理手順を示す図である。

【図9】照明ムラ補正(方法2)の処理手順を示す図である。

【図10】照明ムラ補正の結果例を示す図である。

【図11】Retinexの結果例を示す図である。

40

【図12】レンズ歪みイメージを示す図である。

【図13】鋼管画像へのレンズ歪み補正結果を示す図である。

【図14】エンボス処理の例を示す図である。

【図15】図14で用いたフィルタを示す図である。

【図16】強調表示結果を示す図である。

【図17】RGB平均値による7段階分類を示す図である。

【図18】劣化度ごとのRGB平均値を示す図である。

【図19】RGBを用いた領域抽出結果を示す図である。

【図20】劣化領域の特徴量採取のための画像マスク例を示す図である。

【図21】UCS座標系による劣化度分布を示す図である。

50

- 【図22】RGBからYIQ変換例を示す図である。
- 【図23】YIQに変換した画像例を示す図である。
- 【図24】YIQによる赤錆抽出例を示す図(その1)である。
- 【図25】YIQによる赤錆抽出例を示す図(その2)である。
- 【図26】サンプルより抜粋した画像ファイルの一覧を示す図である。
- 【図27】抜粋した画像の劣化度分布(I-明度)を示す図である。
- 【図28】明度正規化処理を示す図である。
- 【図29】明度補正比較を示す図である。
- 【図30】補正対象画像のパリエーションを示す図である。
- 【図31】主観分類によるパラメータを示す図である。 10
- 【図32】主観分類による分類の一致度を示す図である。
- 【図33】サポートベクターマシンのイメージを示す図である。
- 【図34】サポートベクターマシンの利用構成を示す図である。
- 【図35】サポートベクターマシンによる分類の一致度を示す図である。
- 【図36】AdaBoostによる分類の一致度を示す図である。
- 【図37】分類方式による一致度比較を示す図である。
- 【図38】プロトタイプの構成を示す図である。
- 【図39】No2-32劣化度分類結果(主観分類による)を示す図である。
- 【図40】No3-04劣化度分類結果(主観分類による)を示す図である。
- 【図41】No2-32劣化度分類結果(AdaBoostによる)を示す図である。 20
- 【図42】No3-04劣化度分類結果(AdaBoostによる)を示す図である。
- 【図43】No2-32劣化度分類結果(サポートベクターマシンによる)を示す図である。
- 【図44】No3-04劣化度分類結果(サポートベクターマシンによる)を示す図である。
- 【図45】劣化度分類結果を示す図である。
- 【図46】平面展開例を示す図である。
- 【図47】鋼管中心位置の推定イメージを示す図である。
- 【図48】動画像再生プログラム構成を示す図である。
- 【図49】動画再生例を示す図である。 30
- 【図50】鋼管展開画像に対する劣化度判定結果を示す図である。
- 【図51】異物領域抽出結果例を示す図である。
- 【図52】(A)は劣化度判定結果の比較結果を示す図、(B)は鋼管展開画像に対する劣化度判定結果を示す図である。
- 【図53】(a)は鋼管全体の凹凸推定結果(等高線表示)を示す図、(b)は鋼管全体の凹凸推定結果(3D表示)を示す図である。
- 【発明を実施するための形態】
- 【0011】
- 以下、本発明を図に示した実施形態を用いて詳細に説明する。但し、この実施形態に記載される構成要素、種類、組み合わせ、形状、その相対配置などは特定の記載がない限り、この発明の範囲をそのみに限定する主旨ではなく単なる説明例に過ぎない。 40
- 【0012】
- 図1は本発明の鋼管内部腐食解析装置のハードウェア構成の一例を示すブロック図である。本発明に係る鋼管内部腐食解析装置100は、一般的なコンピュータのハードウェア構成と同様に、プログラムに従って順次処理を行うCPU(中央演算処理装置)と、プログラム又は普遍的なデータを格納するROM(読み出し専用メモリ)と、一次的にデータを記憶したり、そのデータを読み出してCPUに供給するRAM(随時アクセスメモリ)と、大量のデータを格納するデータベース(DB)4と、キーボード及びマウス等の入力装置によりデータを入力する入力部5と、マッピングデータを表示する出力部6と、各部を接続するバス7と、を備えて構成されている。尚、CPU、ROM、RAMを制御部8と 50

する。また、本発明は、上述した実施形態のみに限定されたものではない。上述した実施形態の鋼管内部腐食解析装置 100 を構成する各機能をそれぞれプログラム化し、あらかじめ CD-ROM 等の記録媒体に書き込んでおき、コンピュータに搭載した CD-ROM ドライブのような媒体駆動装置にこの CD-ROM 等を装着して、これらのプログラムをコンピュータのメモリあるいは記憶装置に格納し、それを実行することによって、本発明の目的が達成されることは言うまでもない。この場合、記録媒体から読み出されたプログラム自体が上述した実施形態の機能を実現することになり、そのプログラムおよびそのプログラムを記録した記録媒体も本発明を構成することになる。

【0013】

この鋼管内部腐食解析装置 100 は、鋼管内視鏡調査で得られた画像を解析することにより、該鋼管内の劣化部分の抽出及び劣化評価を行う鋼管内部腐食解析装置 100 であって、プログラムに従って順次処理を行う CPU と、プログラム及びデータを格納する ROM と、一次的にデータを記憶し、該記憶したデータを読み出して CPU に供給する RAM と、を有する制御部 8 は、様々な条件下で得られた画像から撮影条件の相違点を除去する前処理手段 10 と、劣化部分を予備的に抽出する劣化部分予備抽出手段 11 と、前処理手段 10 により撮影条件を統一し、且つ劣化部分予備抽出手段 11 により得られた抽出結果に基づいて、画像に対して劣化度ごとの領域を抽出及び分類する劣化部分抽出分類手段 12 と、実際にプロトタイプを作成して劣化領域の抽出結果の検証と評価を行う劣化領域検証評価手段 14 と、劣化領域検証評価手段 14 により検証評価された劣化領域を表示する表示処理手段 15 と、を備えて構成されている。

本発明で使用した撮影画像は工業用内視鏡にて撮影された動画像と、その中から劣化部分を抜き出した静止画像である。図 3 にその一部を示す。図 2 (a) ~ (d) が劣化度 I ~ V に対応する。

色味について全体的に青っぽくなっているもの（特に開口部）（A 部）が多く見られるが、赤味を帯びたもの（B 部）も一部見受けられる。また、光量不足により暗い部分では RGB のいずれかの値が明るく見える CCD ノイズも散見している。

画像全体の明るさ（明度）については、撮影時の照明と対象物の距離によってかなり偏りが見られる。極端な場合には照明が鋼管側面に近づくと完全に白く飛んでいる部分がある。

【0014】

次に、光量不足時に多く見られる色ムラを軽減する色補正について説明する。

まず RGB 画像を一度 HSV（色相、彩度、明度）の色空間に変換し、このうち H（色相）と S（彩度）にぼかし効果（ローパスフィルター）を施した。これは写真加工等において良く用いられる手法である。

処理手順を以下に示す。

1) RGB を HSV に変換する。

RGB HSV 変換式：

MAX が RGB (r, g, b) のうち最大の値に、MIN を RGB (r, g, b) のうち最小の値とすると、

$$\text{MAX が } r \text{ の場合： } H = 60 * (g - b) / (\text{MAX} - \text{MIN}) + 0$$

$$\text{MAX が } g \text{ の場合： } H = 60 * (b - r) / (\text{MAX} - \text{MIN}) + 120$$

$$\text{MAX が } b \text{ の場合： } H = 60 * (r - g) / (\text{MAX} - \text{MIN}) + 240$$

$$S = (\text{MAX} - \text{MIN}) / \text{MAX}$$

$$V = \text{MAX}$$

2) H と S の画像に対して各画素近傍 5 x 5 の画素値の平均を求めて、新たな画素値とする（ローパスフィルタ）。

3) HSV を RGB に変換する。

HSV RGB 変換式：

$$H_i = (60 / H) \% 6 \quad (\% \text{ は割った余りを意味する})$$

$$f = H / 60 - H_i$$

$$p = V (1 - S)$$

$$q = V (1 - f S)$$

$$t = V (1 - (1 - f) S)$$

$$H_i \text{ が } 0 \text{ の場合} : r = V , g = t , b = p$$

$$H_i \text{ が } 1 \text{ の場合} : r = q , g = V , b = p$$

$$H_i \text{ が } 2 \text{ の場合} : r = p , g = V , b = t$$

$$H_i \text{ が } 3 \text{ の場合} : r = p , g = q , b = V$$

$$H_i \text{ が } 4 \text{ の場合} : r = t , g = p , b = V$$

$$H_i \text{ が } 5 \text{ の場合} : r = V , g = p , b = q$$

【 0 0 1 5 】

10

図 3 に上記手法の適応例を示す。図 3 の (a) ~ (d) で、左が補正前、右が補正後の画像である。一見したところ大きな変化は見られないが、図 3 (c) の A 部、B 部を拡大すると、図 4 のように CCD ノイズが低減できていることが確認できる。

前出の色補正 (1) は局所的な色ムラを補正するものであり、カメラの色バランス特性に起因すると思われる、全体的な色のずれ (青みの強い映像) を補正することはできない。ここでは双六角錘モデルを用いて画像全体の色味を補正した。図 5 は双六角錘モデルを表す図である。双六角錘モデルは六角錘を上下重ね合わせた形をした色空間であり、六角錘の底辺に相当する六角形が H (色相) を表し、六角錘の先端部が明度を表している。

【 0 0 1 6 】

20

図 6 を用いて以下に色補正の手順を示す：

1) 0 から 2 5 5 の範囲の値を持つ RGB 値のうち、RGB 全てが 1 2 0 - 2 0 0 に収まる画素を取得 (値は複数毎の結果より決定した) 。

2) 1) の画素の平均値 ($avrR$, $avrG$, $avrB$) を計算。

3) 2) の結果を HSV 変換し明度を求める ($avrR$, $avrG$, $avrB$) - > 明度 $avrV$ 。

4) 同じ明度 ($avrV$) を持ち、色相なし ($H = \text{任意}$)、彩度 ($S = 0$) を RGB (nR , nG , nB) に変換する (彩度 0 なので変換後の RGB 値は全て同じ値となる) 。

5) 元画像の RGB 平均値 ($avrR$, $avrG$, $avrB$) をこの RGB (nR , nG , nB) にするための変換比率 $rateR = nR / avrR$ $rateG = nG / avrG$ 。

30

6) 変換比率を全ての画素に対し、掛け合わせることで補正 (ただし結果は 0 - 2 5 5 の範囲に収まるように切りつめる) 。

本手法の基本的な考えは、画像全体の色相 (色味) の偏りを求めて、これを色相中心へ補正することで全体的な色味の偏りを除去するものである。

【 0 0 1 7 】

図 7 に本手法を施した結果例を示す。(a) は補正前、(b) は本発明による手法、(c) は比較のために代表的な画像編集ソフトである Adobe 社の PhotoShop (登録商標) で自動補正した結果を示す。

全体の色味 (例えば青みが強い) は (b) の本手法、(c) の PhotoShop の自動補正共に改善されている。ただし PhotoShop の自動補正では明度も同時に自動補正されている。

40

本手法はローパスフィルタを用いたノイズ除去手法が局所的な CCD ノイズに有効であるのに対して、画像全体の色調を補正する効果があるといえる。

【 0 0 1 8 】

照明ムラを除去する方法として、図 8 の方法 1、図 9 の方法 2 の 2 種類の手法を適応する。

方法 1 : 画像をブロック分割し、各ブロックの明度が等しくなるように補正する。

1) 画像を RGB から HSV に変換する。

2) HSV に変換した画像を 15×15 のブロック毎に分割し、それぞれの明度 (V

50

)の平均($avrVi, j$)を求める(突出した値を除去するため、平均を求める際に標準偏差35から65の範囲の値を使用する)。

3)画像全体の平均明度($avrVal1$)を求める。

4)ブロック毎に明度補正比率 $rateVi, j = avrVal1 / avrVi, j$ を求め、画像内の全ての画素の明度を更新する(このとき隣接するブロック $avrVi \pm 1, j \pm 1$ を用いて各画素の補正比率を内挿する)。

5)HSV画像RGB画像に変換する。

【0019】

方法2:着目ピクセルを中心としたブロックの明度が画像全体の明度に等しくなるよう補正する。

1)画像をRGBからHSVに変換する。

2)Vの画像全体の平均明度 $avrVal1$ を求める。

3)Vの画像に対して、各画素 Vi, j の 15×15 の周辺画素の平均明度 $avrVi, j$ を求める。

4)補正後の明度 $V'_{i, j}$ を $Vi, j - (avrVi, j - avrVal1)$ とする。

5)HSV画像をRGB画像に変換する。

【0020】

図10に方法1と方法2を適応した結果を示す。図10(a)は元画像、(b)は方法1、(c)は方法2である。

方法1は比較的照明ムラが除去できている。方法2も照明ムラは除去できているが、その他の劣化部分の特徴的な濃淡まで均一化されている。

階調補正を目的として、近年着目されている手法にRetinex理論がある。これは入力画像を照明光と物体の反射率の積で表されるとし、入力画像から照明光を分離することで反射率画像を補正画像として得られるものである。

【0021】

図11に画像編集ソフトGIMP2に備わるRetinex処理を行った例を示す。(a)は元画像、(b)はRetinexパラメータ1、(c)はRetinexパラメータ2、(d)は比較のために照明ムラ補正(画像内明度均一化)の方法1の結果である。

GIMP2はAdobe社のPhotoshopの様な画像加工ツールの一つである。

Retinexパラメータ1:目盛り=240、目盛り分割=3、動的=1.2(デフォルト値)

Retinexパラメータ2:目盛り=120、目盛り分割=3、動的=0.8

図11の上段の画像ではRetinexパラメータ2がほぼベストの状態となったが、下段の画像ではRetinexパラメータ2よりはデフォルトのRetinexパラメータ1がほぼベストの状態である。

傾向として以下の点が挙げられる:

- ・陰の部分は均一化されるが、全体的に色味が抜けた感じとなる。
- ・色味を出すためにパラメータを変更するとカメラノイズが強調されてしまう。

【0022】

図12はレンズ歪みイメージを表す図である。

通常、カメラ等を用いた撮影画像は映像周辺が膨張したように歪んだものとなる。これはレンズが広角対応になるほど顕著となる(魚眼レンズが顕著な例)。一般的な画像処理、特に物体の位置等を計測する場合には、このレンズ歪みを補正することは不可欠である。今回の鋼管内部の撮影用でもレンズ歪みの補正が必要であることを確認する。

レンズ歪み補正(キャリブレーション)の手法には校正版等を用いて厳密に行う方法があるが、実際の現場での作業は手間がかかり現実的ではないため、簡易方法を採用した。

本手法の原理はまずレンズ1が球面であると仮定する。撮影対象物の映像(光)はこのレンズ面を通過する際に屈折してCCD面3に到達、映像として記録される。そこで図12(a)の様に撮影画像(青のライン上の画素)3を実際の絵(緑のライン上の画素)2

10

20

30

40

50

に移動する処理を行うことで、レンズ歪みを補正できる。

【 0 0 2 3 】

図 1 3 に実際の鋼管内部を撮影した画像に対してレンズ歪み補正処理を行った結果を示す。(a) は補正前画像、(b) は補正後画像を示す。もともと円柱状となっている鋼管内部を撮影しているため、見かけ上の画像周辺の映像の歪みは見られない。むしろ補正のために周辺部を引き延ばすために画像の劣化(低解像度化)が発生する。後述する平面図への展開処理でも同様の画像の劣化が発生することを考えると、平面図展開の処理のみを行った方が良好な結果が得られる場合が多い。

劣化部分の自動抽出に必ずしも直接寄与するものではないが、検査画像を人が見て判り易くすることで自動抽出結果の確認も含めて、全体の診断効率アップが期待できる。ここでは、疑似立体表示の手法を用いた撮影画像の強調表示を試みる。図 1 4 はエンボス処理の例を示す図であり、図 1 5 はエンボスフィルタを示す図である。

疑似立体表示に用いられる手法として、いわゆるエンボス処理がある。これは画像の領域のエッジ部分に着目して、エッジの左上方向の画像を明るく、右下方向を暗くすることでその領域を立体的に浮き上がらせる物である。

エンボス処理にはいくつかの手法があるが、今回は図 1 5 のエンボスフィルタ処理を用いた。これは図 1 4 のように画像の各画素とその周辺画素に対して、上記パラメータを掛けて合計したものを新たにその画素の値とするものである。これにより輝度変化のある部分(例えば腐食領域の境界)などが立体的に強調されて見える。

【 0 0 2 4 】

図 1 6 に実際の撮影画像に適応した例を示す。明らかに処理前の画像と比較して、劣化部分が強調され認識しやすくなっており、効果が認められる。

「画像解析による溶融亜鉛めっき鋼材表面の劣化度評価に関する研究」では N T T による 4 段階の劣化度見本に代わり図 1 7 のように 7 段階の劣化度見本を作成し、これを評価基準として採用した。劣化度見本のもととなった試験体の平行部分から、連続した小領域を抽出し、それぞれの R G B の平均値を求め、R G B 3 次元上にプロットしたものである。

【 0 0 2 5 】

図 1 8 に上記論文で使用している劣化度毎の R G B 平均値を示す(値は R G B 3 次元プロット図より採取したため、必ずしも正確ではない)。この 7 段階の劣化度では劣化度 I ~ V が白さびに、劣化度 V I と V I I が赤さびに対応していることが判る。

図 1 9 にこの R G B 平均値を用いて、サンプル画像に対して領域抽出を行った結果を示す(この図の画像左にある劣化度表示はサンプル画像に対する 5 段階の手作業による診断結果であり、R G B 平均値を用いた 7 段階分類とは異なることに注意。7 段階の分類結果は図 1 9 下の「抽出劣化部分凡例」を参照)。

R G B 平均値による抽出方法は以下に示す通り。

1) 対象となる画像の各画素の R G B 値を求める。

2) R G B 値が図 1 8 に示す、どの劣化度の R G B 平均値に一致するかを判断する。

・このとき R G B 値の許容誤差は ± 20 とし、複数の劣化度 R G B 平均値 ± 20 に含まれる場合には、R G B 平均値に近い方を採用する。

・たとえばある画素の R G B が (1 3 0 , 1 3 0 , 1 4 0) であれば、その画素は劣化度 I I I に相当すると判断する。

【 0 0 2 6 】

結果をみると、劣化度の低い白さび部分はそれなりに抽出できているが、赤さび部分(5 段階評価での劣化度で V I 、 V I I) はうまく抽出できていない。その理由は図 1 7 と抽出に用いた画像の劣化部分を比較すると、R G B 分類による劣化度 V I 、 V I I の色は実際の画像の腐食部分よりも明るめであるため、腐食が進行してほとんど黒くなった部分とは一致しないためである。

R G B 平均値が鋼管内部を撮影したサンプル画像の劣化部分と比較して、全体的に明るいことから、当該論文は鋼管内部ではなく、外部に露出した鉄塔表面部分を対象としてい

10

20

30

40

50

ると推察できる。

「自己組織化特徴マップを用いた鋼材表面の劣化度評価システム」ではUCS座標系 (y, u, v) の色空間と経験的分類を自己組織化マップを用いて定量化したパターンとを結び付けている。

UCS (Uniform Chromaticity Scale) は、色に関する眼の非線形性を補正するとともに、使用CRTで表示することのできる最大色空間を用いる表示法である。人間は、青の近辺ではわずかな色度差でも感知できるが、緑の近辺では大きな色度差がないと色の違いが感知できない非線形性をもつ。この色度差が感覚的な色の性質の差に比例するような色空間を均等知覚空間といい、この空間を用いた表示系がUCS表色系である。

【0027】

また、自己組織化マップはニューラルネットワークの一種で多次元のデータを2次元に写像することが可能であり、高次元空間の情報の可視化などに用いられるものである。

ここではUCS表色系の有効性について検討した。まず劣化画像のサンプルとして、後述する図26のサンプル画像(91枚)の劣化領域毎の特徴量(RGB)を採取する。

サンプル画像(91枚)からの劣化領域毎特徴量採取は以下の様に行った。

1) 画像の劣化している部分の領域に対してマスク画像を手作業で作成する(図20(a)~(d))。

2) 1)の領域の各画素のRGB値を求め、領域全体の平均値を求める。劣化領域毎特徴量

3) 以上を91枚それぞれの画像に対して行う。

次に、以下のRGB(r, g, b)からUCS(u, v, y)への変換式により、採取された劣化領域毎特徴量(RGB)をUCSへ変換する。

$$u = 4x / (-2x + 12y + 3)$$

$$v = 9y / (-2x + 12y + 3)$$

$$x = (0.49000r + 0.31000g + 0.2000b) / m$$

$$y = (0.1769r + 0.81240g + 0.01063b) / m$$

$$z = (0.00000r + 0.01000g + 0.99000b) / m$$

$$m = 0.66697r + 1.13240g + 1.20063b$$

図21に91枚の画像から採取したUCS平均値をマッピングした。

結果は劣化度III、IV、Vはかなり入り混じっており、UCS座標系だけでは明確な分類ができているとはいえない。

【0028】

YIQ色空間はテレビ映像の規格のひとつであるNTSCで基準として使用されている表色系である。特徴としては人間の目に区別しやすい肌色系(オレンジからシアン)の色信号をI軸に取り、区別しにくい寒色系(緑からマゼンタ)の色信号をQ軸に取っている(Yは輝度を示す)。

以下にRGB色空間(r, g, b)からYIQ色空間(y, i, q)への変換式を示す。

$$y = 0.299r + 0.587g + 0.114b$$

$$i = 0.596r - 0.274g - 0.322b$$

$$q = 0.211r - 0.522g + 0.311b$$

【0029】

図22にYIQ変換の例として全色相をもったRGB画像をYIQに変換した例を示す。図23は撮影画像をYIQに変換した例を示す図である。

いくつかの画像に対してIの値を変化させながら領域抽出を試みた結果、 $I = 0.05$ 以上の閾値で比較的赤さび領域が抽出できることが判った。図24、図25に抽出例を示す。(a)は元画像、(b)はIを0~最大値で正規化した画像、(c)はIが0.05以上の領域を表す図である。なおIの値は表示のために0~最大値をRGBの0~255へ正規化して表示している。

赤みのやや薄い部分、白さびには対応できていないが、それ以外の目立つ赤さび領域(

10

20

30

40

50

劣化度ⅠⅠⅠ以上程度)についてはほぼ抽出できている。

【0030】

図27にサンプル画像より抜粋した劣化度部分(ⅠⅠ~Ⅴ)抽出(計91画像)し、劣化領域のYIQのI(平均)を横軸に、明度(平均)を縦軸にしたグラフを示す。グラフ上の直線は劣化度毎の値を直線近似したものである。劣化度ⅠⅠはRGB同様に比較的はつきりと分類できている。劣化度ⅠⅠⅠとⅠⅤはやや劣化度ⅠⅤが劣化度ⅠⅠⅠより存在している物もあるが、ある程度の領域分けは可能と考えられる。劣化度抽出に用いるパラメータ決定(主観分類)ではこの結果を基に領域抽出パラメータを主観的に決定する。

前節で得られたサンプル画像(91枚)の特徴量と劣化度見本A(一般環境)との比較を行った。撮影条件の違いによる明度のばらつきをなくすことは、安定した劣化度抽出には欠かせない処理である。図28に明度正規化の処理手順を示す。

1) 基準となる鋼管A内における画像正規化

a) それぞれの画像に対して双六角錘モデルを用いた色補正を行う。

b) 鋼管Aの補正用基準画像の作成

・鋼管A内全ての画像の同一座標にある画素の明度を取り出し、明度順に並び替えて、その中央に位置する画素の明度を代表値とする。

・この処理で作成された画像を鋼管Aの補正基準画像とする。

c) 補正用基準画像もとに鋼管Aの各画像の明度補正を行う。

・それぞれの画像の平均明度とbの補正用基準画像の平均明度を求める。

・全ての画素に対して、(補正用基準画像の平均明度)/(処理対象画像の平均明度)の比率を掛けることで、鋼管A内の全ての画像の明度を均一化する。

2) 他の鋼管Bの画像正規化

a~bの処理は1)と同じ

c) 鋼管Aと鋼管Bの補正用基準画像の明度平均が同じになるように、鋼管Bの補正用基準画像の明度を補正する。補正方法は1)-cと同様の手法を用いる。

d) cで得られた補正用基準画像B'を用いて、1)-c同様に鋼管Bの各画像の明度補正を行う。

【0031】

図29に明度補正結果の一例を示す。

鋼管全体で見ると、補正前の明度平均の差が鋼管Aと鋼管Bでは0.94であったものが、明度補正後は0.96と改善されていることが判る。これは鋼管Aと鋼管Bの明度平均の差が若干ながら縮まったことを意味する。

ただし、本手法では1鋼管内の全ての画像を対象とするため、一般的な状態である鋼管中心を撮影しているものや、壁に接近して劣化部位を詳細に撮影しているものなど、異なる方向を撮影した画像を同列に処理している。また、鋼管中心を撮影した画像の場合、開口部が見えているとその部分は非常に明るい、開口部から離れると逆に暗くなるといった照明条件の異なる画像が混在している。壁の劣化部位に着目した画像では壁側に強く照明が当たった画像となるが、どの鋼管のどの方向に劣化部位があるかによって照明が当たる部分も変わってくる。図30に補正対象画像のバリエーションを示す。

【0032】

このような異なる照明条件の画像は類似した撮影状態毎に分類して補正することが望ましい。以下に分類するための案を示す。

1) 開口部の検出

・画像中心位置に近く、映像が白飛びしている部分RGB(255, 255, 255)の領域を検出し、その領域は処理対象外とする。

2) カメラ撮影方向の推定

・後述の平面展開で用いるオプティカルフローの手法を用いる。これにより開口部のあり/なしに関わらず鋼管中心位置を推定できる。

・大まかな画像全体の明度の分布状況を求め、明るい部分が極端に画像の端にあれ

10

20

30

40

50

ば壁に接近して撮影していると推定できる。

劣化度毎の領域抽出にYIQのIと明度を用いるにあたって、どの劣化度がどのIと明度に相当するかを決定する必要がある。

まずは図31のようにIと明度の分布図から主観的に抽出パラメータを決定した。それぞれ劣化度毎の四角枠で囲まれた領域を抽出パラメータとする。

【0033】

図32に上記分類パラメータをN=91の劣化度毎のデータ(I, 明度)を適応し、どの程度一致するかを示す。全体的にばらついている劣化度IVの一致率が低い。

図33にサポートベクターマシンのイメージを示す図である。サポートベクターマシンとはニューラルネットワークを用いたパターン識別手法の一つであり、学習モデルを採用している。サポートベクターマシンとは例えばデータを二つの種類に分離するために、各データ点との距離が最大となる分離平面を求めるマージン最大化という考え方を用いるものである。図33は赤と青の2つのデータ群を分離するために、マージン最大となる境界線(黒の太線)の例である。今回はフリーのツール"libsvm"を使用した。

ここでは図34に示すように、サンプル画像から選択した91枚の画像の劣化度と特徴量(YIQのIと明度)を学習用パターンとして用い、再度この学習用データのIと明度だけを与えて、得られる劣化度がどの程度一致しているかを確認した。

【0034】

図35に劣化度毎の一致度を示す。劣化度IIとIVは高い一致率を示すが、劣化度IIIとVは非常に低い値となっている。これはサポートベクターマシンがクラス(劣化度)毎に領域分けを行おうとするものの、学習データが必ずしもそれぞれの劣化度にうまくまとまっていないためである。

AdaBoostも学習モデルを用いるクラスタリングの一手法である。サポートベクターマシン同様、与えられた教師付きデータを用いて学習を行う。

AdaBoostはブースティング法と呼ばれる手法の最も基本的なもので、直接一つの判別ルール(判別器と呼ぶ)を決定するのではなく、単純な判別器を多数組み合わせることで全体として一つの判別ルールを構築するものである。与えられた教師付きデータを用いて学習を行い、その学習結果をふまえて逐次重みの調整を繰り返すことで(判別器の追加)複数の学習結果を求め、その結果を組み合わせることで精度を向上させる。

【0035】

ここでも前節と同じデータ(YIQのIと明度、劣化度)を用いて学習を行い、再度同じデータ(YIQのIと明度)を与えて得られた劣化度の一致率を確認した。図36はAdaBoostによる分類の一致度を示す図である。

結果は主観分類、サポートベクターマシンよりも良好である。サポートベクターマシンと比較してAdaBoostは必ずしも1つのクラスが1つの領域にある必要はないという柔軟性によるものである。

図37に3手法を比較した表を示す。3種の分類方式の比較結果としてはAdaBoostが最も高い一致率を示している。

【0036】

上記までで検討した領域抽出方法を用いて劣化度毎の領域抽出を行う。図38にプロトタイプの構成を示す。

本プロトタイプでは前処理として、色補正と明度補正を行い、主観分類とAdaBoostによる劣化部分の抽出と分類を行う部分を実装した。以下にその処理手順を示す。

劣化度毎領域抽出手順：

1) 前処理として明度の正規化を行う

2) 主観分類方法あるいはAdaBoostを用いた劣化度別部位の抽出と分類を行う

また、オプションとしてエンボス処理による強調表示の処理も行うことが可能。

【0037】

図39、図40に主観分類で決定したパラメータに基づく分類結果を示す。画像左の劣

10

20

30

40

50

化度は人間が判断した結果、右の凡例の色が主観分類で決定されたパラメータで分類された画像中の劣化度に対応している。

図41、図42にAdaBoostを用いて学習したパラメータに基づく分類結果を示す。画像左の劣化度は人間が判断した結果、右の凡例の色(番号)がAdaBoostで分類された画像中の劣化度に対応している。

図43、図44に「劣化度抽出に用いるパラメータ決定(サポートベクターマシン)」で学習したパラメータに基づく分類結果を示す。比較のためにプロトタイプ実装は行わなかったが、ツールを用いて劣化度分類したサポートベクターマシンの結果を示す。画像左の劣化度は人間が判断した結果、右の凡例の色(番号)がサポートベクターマシンで分類された画像中の劣化度に対応している。

【0038】

「領域抽出・分類結果(主観分類)」の結果と「領域抽出・分類結果(AdaBoost)」の結果について考察する。

例えば図39と図41の人間が劣化度IVと判断した画像(画像番号E、F)をみると、両者とも劣化領域はほぼ抽出できている。同じく人間が劣化度IVと判定した画像において、抽出された領域の劣化度分類に着目すると、主観分類による分類結果は劣化度V(赤く塗りつぶされた部分)と劣化度III(黄色く塗りつぶされた部分)が多く、劣化度IV(オレンジで塗りつぶされた部分)はほとんど見られない。一方AdaBoostによる分類結果は主観分類で劣化度Vと判定された部分が劣化度IVと判定され、人間の判断結果により近いものとなっている。しかしながら、人間が劣化度Vと判断した画像をみるとAdaBoostでの分類結果には劣化度Vと判定された部分ほとんどみられず、その多くが劣化度IVと判定されている。この原因のひとつとして、学習に用いたデータに劣化度Vのサンプルが少なかったこと(91サンプル中6サンプルが該当)が考えられる。

一方、サポートベクターマシンは学習データによる検証と同様、劣化度IIと劣化度IVに結果が集中している。

【0039】

図45(a)~(c)に主観分類、AdaBoost、サポートベクターマシンの画像毎の劣化度分類結果をグラフ化したものを示す。グラフの横軸が(人間が判断した劣化度)-(画像番号)、縦軸が画像の撮影領域(周辺の黒枠を除いた物)に対する各劣化度の面積率である。

一見したところ人間が判断した劣化度と画像処理による劣化度分類にはあまり相関は見られないように思われる。たとえばAdaBoostの結果で見ると、劣化度IIの画像Iと劣化度Vの画像Gはグラフの傾向は似ているが、Gの画像でAdaBoostが劣化度IVと判断した領域は比較的实际の劣化部分に集中しているのに対し、Iの画像では画像周辺のCCDノイズを劣化部分と誤認識している。

「色補正(ローパスフィルター)」を施しても完全なCCDノイズは除去できないため、抽出・分類処理後に散在しているような孤立領域を除去するような処理を施すことである程度の改善は期待できるが、小さなスポット状の本来の劣化部分を除去しないための考慮が必要がある。

【0040】

鋼管内の領域抽出後、正確な劣化部分の面積を求める場合、「レンズ歪み補正」よりも平面への展開を図った方がより正確に結果を得られる。図46に平面展開例を示す。ここでは鋼管内部の画像を中心位置と有効範囲を指定することで平面展開する。中心位置と有効範囲の指定はマウスを用いて入力できるように実装した。

本手法を動画像へ適応する場合、カメラの中心軸方向が一定でないために1コマずつ手作業で入力することは現実的ではなく、自動的に鋼管中心位置を検出する手法が必要となる。本発明では優先度の関係で割愛したが、図47に鋼管中心部分の検出手法案を示す。ここでは画像処理で用いられるオプティカルフローの手法を用いる。

【0041】

10

20

30

40

50

鋼管中心部分の検出案：

1) ある時刻 (t) の画像に対して、明るさやエッジの強さを基準として、特徴点となる部位を複数検出する (左画像の黄緑の円内) 。

2) ある時刻後 (t) の画像に対して、1) の特徴点毎の移動ベクトルを求める (ピンクの矢印) 。

3) 移動ベクトルを延長し (緑の矢印)、最も交差する部分が推定された鋼管中心部分となる。

【 0 0 4 2 】

鋼管内部の撮影は基本的にビデオ画像として収録されている、ここまでの領域抽出処理は静止画像を対象としてきたが、ビデオの連続した画像に適応し、結果表示するプログラムを作成した。図 4 8 は、動画像再生プログラムの構成を示す図である。

ビデオ画像は一度連番のビットマップ形式に変換する。この変換には市販のツール等を用いた。変換された連番のビットマップをソース画像とし、前処理～明度の均一化～領域抽出の一連の処理結果をそれぞれのフォルダに再び連番のビットマップとして格納する。

表示プログラムでは、処理結果のフォルダを選択し (最大 4 フォルダ) フォルダ内の画像を順次再生することで、動画表示を行う。図 4 9 に動画像再生例の一例を示す。

サンプル撮影画像を手がかりに前処理検討を行った結果、いくつかの前処理が有効であることが判った。特に照明ムラの補正はカメラ照明の不均一さによる白さび等の抽出精度低下を防ぐ意味で有用であると考えられる。

【 0 0 4 3 】

以上の結果、劣化部分抽出の予備検討では、従来の RGB や UCS の色空間に対して YIQ 色空間に着目することで撮影条件に対して比較的安定した赤さび抽出が行えることが判った。また異なる撮影条件下で撮影された画像の明度を統一することで、YIQ の I 値と明度の組み合わせで劣化部分抽出の可能性が得られた。

また、劣化度毎の YIQ の I 値と明度のデータを採取し、これを主観分類により抽出パラメータを決定した手法と Ada Boost による学習アルゴリズムの 2 つで、サンプル画像に対してある程度の劣化度抽出・分類が可能となった。

【 0 0 4 4 】

図 5 0 は鋼管展開画像に対する劣化度判定結果を示す図である。鋼管全体を平面展開した画像を作成し、これに対する劣化領域を抽出することで、実際の劣化部分の面積や鋼管内全体の劣化状況を把握するため、以下の検討を行った。

1) 鋼管中心位置を開口部の輝度とオプティカルフローを用いたカメラ位置推定結果情報を元に推定し、これを用いてコマ毎の画像を展開した画像を作成する。即ち、オプティカルフローによる特徴点を抽出し、フローベクトルを用いた中心位置の推定を行い、輝度に着目した開口部を推定し、フローベクトルと輝度を用いて中心位置を推定して、図 5 0 のような鋼管全体展開画像を作成して劣化領域を抽出する。

2) コマごとの展開画像をカメラの移動位置を元に張り合わせる。

【 0 0 4 5 】

図 5 1 は異物領域抽出結果例を示す図であり、図 5 1 (a)、(b) とともに左側が元画像、右側が領域抽出結果を表す図である。劣化処理対象外領域 (営業等の異物) を抽出するための手法の検討として、以下の検討を行った。

1) フーリエ変換を用いた周波数成分の抽出と傾向の検討

2) エッジ形状に着目した領域抽出と傾向の検討

3) テクスチャ特徴量を用いた領域抽出とプロトタイプによる試行

検討の結果、3) のテクスチャ特徴量を学習アルゴリズムとして用いて推定することで、比較的良好に劣化処理対象外領域を抽出することができた。

【 0 0 4 6 】

図 5 2 (A) は劣化度判定結果の比較結果を示す図、(B) は鋼管展開画像に対する劣化度判定結果を示す図である。図 5 2 (A) より、(a) は元画像、(b) は I - 明度による結果を示す図、(c) は I - 明度とエッジ情報による結果を示す図である。

10

20

30

40

50

【 0 0 4 7 】

図 5 3 (a) は鋼管全体の凹凸推定結果 (等高線表示) を示す図、図 5 3 (b) は鋼管全体の凹凸推定結果 (3 D 表示) を示す図である。鋼管内劣化部位の凹凸を推定する手法の検討を行い、以下の手順で推定を行った。

- 1) 同時複数の特徴点を追跡し、撮影位置の異なる画像間の特徴点の移動量 (フローベクトル群) を計算する。
- 2) フローベクトル群から鋼管内のカメラ位置を推定する。
- 3) 推定されたカメラ位置から再度特徴点の鋼管内の位置を推定することで特徴点の 3 次元座標を求める。

【 0 0 4 8 】

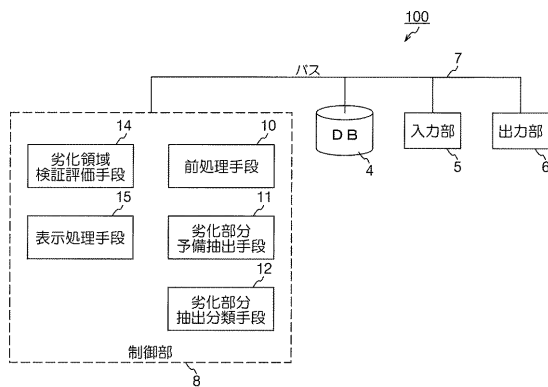
図 5 0 から図 5 3 までの検討の結果、鋼管全体の画像平面展開が可能となり、従来撮影された動画データでしか確認できなかった鋼管内全体の状況を一目で把握できるため、経年劣化等の比較が容易となることが想定される。また、劣化処理対象領域については、比較的良好的な結果を得た。また、劣化度判定精度の向上では、テクスチャ解析情報を用いることで、色と明度情報を用いた劣化領域抽出の不得意な部分を補うことができた。更に、鋼管劣化度部位の凹凸推定については、限られた情報から、ある程度の推定は可能となったが、画像平面展開も含めて、これ以上の精度を求めるには撮影機器の改良を含めた付加情報が与えられることが好ましい。

【 符号の説明 】

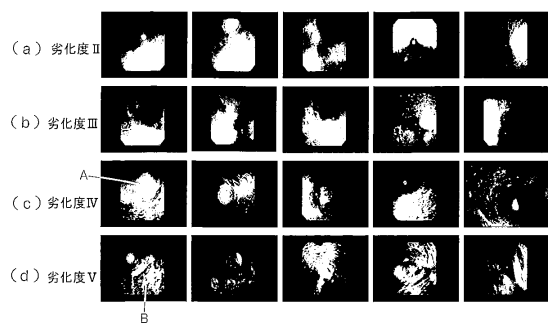
【 0 0 4 9 】

- 4 DB、5 入力部、6 出力部、7 バス、8 制御部、10 前処理手段、11 劣化部分予備抽出手段、12 劣化部分抽出分類手段、14 劣化領域検証評価手段、15 表示処理手段、100 鋼管内部腐食解析装置

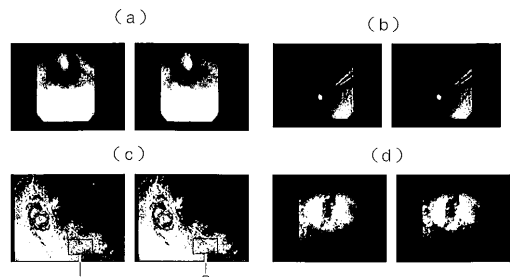
【 図 1 】



【 図 2 】



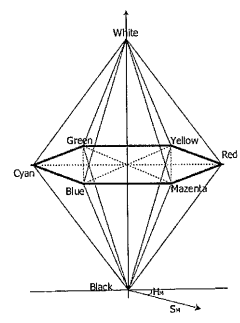
【 図 3 】



【 図 4 】



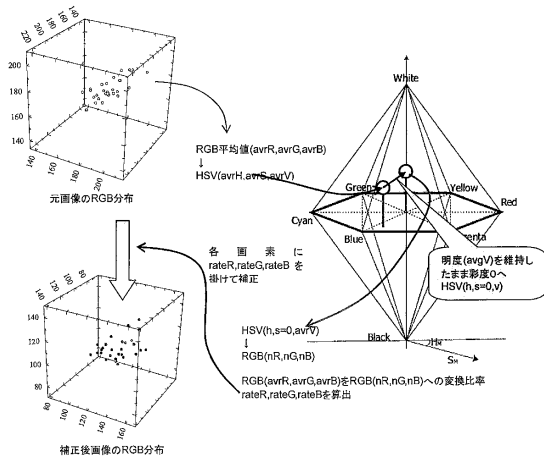
【 図 5 】



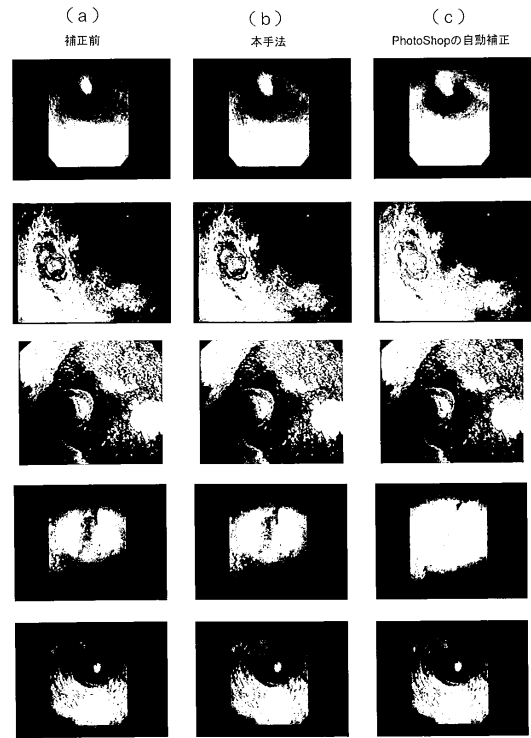
10

20

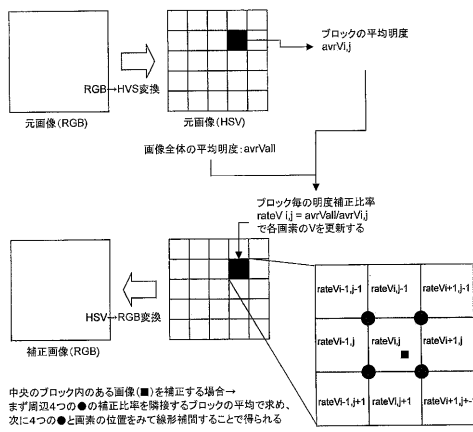
【図6】



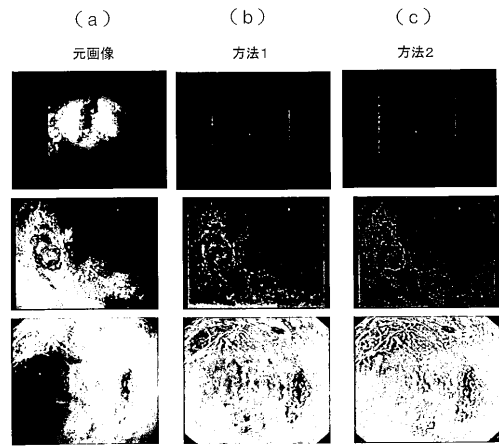
【図7】



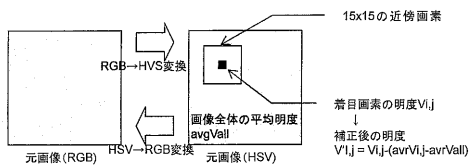
【図8】



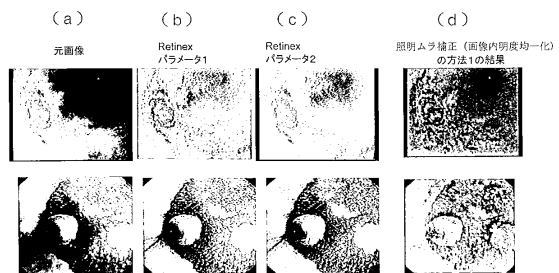
【図10】



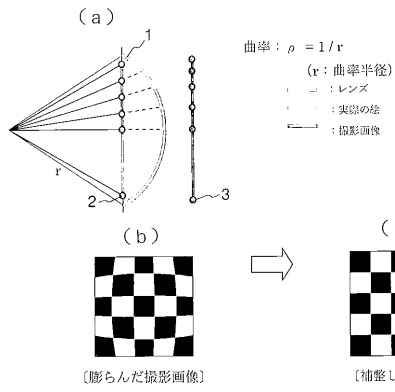
【図9】



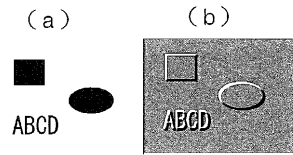
【図11】



【図 1 2】



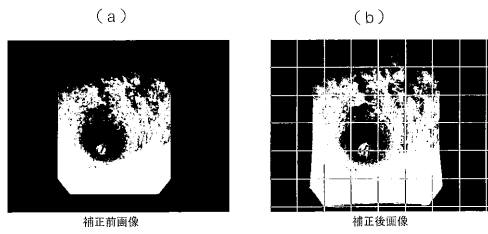
【図 1 4】



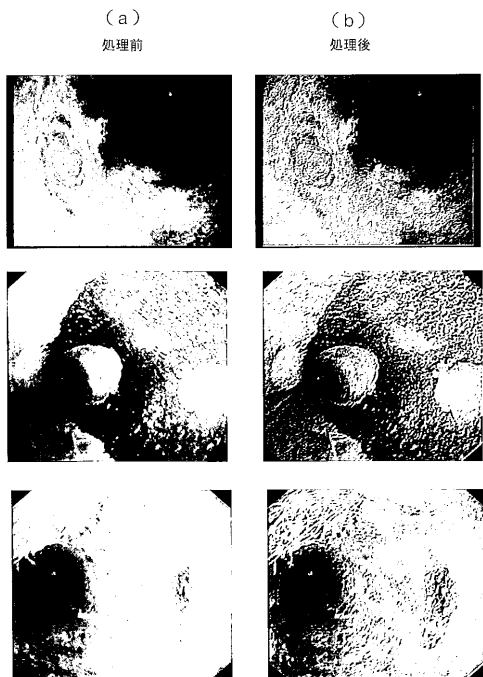
【図 1 5】

2	0	0
0	1	0
0	0	-2

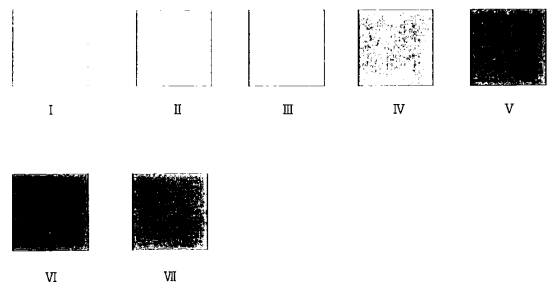
【図 1 3】



【図 1 6】



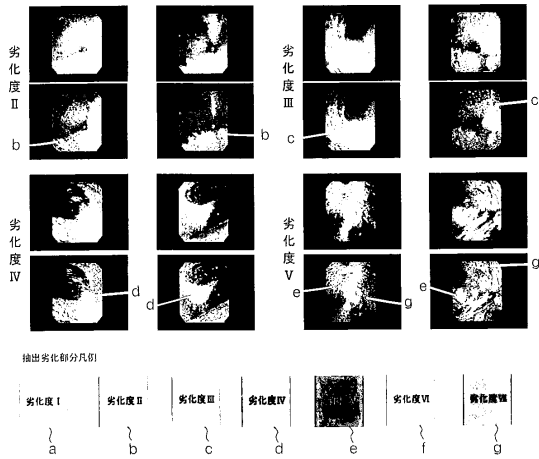
【図 1 7】



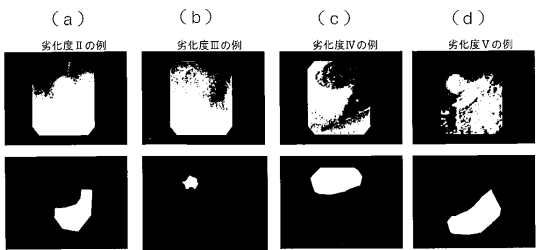
【図 1 8】

	劣化度 I	劣化度 II	劣化度 III	劣化度 IV	劣化度 V	劣化度 VI	劣化度 VII
R	150	138	128	110	95	125	147
G	150	140	132	116	100	85	93
B	150	150	140	130	110	55	70

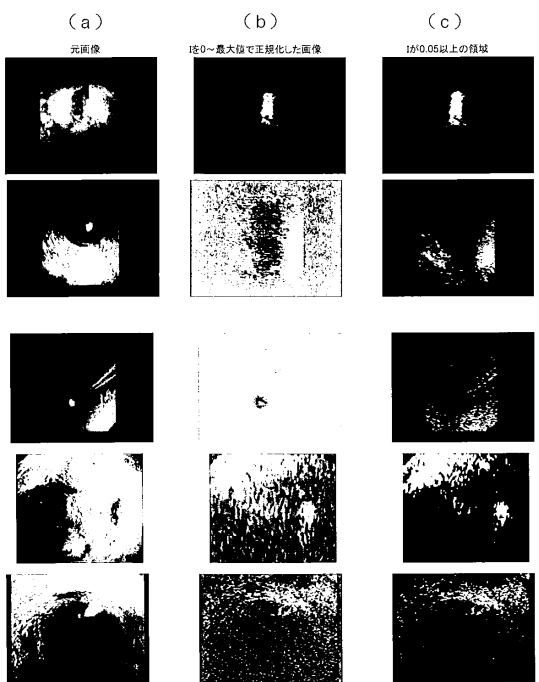
【図 19】



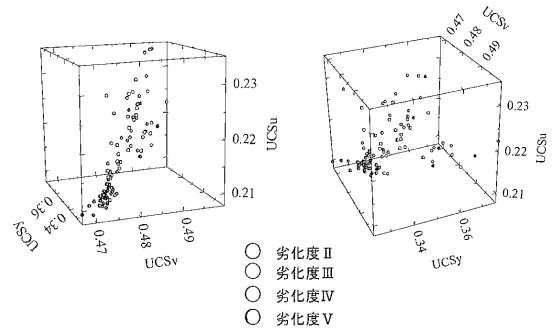
【図 20】



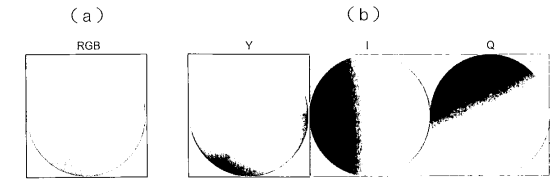
【図 24】



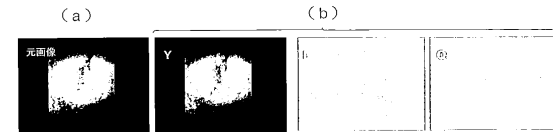
【図 21】



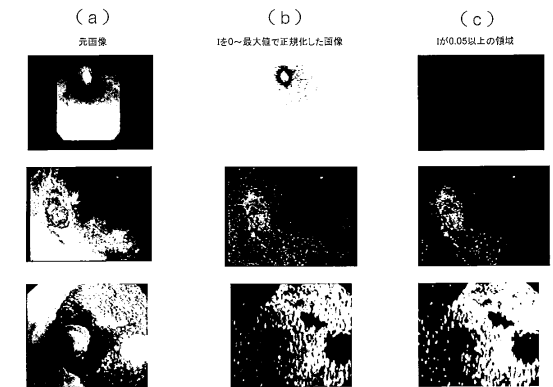
【図 22】



【図 23】



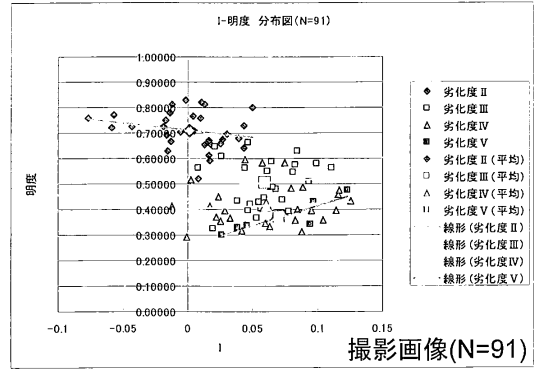
【図 25】



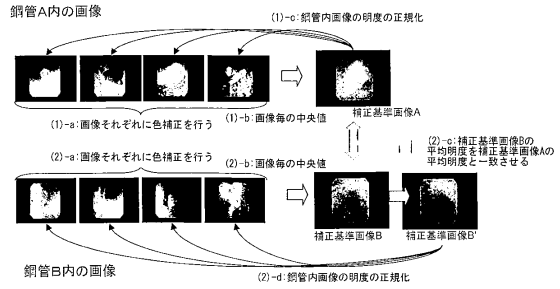
【図26】

番号	フォルダ番号	サブフォルダ番号	劣化度	番号	フォルダ番号	サブフォルダ番号	劣化度
1	2	9	II	59	2	9	IV
2	2	9	II	60	2	9	IV
3	2	10	II	61	2	10	IV
4	2	10	II	62	2	14	IV
5	2	14	II	63	2	14	IV
6	2	14	II	64	2	32	IV
7	2	32	II	65	2	32	IV
8	2	32	II	66	2	33	IV
9	2	33	II	67	2	33	IV
10	2	33	II	68	2	42	IV
11	2	42	II	69	3	4	IV
12	2	42	II	70	3	4	IV
13	3	4	II	71	3	5	IV
14	3	4	II	72	3	5	IV
15	3	5	II	73	3	6	IV
16	3	5	II	74	3	6	IV
17	3	6	II	75	3	8	IV
18	3	6	II	76	3	8	IV
19	3	8	II	77	3	11	IV
20	3	8	II	78	3	11	IV
21	3	11	II	79	3	11	IV
22	3	11	II	80	3	12	IV
23	3	12	II	81	3	12	IV
24	3	12	II	82	4	10	IV
25	4	4	II	83	4	10	IV
26	4	4	II	84	4	70	IV
27	4	10	II	85	4	70	IV
28	4	10	II	86	2	8	V
29	4	16	II	87	2	15	V
30	4	16	II	88	2	18	V
31	4	70	II	89	2	32	V
32	4	70	II	90	2	32	V
33	2	14	III	91	4	36	V
34	2	14	III				
35	2	32	III				
36	2	32	III				
37	2	33	III				
38	2	33	III				
39	2	42	III				
40	2	42	III				
41	3	4	III				
42	3	4	III				
43	3	5	III				
44	3	5	III				
45	3	6	III				
46	3	6	III				
47	3	8	III				
48	3	8	III				
49	3	11	III				
50	3	11	III				
51	3	12	III				
52	3	12	III				
53	4	4	III				
54	4	10	III				
55	4	10	III				
56	4	16	III				
57	4	70	III				
58	4	70	III				

【図27】



【図28】



【図29】

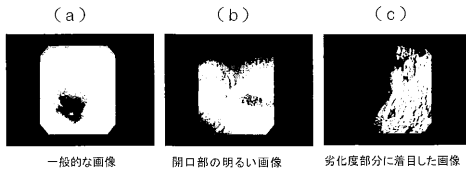
鋼管A	修正前明度平均	修正後明度平均	鋼管B	修正前明度平均	修正後明度平均
画像1	49.23	50.08	画像1	51.21	53.27
画像2	57.86	58.7	画像2	60.21	62.22
画像3	55.75	56.66	画像3	54.85	55.98
画像4	64.54	65.46	画像4	45.51	47.43
画像5	49.66	50.41	画像5	53.29	55.13
画像6	58.4	59.13	画像6	50.69	53.65
平均	(1) 55.91	(2) 56.74	平均	(3) 52.63	(4) 54.61

修正前の明度比率 (3)/(1) 0.94
修正前の明度比率 (4)/(2) 0.96

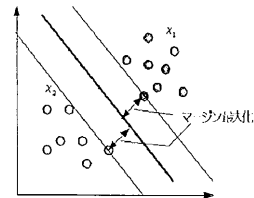
【図32】

主観分類	劣化度II		劣化度III		劣化度IV		劣化度V		分類合計
	一致数	一致率	一致数	一致率	一致数	一致率	一致数	一致率	
母数	20	63%	14	52%	2	8%	4	67%	44%
	32		27		26		6		

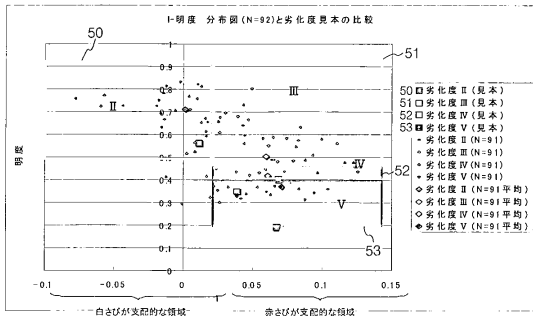
【図30】



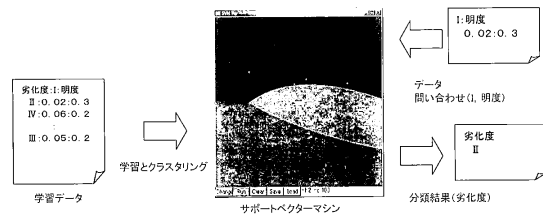
【図33】



【図31】



【図34】



【図35】

サポートベクターマシン	劣化度II		劣化度III		劣化度IV		劣化度V		分類合計
	一致数	一致率	一致数	一致率	一致数	一致率	一致数	一致率	
母数	32	100%	1	4%	24	92%	0	0	63%
	32		27		26		6		

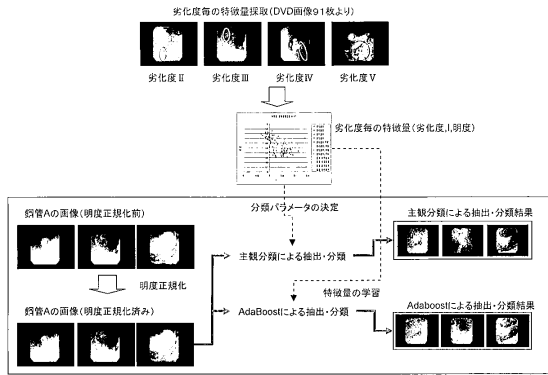
【図36】

	劣化度Ⅱ		劣化度Ⅲ		劣化度Ⅳ		劣化度Ⅴ		分類合計	
	一致数	一致率	一致数	一致率	一致数	一致率	一致数	一致率	一致数	一致率
AdaBoost	32	100%	22	81%	18	69%	6	0%	1	86%
母数	32		27		26		6			

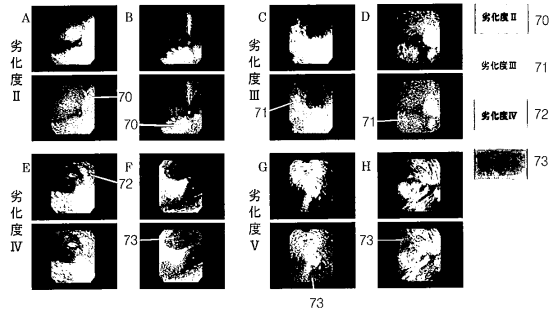
【図37】

	劣化度Ⅱ		劣化度Ⅲ		劣化度Ⅳ		劣化度Ⅴ		分類合計	
	一致数	一致率	一致数	一致率	一致数	一致率	一致数	一致率	一致数	一致率
主観分類	20	63%	14	82%	2	8%	4	67%	4	44%
サポートベクターマシン	32	100%	1	4%	24	92%	0	0%	63	63%
AdaBoost	32	100%	22	81%	18	69%	6	100%	8	88%
母数	32		27		26		6			

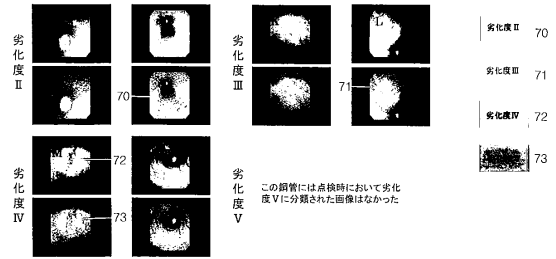
【図38】



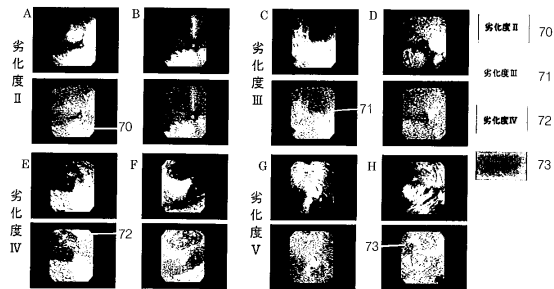
【図39】



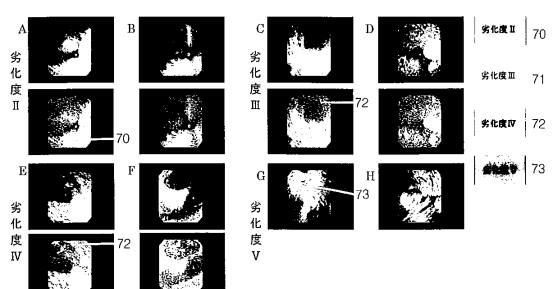
【図40】



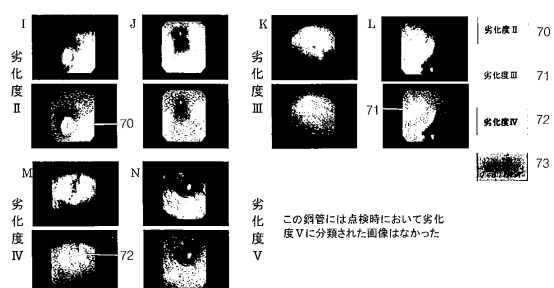
【図41】



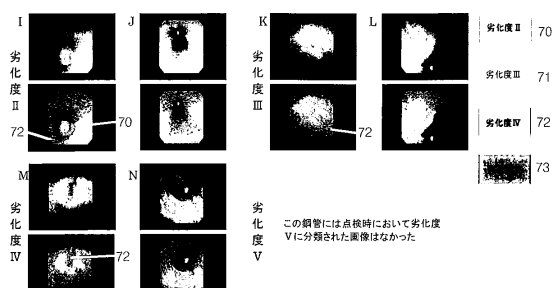
【図43】



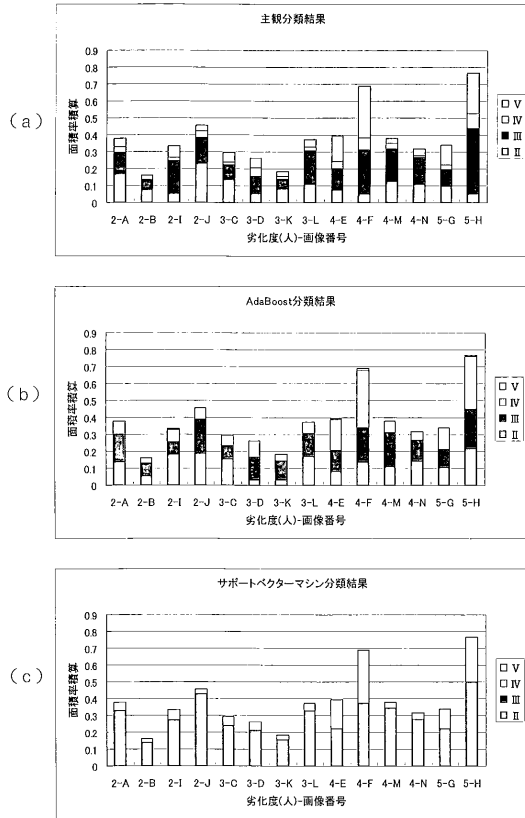
【図42】



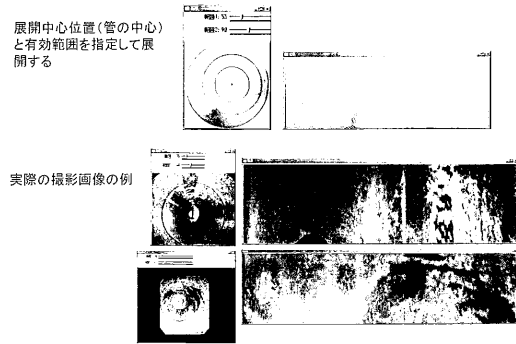
【図44】



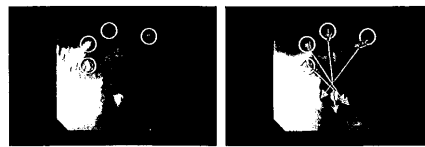
【図45】



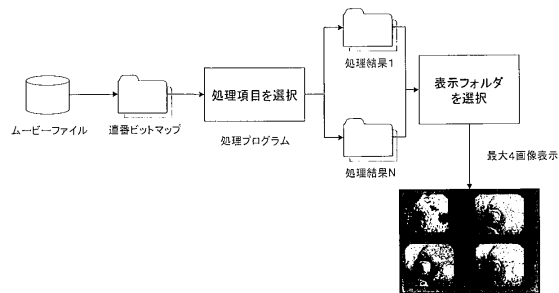
【図46】



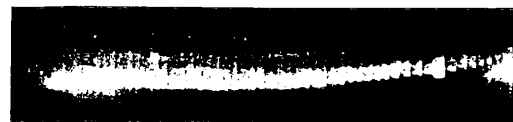
【図47】



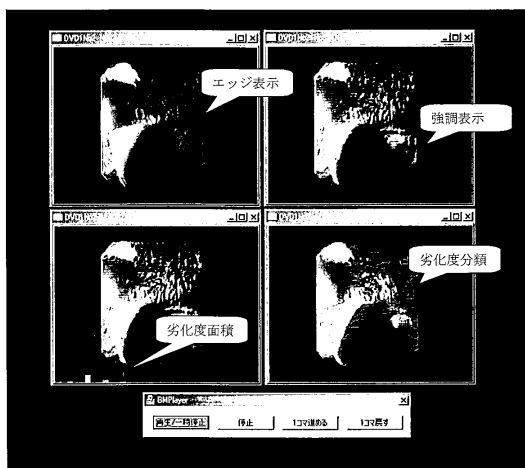
【図48】



【図50】



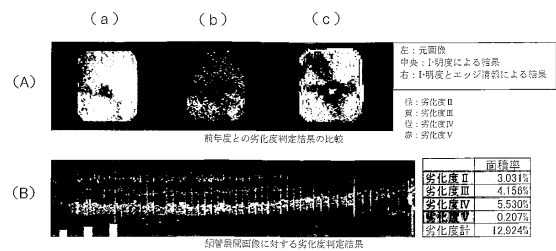
【図49】



【図51】



【図52】



【図 53】

(a)



図管全体の凹凸指定図表 (等高線)

(b)



図管全体の凹凸指定図表 (3D)

フロントページの続き

(51)Int.Cl. F I
 H 0 4 N 7/18 (2006.01) H 0 4 N 7/18 M

(72)発明者 渡邊 真人
 宮城県仙台市青葉区中山七丁目2番1号
 ター内 東北電力株式会社 研究開発セン

(72)発明者 坂元 一雄
 東京都中野区本町4丁目38番13号 株式会社構造計画研究所内

審査官 小野寺 麻美子

(56)参考文献 特開2001-264260(JP,A)
 特開2003-032674(JP,A)
 米国特許出願公開第2005/0168593(US,A1)
 特表2001-510585(JP,A)
 特開平05-340721(JP,A)

(58)調査した分野(Int.Cl., DB名)
 G 0 1 N 2 1 / 8 4 - G 0 1 N 2 1 / 9 5 8
 G 0 1 N 1 7 / 0 0
 G 0 2 B 2 3 / 2 4
 G 0 6 T 7 / 0 0
 H 0 4 N 7 / 1 8