

論文 建築物外壁面の汚れ評価

新垣貴裕^{*1}・山田義智^{*2}・大城武^{*3}・仲間公子^{*4}

要旨:本論文は、建築物外壁面の美観維持管理の為に重要である汚れ評価について検討したものである。本論文では、まず、設計・計画段階で汚れ対策を行うために重要となる汚れ因子の汚れ評価におよぼす影響を重回帰分析により明らかにした。次に、補修必要性の判断には従来の判別分析による方法より、ニューラルネットワークによる方法が有効であることを示した。

キーワード:外壁面の汚れ評価、重回帰分析、ニューラルネットワーク、判別分析

1. はじめに

塵埃や粉塵等の非生物系の付着や、真菌類(カビ)や藻類等の微生物系の繁殖により視覚的な変化をもたらす材料表面の汚れは、建築物の美観および都市の景観を損なう点で重要な問題である。特に、沖縄県は島嶼地域であることから木材が少なく、また、台風の常襲地域でもあり、建築物は鉄筋コンクリート構造が大半を占めている。しかも、観光立県であることから構造物中で大きな表面積を占める外壁面の美観維持は特に重要な課題である。しかし、本県は亜熱帯気候に属している為、強い紫外線が塗材を劣化させ、年間を通じて高い温湿度が上記の微生物の繁殖に適している。しかも降水量も多く、外壁表面での吸水に伴う塵埃等の固着量 [1] も多いものと推測され、鉄筋コンクリート構造物外壁面の美観維持の困難な地域であると考えられる。従って、設計・計画段階における適切な外壁面の仕上げの選択や、既に建設されている建造物外壁面の美観維持管理の為に、汚れの評価及び補修の判断は重要である。

そこで本研究では、設計・計画段階で汚れ対策に資料を与える事を目的として、汚れの官能値を予測する物理的な要因(以後汚れ因子と称す)を幾つか挙げ、これら汚れ因子がアンケートで行った汚れ評価とにどのような影響を与えるか、重回帰分析によって考察する。さらに本研究では、外壁面の正確な補修必要性を判断するために、既往の判別分析とニューラルネットワークによる判別法とを比較し、ニューラルネットワークの有用性について検討する。

2. 外壁面の汚れ調査法およびアンケート法について

本研究では、外壁面の汚れを評価するにあたり、打放し仕上げや塗装を施した外壁面を対象とした。

汚れ官能値を予測する物理的な要因を、画像解析手法を用いて測定する方法が橋高等によって示されている

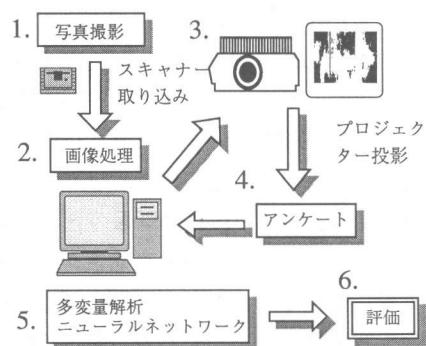


図-1 作業フロー

*1 球大学大学院

工学研究科環境建設工学専攻,

(正会員)

*2 球大学助手

工学部環境建設工学科, 工修

(正会員)

*3 球大学教授

工学部環境建設工学科, Ph.D.

(正会員)

*4 沖縄県 技師

[2]。本研究でも、対象壁面の現像フィルムをスキャナーにてパソコン上に画像データとして取り込み、画像解析ソフトにて後述する汚れの官能値を予測する物理的な要因を測定した。アンケート方法は、パソコン上に取り込んだ画像データをプロジェクターを用いてスクリーン上に投影し、投影された壁面映像の汚れ程度を被験者に評価してもらった。画像ソフトで測定した色データと、プロジェクターで被験者が見た色とでは異なることが予想されたが、今回の研究では、同一であるものとした。なお、映像の表示環境は各被験者に統一して行えるよう心掛けた。一連の作業の流れを図-1に示し、以下に詳細を記す。

2. 1 写真撮影法

壁面の写真撮影は、壁面のぬれによる影響も考えられるため、前日および当日に降雨の無い晴天の日に行った。壁面には直射日光の照り返しが生じず、他の構造物により撮影対象位置に陰影が生じていない壁面を選択し、絞りとシャッタースピードはカメラの全自动モードにて撮影した。

撮影距離は対象外壁面から300cmの距離とし、撮影高さは人間の目線の位置である160cmとした。また、撮影角度による影響を除くため対象外壁面と正対し写真撮影を行った。

2. 2 汚れ因子の測定法

本研究では、汚れ因子として色彩情報に色差の構成要素、図形情報としては汚れ占有面積率を採用し、以下の方法にて測定した。

撮影した現像フィルムをスキャナーにて画像データとして取り込み、画像解析ソフトにて $L^*a^*b^*$ 表色系により汚れ部分と健全部分の色差の構成要素である明度指数差(ΔL)とクロマティクネス指数の差($\Delta a^*, \Delta b^*$)を測定した。なお、画像解像度は72dpiとした。

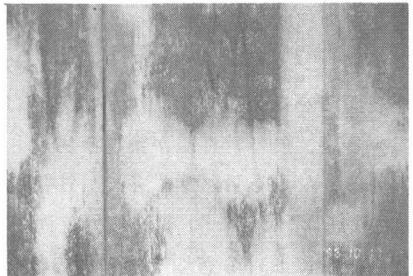
汚れ占有面積率は、図-2に示すように、取り込んだ画像データを二値画像データに変換した後、この画像データの白部分と黒部分をカウントして求めた。なお、二値画像データに変換する際に、二値画像の汚れ部分と健全部分が、写真で観察される汚れ部分と健全部分の区分に対応するように、パソコン画面上で目視により、閾値となる明度値を求めた。この明度値は、取り込んだ画像の明度分布の平均値と近い値となった。

なお、図形情報因子の一つとして汚れの形状も考えられたが、これを表す指標として考えられるフラクタル次元は、今回の汚れの原因の一つであるカビの分布がフラクタル次元でない可能性があり[3]、また、言語表現による分類(よだれ状汚れ、全面型汚れ等)も個人の主觀が反映され易いため、説明変数としては不適であると考え、説明変数としなかった。

2. 3 アンケート方法

被験者35名(琉球大学学生、男子23名、女子12名、年令19才～25才)を対象に、上述の方法でパソコン上

(A)対象壁面の写真



* 明度による調整を行って2値画像へ変換。

明度閾値 : $L^*=102$

(B)2値画像



図-2 2値画像への変換

表-1 汚れの5段階評価

汚れていない	かすかに汚れている	やや汚れている	かなり汚れている	非常に汚れている
1	2	3	4	5

に取り込んだ50外壁面の画像をプロジェクターを用いてスクリーン上に投影し、その映像にて汚れの程度を表-1に示すように5段階で評価してもらった。映像の表示環境を統一するため映写部屋は暗幕を施し、被験者の観察距離は2m～2.5mとし1映像10秒間の表示とした。なお、外壁50面中40面の評価結果は多変量解析およびニューラルネットワークのチューニング用データとし、残りの10面は両解析手法の精度の検討用データとした。

3. 汚れ評価

各外壁面ごとに被験者35名のアンケート評価得点を平均化し、これを対象外壁面毎の評価得点として採用した。そして、この値を目的変数とし、前述2.2節で示した汚れ因子を説明変数として重回帰分析にて外壁面の汚れ評価の予測を試みた。

文献[4]において、黒系汚れの場合、色彩情報を色差(ΔE)としてまとめて説明変数とするよりも、明度指数差(ΔL)とクロマティクネス指数の変動量($\Delta C = \sqrt{(\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2}$)の2つの説明変数で予測したほうが精度が高くなることが指摘されている。そこで、本研究においても色彩情報の説明変数を色差のみとした場合(以後タイプ1と称す)と、明度指数差とクロマティクネス指数の変動量の2つを説明変数とした場合(以後タイプ2と称す)について各々回帰式を算出し以下に示す。なお、タイプ1, 2いずれも図形情報である汚れ占有面積率(AR)が説明変数の一つとなっている。ここで、 y は予測汚れ評価得点である。

$$y = 0.023 \times \Delta E + 0.017 \times AR + 1.454 \quad (1)$$

$$y = 0.017 \times \Delta L + 0.034 \times \Delta C + 0.016 \times AR + 1.383 \quad (2)$$

タイプ1, 2それぞれの回帰統計、分散分析表、偏回帰係数およびt値表を表2、表3に示す。表2-1, 3-1の自由度調整済決定係数はタイプ2の方がタイプ1に比べ大きく、タイプ2の方が回帰式のあてはまりが良いことが分かる。図-3, 4にチューニング用データの式(1), (2)による解析結

表2-1 回帰統計

重相関係数 R	0.805
決定係数 R^2	0.647
自由度調整済	
決定係数 R^2	0.628
標準誤差	0.612
観測数	40

表3-1 回帰統計

重相関係数 R	0.825
決定係数 R^2	0.681
自由度調整済	
決定係数 R^2	0.654
標準誤差	0.591
観測数	40

表2-2 分散分析表

	自由度	平方和	分散	分散比
回帰	2	25.468	12.734	33.966
残差	37	13.872	0.375	
合計	39	9.34		

表3-2 分散分析表

	自由度	平方和	分散	分散比
回帰	3	26.773	8.924	25.567
残差	36	12.56	0.349	
合計	39	39.34		

表2-3 偏回帰係数及びt値

	偏回帰係数	標準誤差	t 値
切片	1.454	0.193	7.554 **
ΔE	0.023	0.003	6.765 **
AR	0.017	0.006	2.920 **

** 1%有意, *5%有意

表3-3 偏回帰係数及びt値

	偏回帰係数	標準誤差	t 値
切片	1.383	0.189	7.302 **
ΔL	0.017	0.004	4.486 **
ΔC	0.034	0.015	2.233 *
AR	0.016	0.005	2.974 **

** 1%有意, *5%有意

果とアンケート結果の比較をタイプ別に示す。これらの図より、汚れ評価が3~5の範囲において、タイプ2に比べ、タイプ1の方がアンケート評価結果と解析評価結果のずれが大きいことが分かる。

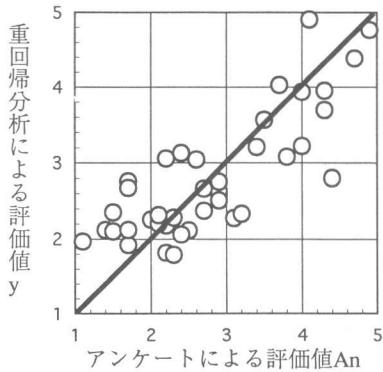


図-3 タイプ1の汚れ評価予測

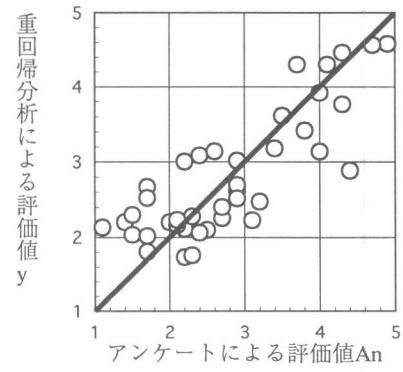


図-4 タイプ2の汚れ評価予測

図-5,6に回帰式の検討のため、検討用データ ($N=10$ 組) を式(1), (2)で推定した結果を示す。これらの図の比較より、チューニング用データの結果と同様に検討用データにおいても式(2)つまりタイプ2の方が精度の良いことが分かる。特に汚れ評価の高い(3~5)においてその傾向は顕著である。また、表3-3の偏回帰係数のt値による検定に着目すると、 ΔC を除く他は有意水準は1%であるのに対し、 ΔC の有意水準は5%であり、 ΔC の回帰式への影響度が少ない事が分かる。これも文献[4]と同様な結果となっている。本研究においても汚れ部分は黒系が大部分を占めており、文献[4]と同じ結果となったものと推察される。なお、クロマティクネス指数の変動量を除き、明度指数差と汚れ占有面積率のみを説明変数とした回帰式の検討も行ったが、上述のタイプ2の場合が相関が良い結果となった。

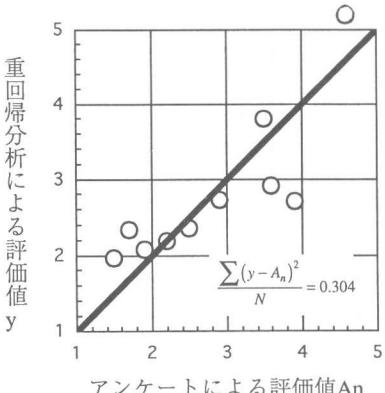


図-5 タイプ1の汚れ評価予測

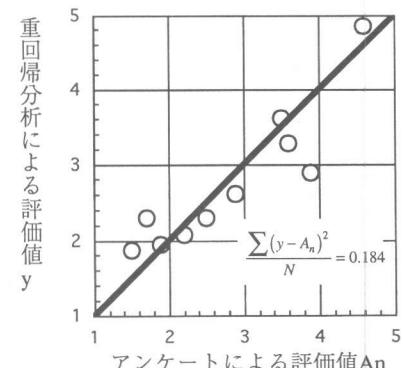


図-6 タイプ2の汚れ評価予測

以上より、設計・計画段階における汚れ対策として、壁面の明度を予測される汚れの明度になるべく近い仕上げを選択して汚れとの明度差を小さくする事や、壁面に広域の汚れ領域を造らないように工夫する必要がある。ここで、壁面に広域の汚れ領域を形成する要因として流下雨水が考えられ、したがって、壁面に流下雨水が生じないよう適切な雨仕舞いの設計が重要となる[5]。

4. 補修判断における既往の判別分析とニューラルネットワークの比較

前章では、重回帰分析を用いて汚れ因子による汚れ評価の予測を行い、各汚れ因子と汚れ評価の関係を明らかにした。これらの知見は、設計・計画の際に汚れの目立ちにくい外壁面の仕上げ選定や設計ディテールに役立つ。一方、汚れの目立つ既存建物の美観回復の手段として、汚れ壁面の補修が考えられるが、補修必要性の判断は判別分析問題と捕える事ができる。この章では、補修必要性の判断に従来からの判別分析の手法と、ニューラルネットワークによる判別手法とを比較検討する。なお、汚れレベルの評価手法において、輝度値を用いたニューラルネットワークの有効性が確認されている [6]。

汚れ壁面の補修基準は、建物の重要度や、補修計画も考慮に入れた総合的観点から決定されるべきであるが、今回はこれを厳密に言及せず、単にある汚れ評価得点を境に補修必要性の判断を行った。今回は、補修基準を汚れ評価得点が3以上と、4以上の場合の2通りについて検討した。

4. 1 既往の判別分析について

判別分析には線型判別関数による方法とマハラノビスの距離による方法の2通りがある。いずれの方法を適用したら良いか検討するために、40組のチューニングデータを、汚れ評価が3以上(あるいは4以上)になったものを補修の必要ありグループ、汚れ評価が3未満(あるいは4未満)のものを補修の必要なしグループとして、両グループの分散共分散行列が等しいときは、線型判別関数による方法を選択するとの仮説を立て、この2群の母集団の分散共分散行列の相等性の検定を行った。その結果を式(3)、(4)各々に示す。

$$\chi_0^2 = 32.4347 \geq \chi^2(6; 0.01) = 16.8119 \quad (\text{補修基準3の場合}) \quad (3)$$

$$\chi_0^2 = 28.2076 \geq \chi^2(6; 0.01) = 16.8119 \quad (\text{補修基準4の場合}) \quad (4)$$

式(3)、(4)より有意水準1%で分散共分散行列の相等性の仮説は棄却され、従って本データではマハラノビスの距離による判別法が適していると判断された。

4. 2 ニューラルネットワークシステム

(1) 入力層および出力層

本研究で用いたニューラルネットワークシステムを図-7に示す。入力層のユニット数は、3個とし、汚れ評価で相関の高い汚れ因子、 ΔL 、 ΔC 、ARを入力した。出力層のユニット数は2個で、補修の必要ありと判断される場合はA(0,1)値を学習、補修の必要なしと判断される場合はB(1,0)値を学習させた。

(2) 中間層

中間層数及び、そのユニット数はシステムの収束性と計算量の観点から重要ではあるが、中間層数及び、そのユニット数を決定する有力な手法は現在のところ確立されていない。そこで、本研究では、学習誤差の収束状況と認識結果の観点から中間層ユニット数を適当に変化させ試行錯誤したところ、中間層数は1層、そのユニット数は6個で十分であるとの結論を得た。図-8にその学習誤差の収束状況を示す。なお、本システムでは図-7に示すようにバイアスを設け、各出力ユニットの合計学習誤差が10%以下か、学習回数10,000回で学習を終了するようにした。

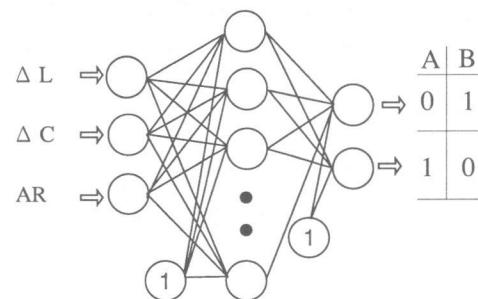


図-7 ニューラルネットワークシステム

4. 3 判別結果の検討

チューニング用データ(40組)を用い、補修基準を汚れ評価得点3とした場合と汚れ評価得点4とした場合の判別結果および正解率を表-4, 表-5に各々示す。表中の括弧内の値はニューラルネットワークによる判別結果および正解率を示し、括弧外はマハラノビスの距離による判別結果および正解率を示す。マハラノビスの距離による判別の正解率が約73%~93%であるのに対し、ニューラルネットワークによる判別正解率は100%となり、ニューラルネットワークによる判別が優れていた。

次に、検討用データ(10組)を用いて、マハラノビスの距離による判別式と学習済みニューラルネットワークの有用性について検討を行った。補修基準を汚れ評価得点3とした場合と汚れ評価得点4とした場合の判別結果および正解率を表-6, 表-7に各々示す。上述と同様に、表中の括弧内の値はニューラルネットワークによる判別結果および正解率を示し、括弧外はマハラノビスの距離による判別結果および正解率を示す。

これより、マハラノビスの距離による判別式の正解率に比べニューラルネットワークによる判別の正解率が良いことが分かり、補修必要性の判断にはニューラルネットワークによる判別が適している。また、学習済みニューラルネットワークによる検討用データの補修必要性の判別結果の正解率は89%~100%である事から、本ニューラルネットワークシステムにはある程度の汎用性があると考えられる。

5. まとめ

得られた知見を以下にまとめる。

- 1) 色彩情報を色差としてまとめ説明変数とするよりも、明度指数差とクロマティクネス指数の変動量の2つの説明変数で予測したほうが精度が高くなる。
- 2) 補修必要性の正確な判断には、ニューラルネットワークによる判別が有効である。

【参考文献】

- 1) 橋高義典, 他:コンクリート表面への懸濁微粒子付着に関する研究, コンクリート工学論文集, Vol.3, No.2, pp97-107, 1992,
- 2) 橋高義典, 他:画像解析手法によるコンクリート壁面の汚染度測定方法, セメント・コンクリート論文集, Vol.44, pp.702-707, 1990
- 3) 高安秀樹: フラクタル, 朝倉書店, pp70
- 4) 石神忍, 他:外壁のよごれの物理的評価方法に関する一考察, 日本建築学会大会学術講演梗概集, pp1413-1414, 1995
- 5) 橋高義典: コンクリート構造物の美観維持, コンクリート工学, Vol.34, No.2, pp4-11, 1996.2
- 6) 国枝稔, 他:コンクリート表面の汚れ評価へのニューラルネットワークの適用, コンクリート工学年次論文報告集, Vol.18, No.1, pp1257-1262, 1996

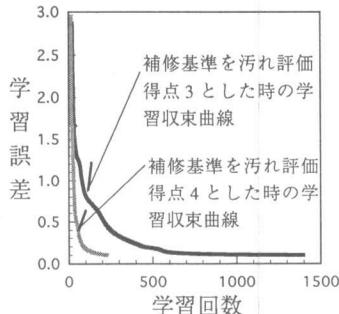


図-8 システムの収束状況

表-4 チューニング用データの判別結果
(補修基準を汚れ評価得点3とした場合)

	補修の必要あり	補修の必要なし	正解率
補修の必要あり	13 (14)	1 (0)	0.93 (1.00)
補修の必要なし	7 (0)	19 (26)	0.73 (1.00)

表-5 チューニング用データの判別結果
(補修基準を汚れ評価得点4とした場合)

	補修の必要あり	補修の必要なし	正解率
補修の必要あり	7 (8)	1 (0)	0.88 (1.00)
補修の必要なし	7 (0)	25 (32)	0.78 (1.00)

表-6 検討用データの判別結果
(補修基準を汚れ評価得点3とした場合)

	補修の必要あり	補修の必要なし	正解率
補修の必要あり	4 (4)	0 (0)	1.00 (1.00)
補修の必要なし	1 (0)	5 (6)	0.83 (1.00)

表-7 検討データの判別結果
(補修基準を汚れ評価得点4とした場合)

	補修の必要あり	補修の必要なし	正解率
補修の必要あり	1 (1)	0 (0)	1.00 (1.00)
補修の必要なし	4 (1)	5 (8)	0.56 (0.89)