

博士論文

可視光から近赤外線までの光学スペクトルによる
耐候性鋼材表面の濡れ状態評価およびさび状態評価
に関する研究

(Study on Evaluation of Wetting Condition and Rust
Condition on Weathering Steel Surface by Optical Spectra
in Visible Light and Near-Infrared)

2025 年 1 月

井上 龍一
Ryuichi Inoue

山口大学大学院 創成科学研究科

学位論文の要旨

耐候性鋼材は鋼材表面に生成される緻密な保護性さびによって腐食の原因となる酸素や水から鋼材を保護し、さびの進展を抑制する防食方法である。保護性さびの生成には鋼材表面が大気中にさらされて、適度な乾湿の繰り返しを受ける必要がある。しかし、腐食環境によっては保護性さびが生成されない場合もあり、国内外の耐候性鋼橋梁において異常な腐食の事例が報告されている。そのため、耐候性鋼橋梁の長寿命化へ向けた維持管理のためには、定期点検の際に鋼材表面のさび状態を把握することが必要不可欠である。加えて、水は腐食の本質的な要因であるため、耐候性鋼材表面の濡れ状態を把握することは腐食の進行を予測するうえで重要である。

これまでは全ての橋梁とその部材について近接目視点検が実施されてきたが、我国の橋梁の多くは地方自治体が管理しているため、財政や人手不足の観点から十分な点検が実施できない場合もある。そのため、近接目視点検に代替する、より効率的な橋梁点検方法の開発が期待されている。

このような背景のもと、橋梁点検要領が改訂され、センサやロボット、非破壊検査技術等の活用が可能になった。本研究では近年土木分野において新たな非破壊検査技術として注目されているハイパースペクトルカメラ（以下、HSC）に着目し、HSCで測定される光学スペクトルによって耐候性鋼材表面の濡れ状態とさび状態を評価するための基礎的な知見を得ることを目的とした。加えて、これまでほとんど実施されてこなかった、太陽光下でのHSCによる光学スペクトル測定方法を検討することを目的とした。

第1章「序論」

第1章では、本研究の背景、目的および構成を示した。

第2章「既往の研究と本研究の位置付け」

第2章では、HSCで測定される光学スペクトルやHSCの測定原理について説明したうえで、既往の研究を整理した。また、第3章から第5章の関連論文をレビューし、本研究の位置付けを示した。

第3章「耐候性鋼材表面の濡れ状態評価に関する検討」

第3章では、シャーレ内の水と腐食生成物上の水の光学スペクトル特性をそれぞれ検討し、耐候性鋼材表面に付着した水の非接触検出方法および検出した水の水位の定量評価方法を提案することを目的とした。その結果、波長 970 nm における反射強度比（乾燥状態の反射強度に対する湿潤状態の反射強度の相対値）から腐食への影響が顕著となる厚さ 0.1 mm の水膜を検出できることを示した。また、波長 970 nm における反射強度比や反射強度と耐候性鋼材表面に付着した水の水位の関係式を示した。

第4章「耐候性鋼材表面のさび状態評価に関する検討」

第 4 章では、耐候性鋼材表面の可視光および近赤外線における光学スペクトルと教師あり学習分類器を組み合わせた評価方法を提案した。はじめに、HSC を使用してさび状態の異なる耐候性鋼材表面の光学スペクトルを 1cm^2 毎に測定し、測定された光学スペクトルの 1 次微分から波長 569 nm、波長 694 nm、波長 796 nm および波長 896 nm がさび状態評価に有効な波長であることを明らかにした。次に、これらの波長における反射強度に対してカーネル主成分分析を適用して第一主成分と第二主成分を抽出し、これらを使用してランダムフォレスト分類器を構築した。その結果、評価精度は 90.7%であった。

第 5 章「太陽光下での光学スペクトル測定方法に関する検討」

第 4 章ではまず、暗室と太陽光下で耐候性鋼材表面の光学スペクトルをそれぞれ測定し、その特性を比較することで HSC による光学スペクトル測定を太陽光下で実施する際の課題を明らかにすることを目的とした。その結果、光源をハロゲンライトとする光学環境と光源を太陽光とする光学環境で測定された光学スペクトルでは近赤外線においてその特性が顕著に異なることや光源を太陽光とする光学環境で測定された光学スペクトルは光源と同じ波長で吸収帯をもつ場合があることを示した。次に、この課題は光源を太陽光とハロゲンライトの併用とすることで解決できることを示したうえで、太陽光下で測定された光学スペクトルデータによってさび状態評価を試みた。評価精度は屋内で 79.9%、実橋梁で 90.0%を達成しており、第 4 章で提案した分類器は太陽光下で測定された光学スペクトルから抽出された特徴量や異なる環境で生成したさびに対しても、汎用性や再現性があることが認められた。

第 6 章「総括」

第 6 章では、本研究の結論および今後の課題と展望を示した。

Abstract

Weathering steel is an anti-corrosion method that forms a dense protective rust layer on the surface, shielding the steel from oxygen and water. This protective rust layer develops when the weathering steel is exposed to the atmosphere and undergoes moderate cycles of wetting and drying. However, in certain corrosive environments, the protective rust layer does not form under corrosive environments, and such abnormal corrosion cases leading to are reported corrosion in weathering steel bridges both domestically and internationally. In order to maintain weathering steel bridges to extend their service life, therefore, regular periodic inspections are essential to assess the rust condition of the steel surface and ensure the longevity of these bridges. Additionally, as water is a key factor in corrosion progress, understanding the wetting condition of the weathering steel surface is crucial for predicting corrosion progression, as water is a key factor in corrosion.

So far, traditionally, close visual inspections have been conducted for all bridges and their components. However, many bridges in Japan are managed by local governments, which often lack the financial and manpower human resources for adequate enough inspections. Consequently, there is a pressing need for more efficient bridge inspection methods to supplement close visual inspections.

In response, bridge inspection guidelines have been revised to permit the use of sensors, robots, and non-destructive testing technologies. This study focuses on a non-destructive testing technology, Hyperspectral Cameras (HSC), that has been used, a promising non-destructive testing technology in civil engineering areas in recent years. The aim of this study is to develop methods for evaluating the wetting and rust conditions of weathering steel surfaces through optical spectra measured by HSC. Also, It also explores the methodology for measuring optical spectra under sunlight, is explored a subject that has received limited attention.

Chapter 1: Introduction

This chapter presents the study's background, objectives, and structure.

Chapter 2: Previous Research and Positioning of This Study

This chapter explains the principles of optical spectra measured by HSC, organizes previous research, and reviews related papers to position this study.

Chapter 3: Examination of Wetting Condition Evaluation of Weathering Steel Surface

This chapter investigates the optical spectral characteristics of water in a petri dish and on corrosive organisms, proposing a non-contact detection method for water on weathering steel surfaces and a quantitative evaluation method for the detected water levels. Results indicate that a water film with a thickness of 0.1 mm, which significantly affects corrosion, can be detected using the reflection intensity ratio at a wavelength of 970 nm. Additionally, it was shown that the relationship between water level on the steel surface and the reflection intensity ratio or reflection intensity at a wavelength of 970 nm.

Chapter 4: Examination of Rust Condition Evaluation of Weathering Steel Surface

This chapter proposes a method that combines optical spectra from the visible and near-infrared regions of weathering steel surfaces with a supervised learning classifier. Optical spectra of surfaces with varying rust conditions were measured using HSC, identifying wavelengths 569 nm, 694 nm, 796 nm, and 896 nm as effective for rust condition evaluation. Kernel principal component analysis was applied to these wavelengths, leading to the construction of a random forest classifier, which achieved an evaluation accuracy of 90.7 %.

Chapter 5: Examination of Optical Spectrum Measurement Method Under Sunlight

This chapter explores the challenges of measuring optical spectra with HSC under sunlight, comparing results from darkroom measurements. It was found that spectra measured under sunlight differ significantly in the near-infrared region compared to those measured with halogen light. However, these issues can be resolved by combining sunlight with halogen light sources. The evaluation of rust condition using spectra measured under sunlight yielded accuracies of 79.9 % indoors and 90.0 % on actual bridges, confirming the generality and reproducibility of the classifier proposed in Chapter 4.

Chapter 6: Summary

This chapter presents the study's conclusions and discusses future challenges and prospects.

目次

第1章 序論

1.1 本研究の背景	・・・001
1.2 本研究の目的	・・・009
1.3 本論文の構成	・・・011

第2章 既往の研究と本研究の位置付け

2.1 HSCで測定される光学スペクトル	・・・016
2.2 本研究で使用したHSCの仕様	・・・018
2.3 本研究で使用したHSCの測定原理	・・・019
2.4 光学スペクトルの測定手順	・・・021
2.5 HSCを使用した既往の研究	・・・022
2.6 鋼材表面の濡れ時間評価方法に関する既往の研究	・・・026
2.7 耐候性鋼材表面のさび状態評価に関する既往の研究	・・・027
2.8 本研究の位置付け	・・・028

第3章 耐候性鋼材表面の濡れ状態評価に関する検討

3.1 本章の目的	・・・031
3.2 HSCで検出される水の光学スペクトル特性 に関する検討	・・・033
3.3 腐食生成物上の水の光学スペクトル特性 に関する検討	・・・047
3.4 本章のまとめ	・・・070

第4章 耐候性鋼材表面のさび状態評価に関する検討

4.1	本章の目的	・・・072
4.2	光学スペクトルの測定方法と測定結果	・・・074
4.3	分類器の構築と分類結果	・・・080
4.4	次元削減法によるスペクトル特徴の抽出	・・・086
4.5	次元削減した分類結果と考察	・・・089
4.6	本章のまとめ	・・・096

第5章 太陽光下での光学スペクトル測定方法に関する検討

5.1	本章の目的	・・・100
5.2	HSCによる光学スペクトル測定を太陽光下で実施する際の課題	・・・102
5.3	HSCによる光学スペクトル測定を太陽光下で実施する方法	・・・108
5.4	実橋梁での検討	・・・115
5.5	本章のまとめ	・・・122

第6章 総括

6.1	本研究の結輪	・・・124
6.2	今後の課題と展望	・・・127

第1章 序論

1.1 本研究の背景

1.1.1 橋梁の現状

近年、社会インフラの老朽化が深刻な社会問題として浮上しており、この問題は橋梁、道路、トンネル等多岐にわたる。特に、中央自動車道笹子トンネル（2012年12月）の天井崩落事故では9人が犠牲になり、国民全体が社会インフラの老朽化を認識することになった。橋梁に焦点を当てると、2023年時点で我国には73万（橋長2.0m以上）もの橋梁があるが[1]、その多くは高度経済成長期（1955-1973年）頃に建設されている[1]。そのため、橋梁全体に対する建設後50年が経過した橋梁の割合は2010年以降急速に増加しており、2023年時点で37%に到達した[1]。さらに、10年後の2033年には61%に増加することが予測されており[1]、橋梁の老朽化は今後より深刻な社会問題になると考えられる。

なお、橋梁の寿命は一般的に50年程度と言われることが多いが、この寿命50年の出所は「減価償却資産の耐用年数等に関する大蔵省令（昭和43年）」に記述された「50年経過した道路橋は架け替えの予算要求をしてもよい」を引用したものと考えられる。しかし、橋梁の劣化原因は様々であり、鋼橋では鋼材の腐食や疲労損傷が、コンクリート橋ではコンクリートの塩害やアルカリ骨材反応がある。そのため、橋梁の寿命50年についてはあくまでも目安として考えておくことが重要である。

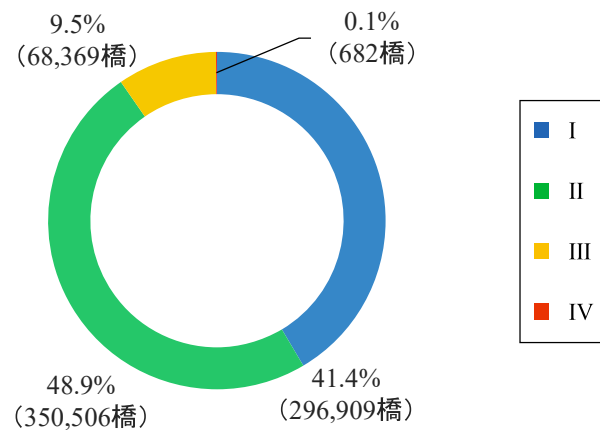
国土交通省は笹子トンネルでの事故を契機に道路法を改正し、道路法施行規則（2014年3月31日公布、7月1日施行）を整備した[2]。この法整備によって、道路法（昭和27年、第180号）第2条第1項に規定する道路における橋長2.0m以上の橋梁に対して、点検を適正に実施するために必要な知識および技能を有する者による、5年に1度の近接目視を基本とする定期点検が義務化された[2]。点検者は橋梁を構成する全部材について近接目視点検を実施したうえで各橋梁の健全性を表1.1に示す4段階に区分し[2]、詳細調査や補修、補強等の対策を策定することになっている[3]。

図1.1に1巡目点検（2014年度から2018年度）における判定区分と橋梁数の関係および判定区分と建設経過年数の関係を示す[4]。全国の橋梁における判定区分Ⅲ（早期に措置を講ずべき状態）または判定区分Ⅳ（緊急に措置を講ずべき状態）と診断された橋梁の割合はそれぞれ、9.5%（68,369橋）と0.1%（682橋）であった。そのうち、建設後51年以上経過した橋梁もしくは建設年不明の橋梁は36,092橋あり、全体の52.3%を占める。また、建設後20年以下の比較的新しい橋梁の中にも判定区分Ⅲまたは判定区分Ⅳと診断された橋梁がある。

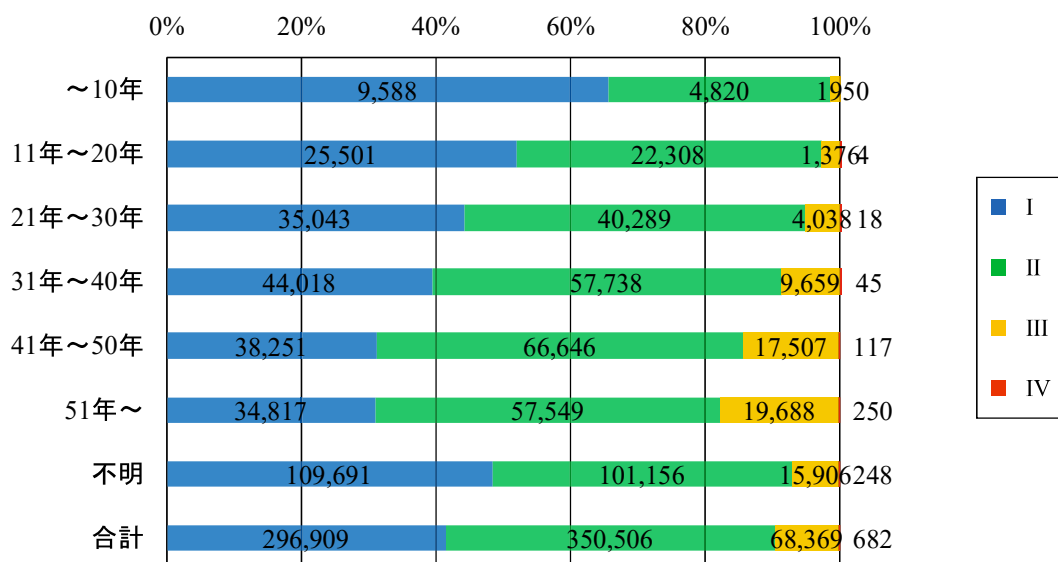
1巡目点検では、建設後50年が経過した橋梁に限らず橋梁の老朽化の進行が顕在化した。一方、構造物建設投資額は2017年以降ほとんど増加しておらず[5]、新たな公共事業への資金投下が難しい状況にある。このような状況においては、施設の機能や性能に不具合が生じてから修繕等の対策を講じる“事後保全”から、施設の機能や性能に不具合が発生する前に修繕等の対策を講じる“予防保全”へ転換し、我国の橋梁は適切な維持管理による長寿命化およびライフサイクルコスト（LCC）の低減を図るべきであると考えられる。

表 1.1 判定区分

区分		状態
I	健全	構造物の機能に支障が生じていない状態.
II	予防保全段階	構造物の機能に支障が生じていないが, 予防保全の観点から措置を講ずることが望ましい状態.
III	早期措置段階	構造物の機能に支障が生じる可能性があり, 早期に措置を講ずべき状態.
IV	緊急措置段階	構造物の機能に支障が生じている, 又は生じる可能性が著しく高く, 緊急に措置を講ずべき状態.



(a) 判定区分と橋梁数の関係



(b) 判定区分と建設経過年数の関係

図 1.1 1 巡目点検における判定区分と橋梁数の関係および判定区分と建設経過年数の関係

1.1.2 鋼橋上部構造の劣化原因

国土交通省は架替工事に着手した（対象期間内に架け替えられた橋梁も含む）一般国道、主要地方道および一般都道府県道における橋長 2.0 m 以上の橋梁に対して道路管理者にアンケート調査を実施し、橋梁の架替理由を把握している。なお、アンケート調査は昭和 52 年度（対象期間：昭和 42 年から昭和 52 年）、昭和 61 年度（対象期間：昭和 52 年から昭和 61 年）、平成 8 年度（対象期間：昭和 61 年から平成 8 年）、平成 18 年度（対象期間：平成 8 年から平成 18 年）および平成 28 年度（対象期間：平成 18 年から平成 28 年）に実施された。

図 1.2 に鋼橋の年度別架替理由の内訳を示す[6]。過去 5 回の調査では幅員狭小、道路線形改良および都市計画等機能上の問題や改良工事による架替が多く（42-77 %）、上部構造の損傷は鋼橋を架け替える主要因ではない。しかし、図 1.3 に示す上部構造の損傷によって架け替えられた鋼橋の内訳[6]をみると、平成 8 年度調査を除いて鋼材の腐食が原因で架け替えられた橋梁が概ね 5 割から 6 割になっており、上部構造の損傷による架替理由において腐食は主要因の 1 つである。なお、平成 8 年度調査において床版の破損が鋼橋上部構造の損傷理由で最も高いのは、大型車両の走行の繰り返しの疲労のためと考えられている[7]。

国土交通省が実施したアンケート調査より、鋼橋上部構造の長寿命化のためには腐食への対策が重要である。

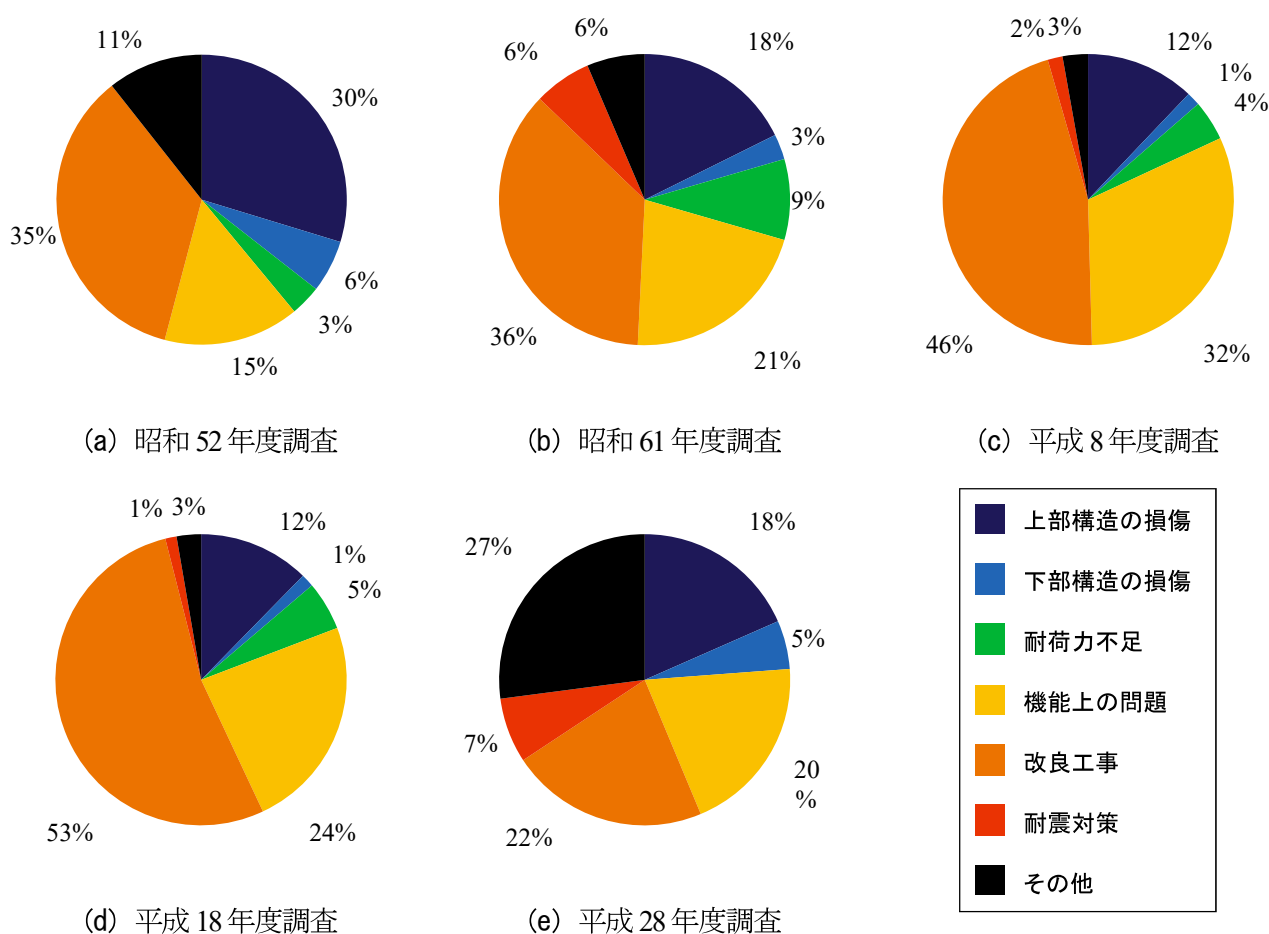
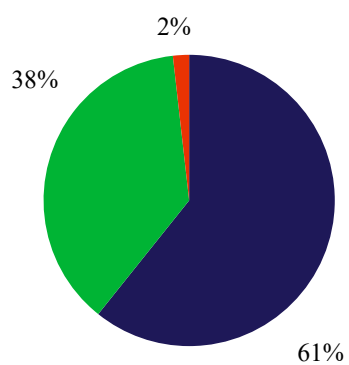
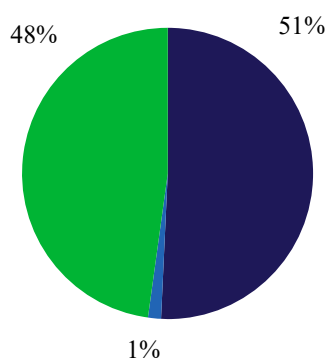


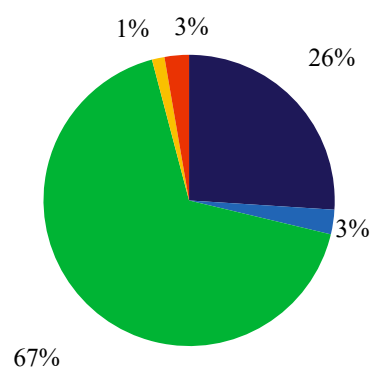
図 1.2 鋼橋の年度別架替理由の内訳



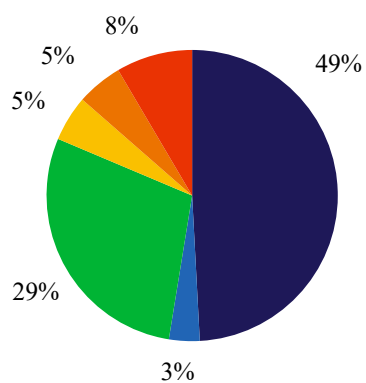
(a) 昭和 52 年度調査



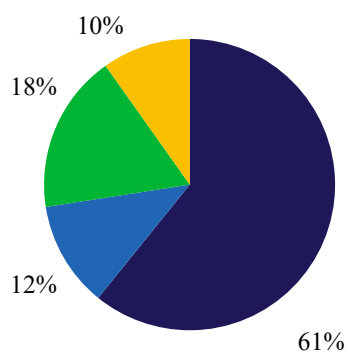
(b) 昭和 61 年度調査



(c) 平成 8 年度調査



(d) 平成 18 年度調査



(e) 平成 28 年度調査

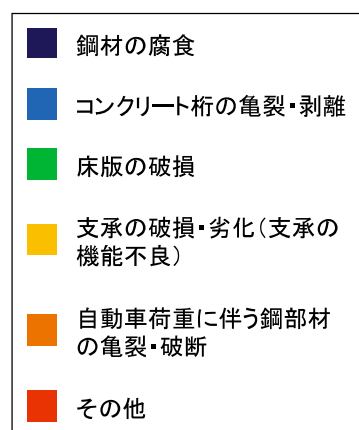


図 1.3 上部構造の損傷によって架け替えられた鋼橋の内訳

1.1.3 腐食のメカニズムと防食

鋼材とは鉄に0.02-2.00%の炭素を含むもので、炭素鋼材もしくは普通鋼材と呼ばれる。鉄は純粋な金属として存在することはほとんどなく、酸化物や硫化物等の鉄鉱石として産出される。コークスを還元剤として鉄鉱石を高炉で還元して銑鉄にし、それを製鋼して鋼材にする。鋼材はそのままでは不安定であるため、大気中において水分の存在下で表面から酸化され、熱力学的に安定な酸化鉄になる。この酸化鉄が“さび”である。

腐食とは、金属材料が使用環境中の物質と化学反応（酸化還元反応）あるいは電気化学反応することによって金属イオンまたは非金属の化合物になって消耗する現象である。アノードとカソードが鋼材表面の別々の場所で同時に発生して、局部電池を形成する。図 1.4 に鋼材表面で発生する電池の模式図を示す。アノード領域では水と酸素が電子を失って鉄イオンになる溶出反応が起こり（ $Fe \rightarrow Fe^{2+} + 2e^{-}$ ），カソード領域では水と酸素が電子を受け取って水酸化物イオンになる生成反応が起こる（ $1/2 O_2 + H_2O + 2e^{-} \rightarrow 2OH^{-}$ ）。さらに、鉄イオンと酸化物イオンが反応して水酸化鉄Ⅱ（ $Fe^{2+} + 2OH^{-} \rightarrow Fe(OH)_2$ ）と水酸化鉄Ⅲ（ $2Fe(OH)_2 + 1/2 O_2 + H_2O \rightarrow 2Fe(OH)_3$ ）を経てオキシ水酸化鉄（ $2Fe(OH)_3 \rightarrow Fe_2O_3 \cdot 3H_2O$ ）が生成し、さびに変化する。

鋼橋における腐食は伸縮装置の不具合による漏水が確認される箇所、床版からの漏水が確認される箇所、風通しが悪く湿度が高い箇所、塗装が劣化している箇所および素地調整が不足している箇所が発生しやすい。主桁と横桁や対傾構の取合部、桁端部、支点上面、ウェブ外面、添接部および下フランジ上面がこれに該当する[8]。

アノード反応（陽極反応）とカソード反応（陰極反応）は必ず等量で進行するため、一方の反応を抑制すれば腐食はとまる。アノード反応の進行のためには水分と鋼材の接触が必要であり、カソード反応の進行のためには水と酸素の存在が不可欠である。そのため、腐食の進行を防止する基本的な方法は、水あるいは酸素の供給を断つことである[9]。図 1.5 に鋼橋における防食方法を、表 1.2 に各防食方法の特色を示す。一般的には塗装による防食が多いが、使用材料による防食や被覆による防食が施される場合もある。本研究では、耐候性鋼材による防食に着目した研究を実施した。

耐候性鋼材は耐候性（屋外で日光や風雨等の自然の作用に対して変化しにくい性質）を高めるために、Ni（ニッケル）、Cu（銅）およびCr（クロム）等を普通鋼材に少量添加した低合金鋼であり、鋼材表面に生成される緻密なさび層（以下、保護性さび）によって腐食の原因となる酸素や水から鋼材を保護し、さびの進展を抑制する防食方法である。耐候性鋼材はLCC低減の観点から魅力的な鋼材であるため、橋梁の材料として使用されることもある。図 1.6 に我国における耐候性鋼橋梁の建設量の推移と全鋼橋に占める耐候性鋼橋梁の比重の推移を示す[10]。我国では1970年代後半から耐候性鋼橋梁が建設されており、1999年度に建設量のピーク（123,000t）を迎えた。また、全鋼橋に占める耐候性鋼橋梁の比重は、2008年度の約31%がピークである。一方、2021年度の耐候性鋼橋梁の建設量は20,000t、全鋼橋に占める耐候性鋼橋梁の比重は9%であり、耐候性鋼橋梁の適用は近年減少傾向にある。

保護性さびの生成のためには、鋼材表面が大気中にさらされて、適度な乾湿を繰り返し受ける必要がある。また、塩分が多い環境にさらされると保護性さびが生成せずに層状剥離さびが生成することから、飛来塩分量が適用範囲を超えない環境下で使用する必要がある。これにつ

いて、道路橋示方書Ⅱ鋼橋編の解説では「原則として所定の方法で計測した飛来塩分量が 0.05 mdd を超えない地域、または図—解 5.2.1（表 1.3）に示す地域では一般に無塗装で用いることができる」とされている。

耐候性鋼材は鋼材表面の緻密な保護性さびが防食機能を発揮する鋼材であり、溶接構造用鋼材としての優れた特性を有すると共に LCC 低減の観点から魅力的な防食方法であるため、橋梁の材料として使用されることもある。一方、耐候性鋼橋梁は表 1.3 に示す地域において適用されることが前提であるが、腐食環境によっては層状剥離さび等の処置が必要なさびが生成される場合もある[11]。これは国内にとどまらず、国外の耐候性鋼橋梁においても腐食事例が報告されている[12]。そのため、耐候性鋼橋梁の長寿命化へ向けた維持管理のためには、定期点検（5年に1度の近接目視点検）の際に鋼材表面のさび状態を把握することが必要不可欠である。

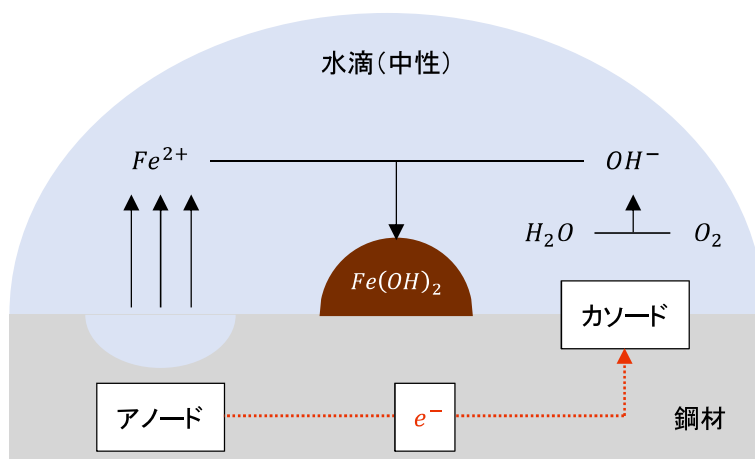


図 1.4 鋼材表面で発生する電池の模式図

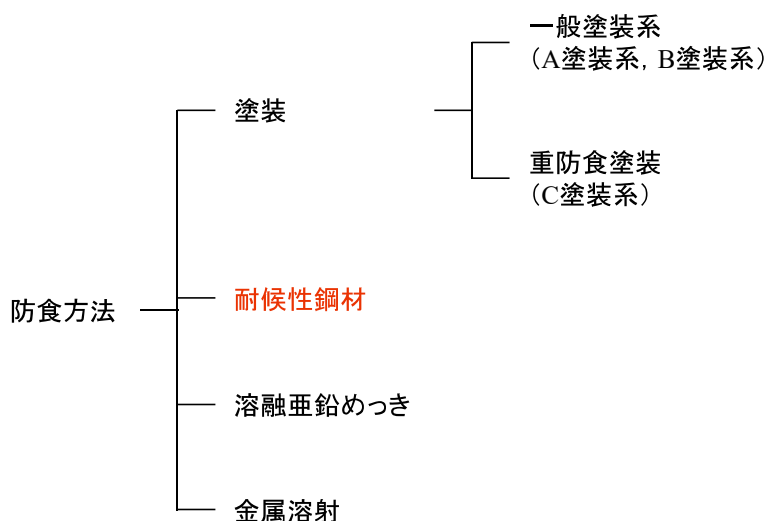


図 1.5 鋼橋における防食方法

表 1.2 各防食方法の特色

防食法	塗装		耐候性鋼材	溶融亜鉛めっき	金属溶射
	一般塗装系	重防食塗装			
防食原理	塗膜による環境遮断	塗膜による環境遮断とジंकリッチペイントによる防食	緻密なさび層による防食速度の低下	亜鉛皮膜による環境遮断と亜鉛による防食	溶射皮膜による環境遮断と亜鉛による防食
劣化因子	紫外線, 塩分, 水分(湿潤状態の継続)				
維持管理	さびの発生や塗膜の消耗, 変退色の調査. 塗膜劣化が進行した場合は塗替え.	さびの発生や塗膜の消耗, 変退色の調査. 塗膜劣化が進行した場合は塗替え.	異常なさびが形成されていないことの確認. 腐食が進行した場合は塗装等による防食 [*]	亜鉛層の追跡調査. 亜鉛槽の消耗後は塗装等による防食 [*]	亜鉛, アルミニウム等の被膜の追跡調査. 溶射皮膜の消耗後は金属溶射もしくは塗装等による防食 [*]
複合防食	—	—	—	塗装との併用	塗装との併用

注1) 塗装によって補修する場合は, 施工方法や施工条件の検討が必要である.

注2) 耐候性鋼材は, JIS G 3114 W使用に規定する溶接構造用耐候性熱間圧延鋼材を示す.

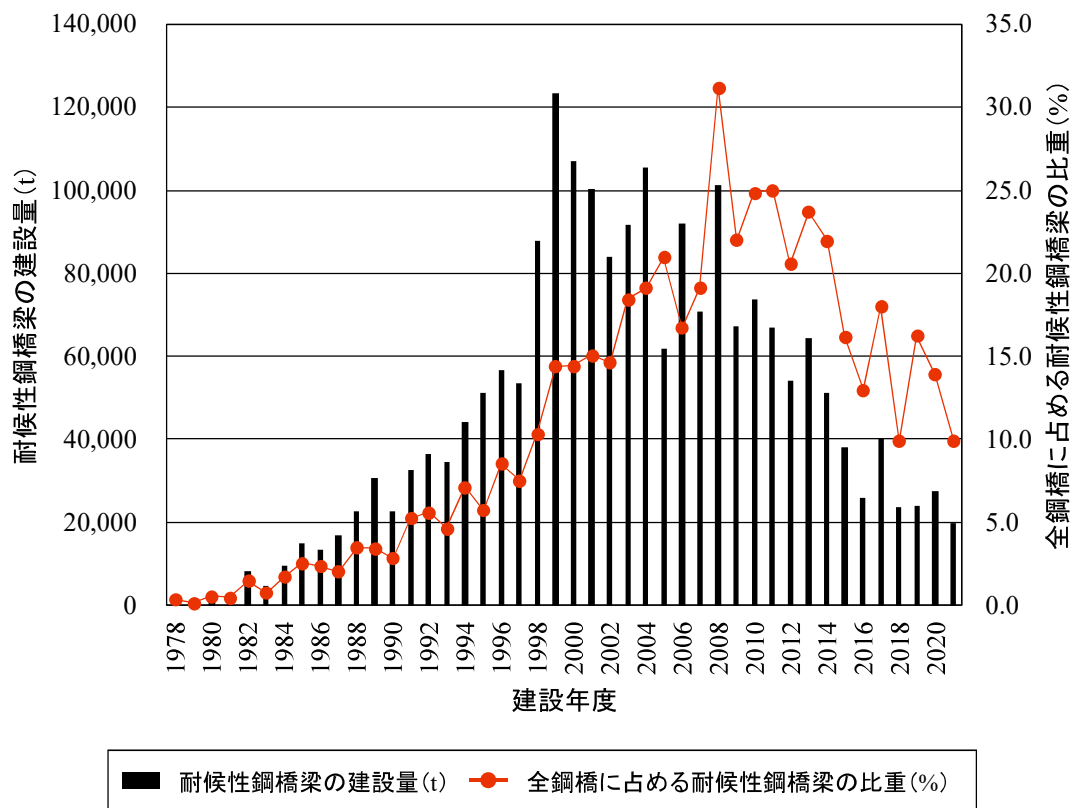


図 1.6 我国における耐候性鋼橋梁建設量の推移

表 1.3 耐候性鋼橋梁が適用可能とされる環境条件

地域区分		飛来塩分の測定を省略してもいい地域
日本海沿岸部	I	- 北海道稚内市から松前町までの日本海に面した地域 - 青森県外ヶ浜町から福井県までの日本海に面した地域 海岸線から20 kmを超える地域
	II	- 京都府から山口県下関市までの日本海に面した地域 - 福岡県北九州市から長崎県平戸市までの日本海に面した地域 海岸線から5 kmを超える地域
太平洋沿岸部	日本海IとII, 瀬戸内海, 沖縄, 離島を除く全域	海岸線から2 kmを超える地域
瀬戸内海沿岸部	- 兵庫県神戸市から山口県光市までの瀬戸内海に面した地域 - 徳島県鳴門市から愛媛県大洲市までの瀬戸内海に面した地域	海岸線から1 kmを超える地域
沖縄	沖縄県全域と離島	なし

1.2 本研究の目的

近接目視点検によって耐候性鋼材表面のさび状態を把握することができるが、我国の橋梁の多くは地方自治体が管理しているため、当該点検方法には財政や人手不足の観点から課題がある。一般社団法人次世代センサ協議会が全国 47 都道府県や政令指定都市に対して実施した橋梁点検業務の運用状況と課題に関するアンケート調査によると[13, 14]、財政の問題では「点検委託費が高価で予算確保が困難」や「大型点検車使用による費用の増大」が、人手の問題では「技術者の数が管理する橋梁の数に対して圧倒的に少ない」がある。少子高齢化の進展を考慮すると、今後も経済力低下や労働者および技術者不足は避けられない。そのため、今後もこれまでと同様に全ての橋梁とその部材について近接目視点検を実施することは困難であろう。

これに対して、経済産業省は 2015 年に掲げたロボット新戦略[15]において、2020 年頃までに国内のインフラの 20 %はセンサやロボット、非破壊検査技術等の活用により点検および補修を高効率化することを目標にした。加えて、道路橋定期点検要領の改訂[16]によって、健全性診断の根拠となる状況の把握は「自らの近接目視に基づくときと同等の健全性の診断を行うことができる」と判断した方法」により把握することが可能になった。我国が抱える膨大な数の橋梁を予算と人手の制約の中で効果的に維持管理するためには、センサやロボット、非破壊検査技術等の活用が将来的に有望な手段になりうると考えられる。そのため、これらの新技術を活用した近接目視点検に代替する新たな橋梁点検方法の開発が期待されている。

このような背景のもと、無人航空機やロボットに搭載したデジタルカメラによって橋梁表面の近接画像を取得する技術がある[17-20]。これらの技術によって橋梁表面の高画質な近接画像の取得が可能になってきており、近接目視に代替する新たな橋梁点検方法として今後積極的な活用が期待される。さらに、取得されたデジタルカメラ画像に対して機械学習の適用を試みた研究も盛んに実施されており、コンクリートのひび割れ[21-23]やさびの自動検出[24-26]が検討されている。

また、耐候性鋼材表面のさび状態評価に着目すると、さび状態を自動判別するための畳み込みニューラルネットワークベースの分類器が提案されている[27-34]。しかし、これらの研究では構築した分類器の評価精度に向上の余地がある[31]等の課題があり、実用には供されていない。これについて、デジタルカメラ画像（や目視）は RGB の 3 バンドの波長情報しか取得できないため、腐食の有無や範囲については捉えることができるものの、腐食状態を正確に把握することは困難であるという指摘もある[35]。

一方、近年土木分野における新たな非破壊検査技術として注目されている[36-41]ハイパースペクトルカメラ（以下、HSC）は、可視光から近赤外線までの幅広い波長において 100 バンド以上からなる連続的な波長情報（以下、光学スペクトル）を取得できるため、デジタルカメラ画像や目視では困難な物質の特性や状態が評価可能になる。さびの色調やさび組成に由来する波長を特定することで耐候性鋼材表面のさび状態評価にも応用可能であると考えられるが、そのような研究はない。加えて、水は腐食の本質的な要因であるため、耐候性鋼材表面の濡れ状態を把握することは腐食の進行を予測するうえで重要である。霧や結露等様々な要因によって水が供給される実橋梁においては、目視で検出することが困難な薄い水膜として水が鋼材表面に

存在する場合もあるため、耐候性鋼材表面の濡れ状態評価において HSC は有効な手段になると考えた。

そこで本研究では、HSC で測定される光学スペクトルによって耐候性鋼材表面の濡れ状態とさび状態を評価するための基礎的な知見を得ることを目的とする。加えて、これまでほとんど実施されてこなかった、太陽光下での HSC による光学スペクトル測定方法を検討することを目的とする。これらの目的を達成するために、本研究では以下の3つの内容について検討する。

- 1) シャーレ内の水と腐食生成物上の水の光学スペクトル特性をそれぞれ検討し、腐食の本質的な要因である水を光学スペクトルによって耐候性鋼材表面から非接触で検出するための基礎的な知見を得る。また、耐候性鋼材表面に付着した水の水位の定量評価方法についても検討する。（第3章）
- 2) 耐候性鋼材表面に生成したさびの光学スペクトル特性を検討し、光学スペクトルによる耐候性鋼材表面のさび状態評価方法を提案する。（第4章）
- 3) HSC による光学スペクトル測定を太陽光下で実施する際の課題を明らかにする。また、課題解決方法を提案したうえで、2) で提案する耐候性鋼材表面のさび状態評価方法の現場適用可能性を検討する。（第5章）

1.3 本論文の構成

本論文は全6章で構成した。図1.7に本研究の構成とフローを示す。

第1章「序論」では本研究の背景を説明し、鋼橋の維持管理における非破壊技術活用の必要性を論じた。そのうえで、本研究の目的と構成を示した。

第2章「既往の研究と本研究の位置付け」ではHSCで測定される光学スペクトルやHSCの測定原理について説明したうえで、HSCを使用した既往の研究をレビューする。また、鋼材表面の濡れ時間評価方法や耐候性鋼材表面のさび状態評価方法に関する既往の研究もレビューし、本研究の位置付けを示す。

第3章「耐候性鋼材表面の濡れ状態評価に関する検討」ではまず、腐食生成物上の水の検出に向けた基礎的な研究として、シャーレ内で水位を変えて水の光学スペクトルを測定し、HSCで検出される水の光学スペクトル特性を解明する。次に、霧吹きで水を噴霧した耐候性鋼材試験片を使用して、腐食生成物上の水の光学スペクトル特性を検討する。これらの検討結果により、耐候性鋼材表面に付着した水の非接触検出方法および検出した水の水位の定量評価方法を提案する。

第4章「耐候性鋼材表面のさび状態評価に関する検討」では箱内密封曝露により腐食させた耐候性鋼材試験片と小型環境試験機で腐食させた耐候性鋼材試験片を使用して、耐候性鋼材表面に生成したさびの光学スペクトル特性を検討する。次に、耐候性鋼材表面のさび状態評価のための特徴量抽出方法を示し、分類器構築方法を提案する。

第5章「太陽光下での光学スペクトル測定方法に関する検討」では暗室と太陽光下で耐候性鋼材表面の光学スペクトルをそれぞれ測定し、その特性を比較することでHSCによる光学スペクトル測定を太陽光下で実施する際の課題を明らかにする。また、課題解決方法を提案したうえで実橋梁でも光学スペクトル測定を実施し、第4章で提案する耐候性鋼材表面のさび状態評価方法の現場適用可能性を検討する。

第6章「総括」では、第3章から第5章で得られた知見をまとめ、本研究の結論を述べる。また、今後の課題と展望を示す。

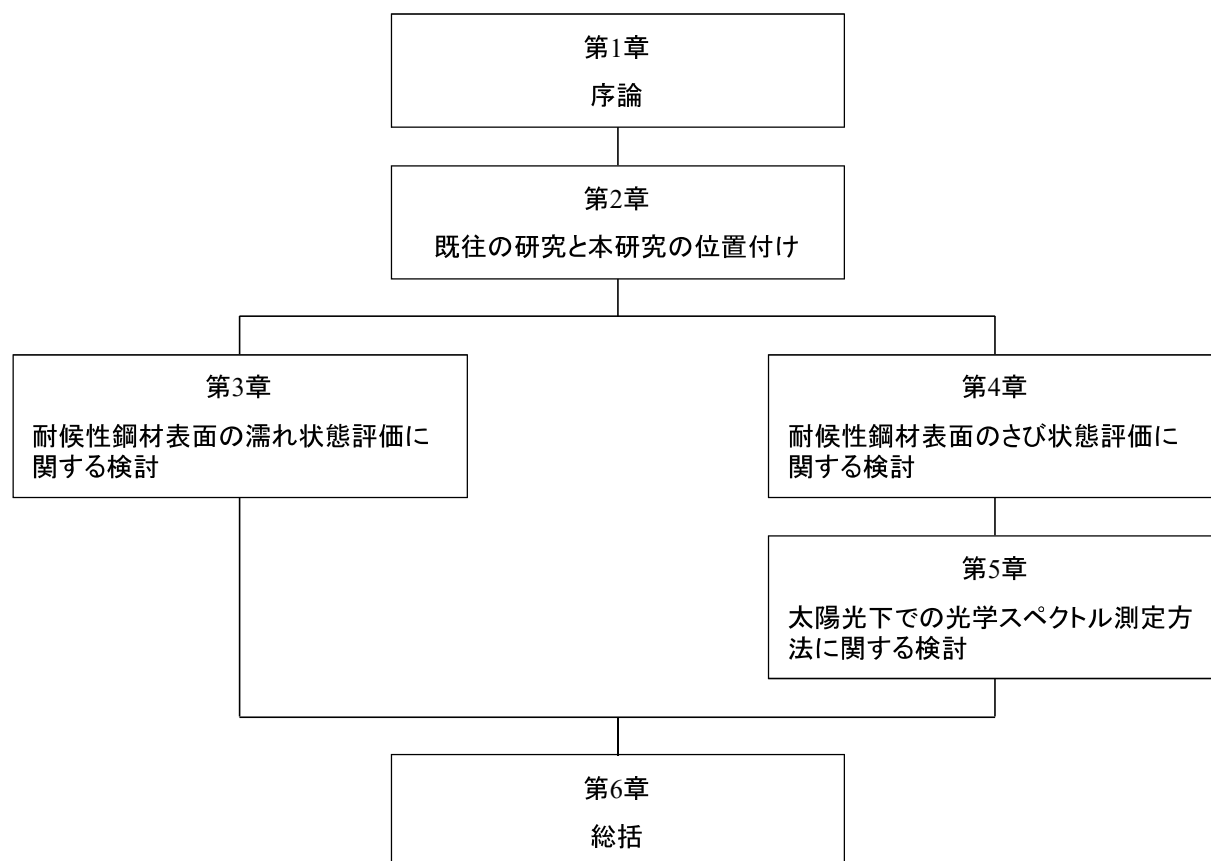


図 1.7 本研究の構成とフロー

参考文献

- [1] 国土交通省 道路局：道路メンテナンス年報，https://www.mlit.go.jp/road/sisaku/yobohozen/pdf/r04/r04_08maint.pdf，2023.（2023年11月閲覧）
- [2] 国土交通省 道路局：道路橋定期点検要領，<https://www.mlit.go.jp/common/001044574.pdf>，2014.（2023年11月閲覧）
- [3] 鈴木達也，西尾真由子：橋梁定期点検における部材損傷度判定への深層学習の適用に関する検討，土木学会論文集 F3，75 巻 1 号，pp.48-59，2019.
- [4] 国土交通省 道路局：道路メンテナンス年報，https://www.mlit.go.jp/road/sisaku/yobohozen/pdf/h30/R1_03maint.pdf，2019.（2023年11月閲覧）
- [5] 国土交通省：建設投資見通し，<https://www.mlit.go.jp/report/press/content/001516234.pdf>，2022.（2023年11月閲覧）
- [6] 白戸真大，藤田裕士，高橋慶：橋梁の架替に関する調査結果（V），国総研資料，第 1112 号，2016.
- [7] 西川和廣，村越潤，上仙靖，福地友博，中嶋浩之：橋梁の架替に関する調査結果（Ⅲ），土木研究所資料，第 3512 号，1997.
- [8] （社）日本鋼構造協会：重防食塗装—防食原理から設計・施工・維持管理まで—，技報堂出版，2012.
- [9] （社）日本道路協会：鋼道路橋防食便覧，（社）日本道路協会出版，2014.
- [10] （社）日本橋梁建設協会 製作小委員会 耐候性鋼橋部会：耐候性鋼橋梁実績資料集第 28 版（2021 年度受注まで），https://www.jasbc.or.jp/technique/files/jisseki21_001.pdf.（2023年11月閲覧）
- [11] 山口栄輝，中村聖三，廣門公二，森田千尋，園田佳巨，麻生稔彦，渡辺浩，山口浩平，岩坪要：九州・山口地区における耐候性鋼橋梁の実態調査，土木学会論文集 A，62 巻 2 号，pp.243-254，2006.
- [12] B. Yan, S. Goto, A. Miyamoto and H. Zhao: Imaging-Based Rating for Corrosion States of Weathering Steel Using Wavelet Transform and PSO-SVM Techniques, *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 28, Issue 3, 2013.
- [13] （社）次世代センサ協議会：点検業務の IoT の利活用をめざして 自治体橋梁における橋梁点検業務実態調査報告書【課題・ニーズ調査編】
- [14] 浦田渡，南貴大，藤生慎，福岡知隆，高山純一：画像目視点検環境下での橋梁のひび割れ検出において点検スキルが検出結果に与える影響の分析～クラスター分析を用いた検討～，AI・データサイエンス論文集，2 巻 J2 号，pp.642-648，2021.
- [15] 経済産業省：ロボット新戦略，https://www.kantei.go.jp/jp/singi/keizaisaisei/pdf/robot_honbun_150210.pdf，2015.（2023年11月閲覧）
- [16] 国土交通省 道路局：道路橋定期点検要領，https://www.mlit.go.jp/road/sisaku/yobohozen/tenken/yobo4_1.pdf，2019.（2023年11月閲覧）
- [17] C. J. O. Salaan, Y. Okada, S. Mizutani, T. Ishii, K. Koura, K. Ohno and S. Tadokoro: Close visual bridge inspection using a UAV with a passive rotating spherical shell, *Journal of Field Robotics*, Vol. 35, Issue 6, pp. 833-

1021, 2018.

- [18] A. Khaloo, D. Lattanzi, K. Cunningham, R. D. Andrea and M. Riley: Unmanned aerial vehicle inspection of the Placer River Trail Bridge through image-based 3D modelling, *Structure and Infrastructure Engineering*, Vol. 14, Issue 1, 2018.
- [19] S. Dorafshan, R. J. Thomas and M. Maguire: Fatigue crack detection using unmanned aerial systems in fracture critical inspection of steel bridges, *Journal of Bridge Engineering*, Vol. 23, Issue 10, 2018.
- [20] T. Ikeda, S. Yasui, S. Minamiyama, K. Ohara, S. Ashizawa, A. Ichikawa, A. Okino, T. Oomichi and T. Fukuda: Stable impact and contact force control by UAV for inspection of floor slab of bridge, *Advanced Robotics*, Vol. 32, Issue 19: Special Issue on Innovative Drone Technology, pp. 1061-1076, 2018.
- [21] I. H. Kim, H. Jeon, S. C. Baek, W. H. Hong and H. J. Jung: Application of crack identification techniques for an aging concrete bridge inspection using an unmanned aerial vehicle, *Sensors*, Vol. 18, Issue 6, 2018.
- [22] M. M. Islam, M. B. Hossain, M. N. Akhtar, M. A. Moni and K. F. Hasan: CNN based on transfer learning models using data augmentation and transformation for detection of concrete crack, *Algorithms*, Vol. 15, Issue 8, 2022.
- [23] K. C. Laxman, N. Tabassum, L. Ai, C. Cole and P. Ziehl: Automated crack detection and crack depth prediction for reinforced concrete structures using deep learning, *Construction and Building Materials*, Vol. 370, 2023.
- [24] H. S. Munawar, F. Ullah, D. Shahzad, A. Heravi, S. Qayyum and J. Akram: Civil Infrastructure damage and corrosion detection: an application of machine learning, *Buildings*, Vol. 12, Issue 2, 2022.
- [25] A. R. M. Forkan, Y. B. Kang, P. P. Jayaraman, K. Liao, R. Kaul, G. Morgan, R. Ranjan and S. Sinha: Corrosion detector: a framework for structural corrosion detection from drone images using ensemble deep learning, *Expert Systems with Applications*, Vol. 193, 2022.
- [26] 中村和樹, 和泉勇治, 子田康弘: 畳み込みニューラルネットワークを用いた鋼橋における腐食箇所の検出, *AI・データサイエンス論文集*, 1 巻 J1 号, pp. 373-381, 2020.
- [27] 佐々木輝音, 原田隆郎: 畳み込みニューラルネットワークによる耐候性鋼材のさび外観評点判定モデルの汎用性向上に関する基礎的研究, *土木学会論文集*, 79 巻 22 号, 2023.
- [28] 光野正大, 櫻井彰人, 山口栄輝: 畳み込みニューラルネットワークを用いた耐候性鋼材におけるさび外観評価, *AI・データサイエンス論文集*, 3 巻 J2 号, pp. 594-601, 2022.
- [29] 有村和也, 重井徳貴, 森田千尋, 石塚洋一, 宮島廣美: **Bagging** と複数バッチ画像を用いた CNN 識別器による耐候性鋼材のさびの外観評価方法, *知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌)*, Vol. 34, No. 2, pp. 533-538, 2022.
- [30] Y. Wang, X. Shen, K. Wu and M. Huang: Corrosion grade recognition for weathering steel plate based on a convolutional neural network, *Measurement Science and Technology*, Vol. 33, No. 9, 2022.
- [31] 蓮池里菜, 木下幸治: 畳み込みニューラルネットワークを用いた耐候性鋼材腐食部劣化度判定の試み, *AI・データサイエンス論文集*, 2 巻 J2 号, pp. 813-820, 2021.
- [32] 田村晃一郎, 原田隆郎: 敵対的生成ネットワークを用いた耐候性鋼材のさび画像生成に関する基礎的研究, *AI・データサイエンス論文集*, 2 巻 J2 号, pp. 792-800, 2021.
- [33] 田井政行, 関屋英彦, 岡谷貴之, 中村聖三, 清水隆史: 耐候性鋼板のさび外観評点識別精度に及ぼす CNN モデルと画像サイズの影響, *AI・データサイエンス論文集*, 2 巻 J2 号, pp. 378-385, 2021.

- [34] 高田耕平, 北原武嗣: 深層学習を用いた耐候性鋼橋梁のさび外観評点判定システム, *AI・データサイエンス論文集*, 1 巻 J1 号, pp. 359-364, 2020.
- [35] 小林遼, 片山英樹, 明石孝也: 大気環境下における鉄鋼材料の耐食性評価へのハイパースペクトル解析の適用, *Zairyo-to-Kankyo*, 70 巻 11 号, pp. 354-357, 2021.
- [36] Ma, P., Fan, L. and Chen, G.: Hyperspectral reflectance for determination of steel rebar corrosion and Cl^- concentration, *Construction and Building Materials*, Vol. 368, 2023.
- [37] Rath, S. and Sakai, Y.: Evaluation of the water penetration depth in mortar using water indicator and hyperspectral imaging, *Construction and Building Materials*, Vol. 380, 2023.
- [38] Oh, T., M., Baek, S., Kong, T., H., Koh, S., Ahn, J. and Kim, W.: Hyperspectral remote sensing of TiO_2 concentration in cementitious material based on machine learning approaches, *Remote Sensing*, Vol. 14, Issue 1, 2022.
- [39] Kerf, T. D., Pipintakos, G., Zahiri, Z., Vanlanduit, S. and Scheunders, P.: Identification of corrosion minerals using shortwave infrared hyperspectral imaging, *Sensors*, Vol. 22, Issue 1, 2022.
- [40] Rowley, W. G.: Hyperspectral imaging for detection of corrosion on intermediate level nuclear waste containers, Dissertation, *University of Birmingham*, 2018.
- [41] Yang, K., Shi, C., Guo, Y., Zhang, X., Li, C. and Wu, G.: Non-contact identification method for carbon steel corrosion grade of transmission tower based on hyperspectral technology, *International Conference on Electrical Materials and Power Equipment (ICEMPE)*, Chongqing, China, pp. 1-4, 2021.

第2章 既往の研究と本研究の位置付け

2.1 HSC で測定される光学スペクトル

光は波であり，粒子でもある．光を波としてとらえた場合，光は様々な波長の集合体とみなすことができる．図 2.1 に示す通り，光は波長が短いものから， γ 線，x 線，可視光，…と称される．可視光の光は波長の長さによってさらに分類され，人間の視覚は波長が最も短い光を紫色，最も長い光を赤色として認識する．

対象が反射した光（以下，反射光）を波長毎に分光して各バンドの光の強度を測定し，これを静止画や動画等のデータとして出力する装置を光学カメラとよび，代表的なものにはデジタルカメラ（以下，RGB カメラ），マルチスペクトルカメラ（以下，MSC）および HSC がある．

RGB カメラは反射光のうち青色（波長 435 nm），緑色（波長 546 nm）および赤色（波長 700 nm）における 3 バンドの光の強度を測定し，これらを合成することによりカラー画像を取得する．一方，MSC や HSC では可視光から近赤外線までの幅広い波長において数バンドから 100 バンド以上の光の強度を測定し，画像と各波長における光の強度を組み合わせたデータキューブを取得する．そのため，データキューブは位置情報をもつ二次元平面画像が分光された波長毎に層（分光情報）を成しており，データキューブにおいて全画像のうち特定の 1 画素に着目してその点の分光情報をつないだものが，その点における光学スペクトルである．図 2.2 に RGB カメラ，MSC および HSC で取得されるデータのイメージ図を示す．

HSC と MSC は分光数（バンド数）が異なり，分光数が多ければ多いほど対象がもつ固有の光学スペクトルをより詳細に測定可能になる．一般的に MSC は HSC よりも安価なため，10 バンド程度の分光情報で目的が達成できる場合は MSC を使用することでコストダウンが実現できる．一方，対象の光学スペクトルを詳細に分析する必要がある場合は，HSC を使用するべきである．シャレー内の水や腐食性生物上の水の光学スペクトル特性および耐候性鋼材表面に生成したさびの光学スペクトル特性を詳細に説明するために，本研究では HSC を使用する．

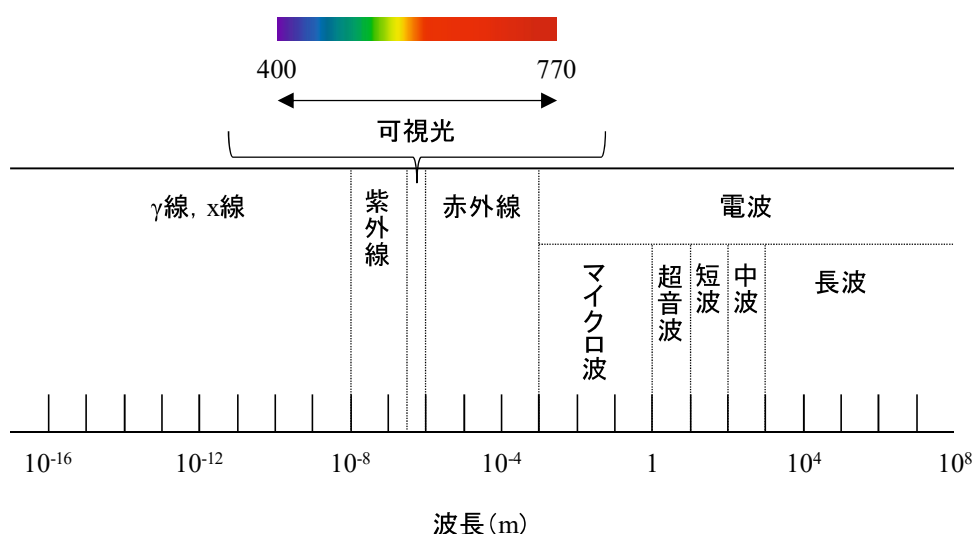
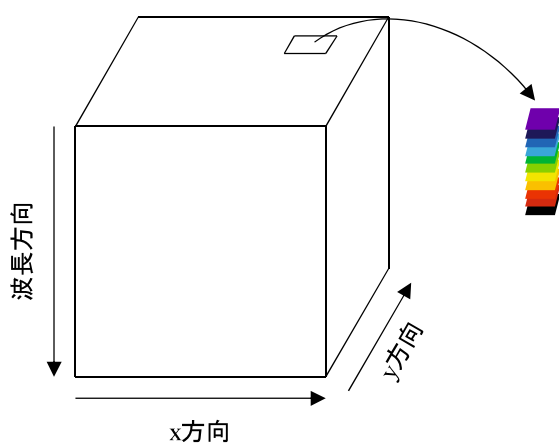
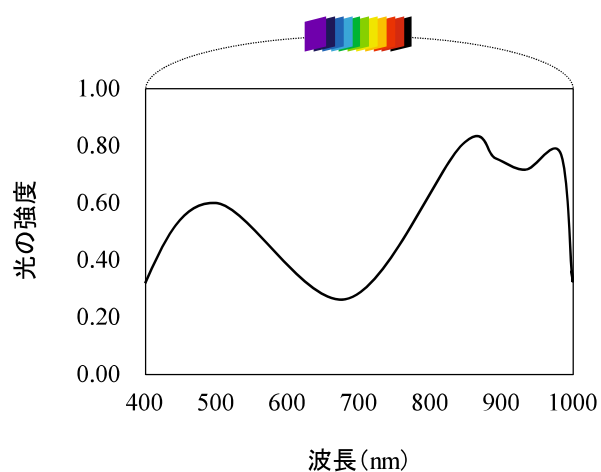


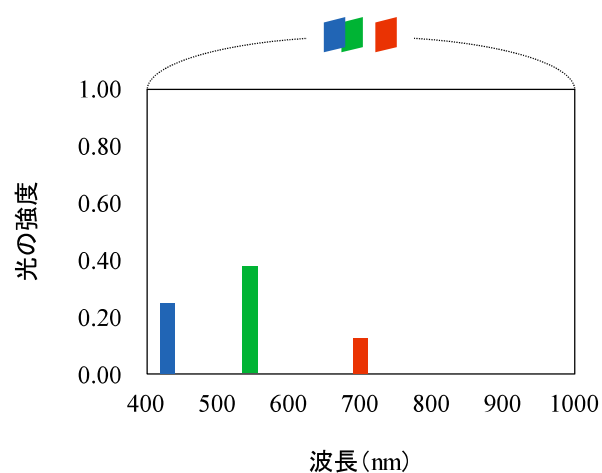
図 2.1 波長と光の関係



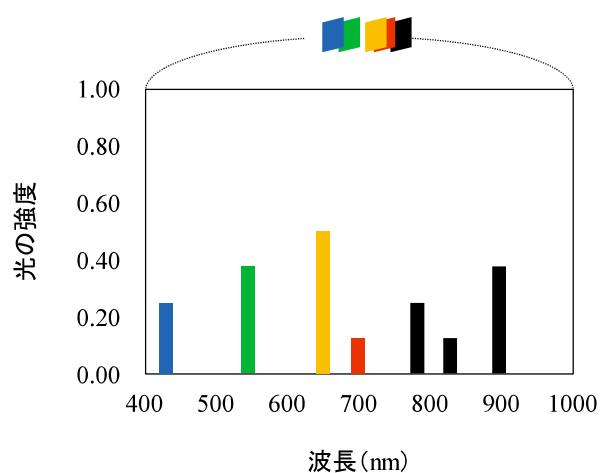
データキューブ



ハイパースペクトルカメラで取得されるデータ



RGBカメラで取得されるデータ



マルチスペクトルカメラで取得されるデータ

図 2.2 RGB カメラ, MSC および HSC で取得されるデータのイメージ図

2.2 本研究で使用した HSC の仕様

図 2.3 に本研究で使用した HSC (Specim IQ, Spectral Imaging) の外観写真を、表 2.1 にその仕様を示す。本研究で使用した HSC の波長分解能は 7 nm で、波長 400-1000 nm の光を 204 バンドに分光する。ここで、波長 400-770 nm (バンド数：127) が可視光、波長 770-1000 nm (バンド数：77) が近赤外線である。当該 HSC は屋外でも使用できるため、本研究ではこれを使用した。



図 2.3 本研究で使用した HSC の外観写真 (出典：https://dht.co.jp/product_item/specim-iq/)

表 2.1 本研究で使用した HSC の仕様

波長帯域 (nm)	400-1000
波長分解能 (nm)	7
バンド数	204
空間分解能 (pixels)	512 × 512
被写体距離 (mm)	150-

2.3 本研究で使用した HSC の測定原理

図 2.4 に文献[1-3]を参考に図解した HSC の基本構造を示す．本研究で使用した HSC は撮像方式として Push broom 方式が、画像センサとして CMOS（相補性金属酸化膜半導体）が使用されている[1]．HSC はレンズ、回析格子、集光光学系および CMOS で構成されている．反射光はまずレンズを通り、スリットを通して HSC 内部に入射する．次に、反射光は回析格子で分光され、集光光学系を介して波長毎に整理される．最後に、波長毎に整理された光は撮像素子である CMOS によって電荷として記録される．この時、電荷の量は光の強度や波長の長さに依存するため、HSC は反射光の各波長における光の強度（以下、放射輝度値）を測定できる．

分光の原理について説明する．図 2.5 に回析の仕組みを示す．入射角 a で回析格子に入射した光が一定の間隔 d で刻まれた各溝で回折および干渉すると、光は波長毎に異なる角度（反射角 b ）に反射する．このとき、入射角 a 、反射角 b 、定数 m 、溝間距離 d および波長 λ の関係は、式 (2.1) で表現できる．

$$d \sin a - d \sin b = m\lambda \quad (2.1)$$

ここで、 a ：入射角

b ：反射角

m ：定数

d ：溝間距離

λ ：波長

また、式 (2.1) を反射角 b について解くと式 (2.2) となり、反射角 b の大きさは波長の長さに依存することがわかる．光のこのような性質により、HSC は光を波長毎に分光できる．

$$b = \arcsin((d \sin a - m\lambda)/d) \quad (2.2)$$

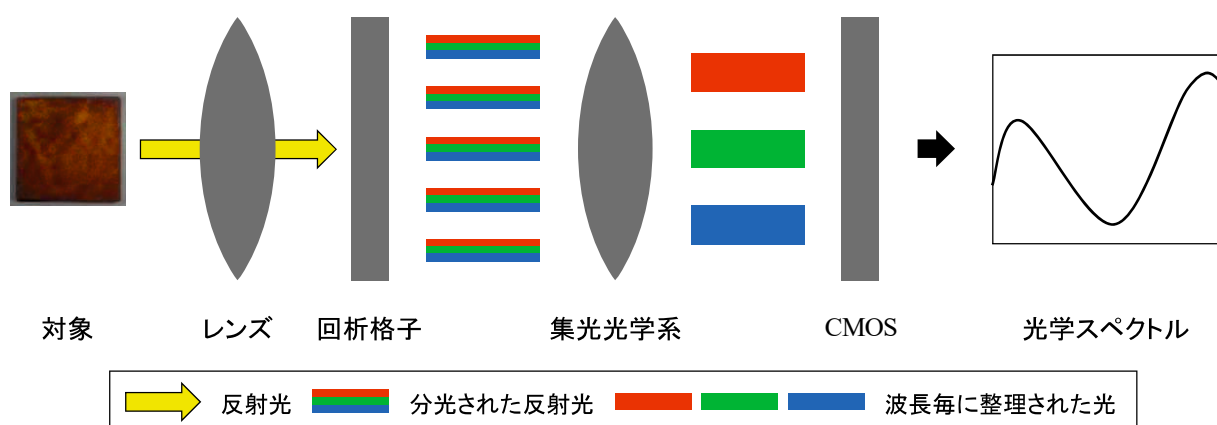


図 2.4 HSC の基本構造

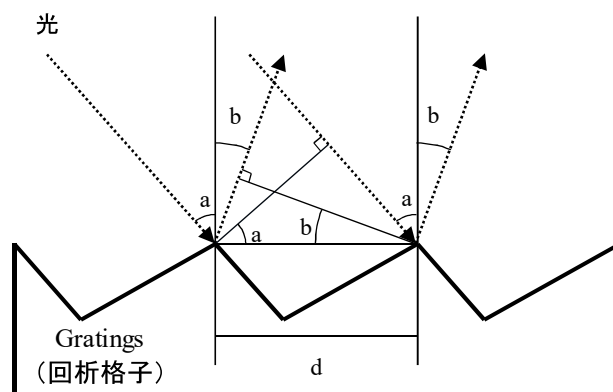


図 2.5 回析の仕組み

2.4 光学スペクトルの測定手順

図 2.6 に光学スペクトルの測定手順を示す．まず，HSC を使用して試料の放射輝度値と基準板の放射輝度値を測定する．ここで，基準板には特定の光吸収がなく，ランバートリアン特性がある硫酸バリウム板を使用した．次に，光学スペクトルの測定範囲を選択することで，横軸を波長，縦軸を反射強度（試料の放射輝度値を基準板の放射輝度値で除したもの）とする光学スペクトルが出力される．実際には HSC を使用して試料の放射輝度値を測定しているが，本研究では“光学スペクトルを測定する”と表現する．なお，本研究で使用した HSC では，光学スペクトルが pixel 毎に測定される．

本研究では，基準板を使用することで基準となる“白（反射強度が 1.00 となる色）”を定義している．そのため，縦軸の反射強度は基準板の放射輝度値に対する試料の放射輝度値の相対評価であり，基準となる白との差異を意味する．

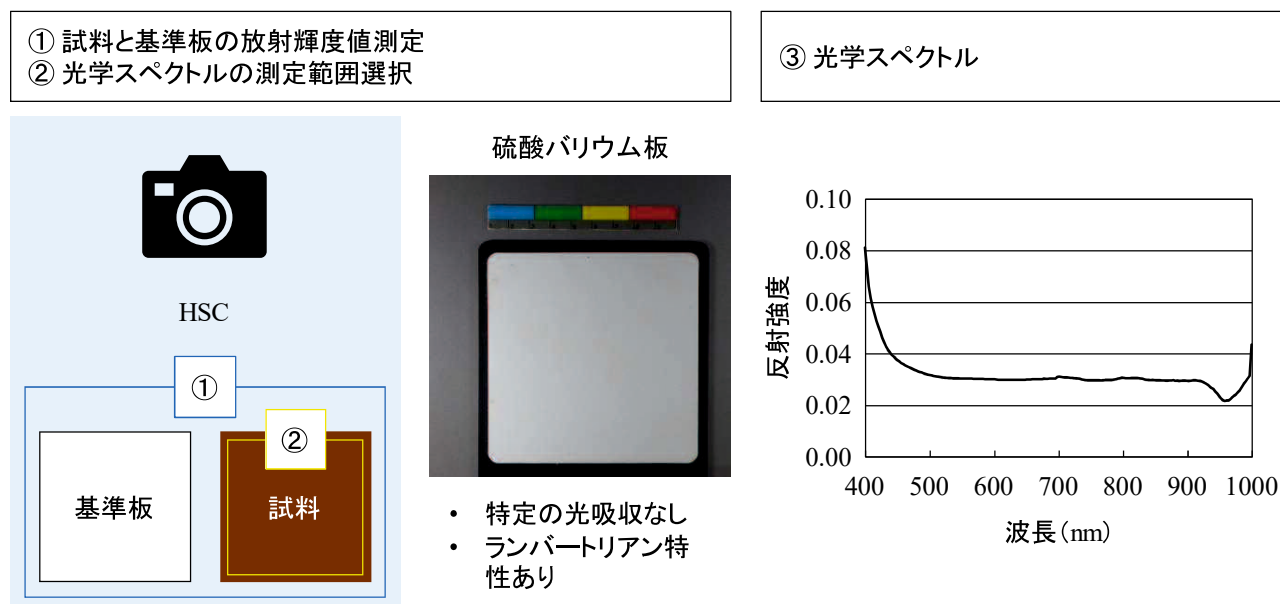


図 2.6 光学スペクトルの測定手順

2.5 HSC を使用した既往の研究

HSC の歴史は、1980 年代にアメリカ航空宇宙局 (NASA: National Aeronautics and Space Administration) のジェット推進研究所 (JPL: Jet Propulsion Laboratory) で新しい地球観測センサとして開発された AIS (Airborne Imaging Spectrometer) や AVIRIS (Airborne Visible InfraRed Imaging Spectrometer) に端を発する。また, “hyperspectral” は “超多次元のスペクトルデータ” を意味するものとして、1985 年に Goetz ら[4]が Science 誌で発表した論文で初めて使用された[5]。

これまでは HSC を含む光学カメラは軍事用途やリモートセンシングにおいて長年使用されてきたが、近年はカメラのコンパクト化によって農業分野や医療分野での導入が進んでいる。加えて、測定された光学スペクトルと AI 技術を組み合わせることにより、HSC の活用の幅はますます広がると予想される。以下に、HSC を使用した既往の研究をレビューする。

2.5.1 農業分野

Liu ら[6]は、従来のセグメンテーション方法では背景と似た色の物体を認識するのが困難な場合にハイパースペクトル画像（以下、HSI）を使用する効果的な方法を提案した。この研究では農業における自動収穫のために、密集した緑の葉から緑ピーマンを分離することを試みた。HSI は波の伝播プロセスと見なすことができるため、波に関連する問題に特化した複素ニューラルネットワーク (Complex-valued Neural Network) を導入する新しいアプローチが採用された。なお、この研究ではハイパースペクトルデータの不足を補うためにピクセル毎に学習し、ハイパースペクトルデータの 1 次元高速フーリエ変換を使用した複素数（波動：位相と振幅）入力を構築した。その結果、複素ニューラルネットワークは再帰型ニューラルネットワーク (Recurrent Neural Network) よりも検出精度で 3.9 %, F1 スコアで 1.33 %向上させた。さらに、評価精度向上のために周波数帯域を選択することでより汎用的な特徴を学習し、過学習を防ぐことができることを示した。これらの結果により、ハイパースペクトル関連の問題に対する軽量のピクセル毎の複素ニューラルネットワークモデルを提案し、少ないデータセットを使用したピーマンの自動収穫の効率的な方法を示した。

Zhang ら[7]は、波長 1000-1600 nm における光学スペクトルを使用して真菌 (*Aspergillus niger*, *Aspergillus glaucus*, *Penicillium spp.*) に感染した小麦穀粒と健全な小麦穀粒を区別するためのサポートベクトルマシン分類器を提案した。具体的には、4 つの統計的特徴（平均、分散、歪度および尖度）が各波長（波長 1000-1600 nm における 20 波長）における単一カーネルの光学スペクトルから抽出され、抽出された 4 つの統計的特徴を使用して動径基底関数カーネル (Radial basis function kernel) を備えたマルチクラスサポートベクターマシン分類器が構築された。この分類器は *Aspergillus niger*, *Aspergillus glaucus* および *Penicillium spp.* に感染した小麦穀粒と健康な小麦穀粒をそれぞれ、92.9 %, 87.2 %, 99.3 % および 100.0 % の精度で分類した。

村上ら[8]は波長 350-1050 nm における光学スペクトルを使用して結球レタスの非破壊成分分析方法について検討し、リン、カルシウムおよびマグネシウムはそれぞれ光学スペクトルと相関の高い波長帯があることを確認した。しかし、カルシウムとマグネシウムの光学スペクトルには高い相関があるため、単波長反射強度と単相関係数による成分濃度の推定には限界があることを示した。また、これを解決するためには正規化スペクトル指数 (NDSI) を使用した有効な

2バンドの組み合わせ検証の可能性を示した。

蔦ら[9]は冷却 CCD カメラ (HSC) と液晶チューナブルフィルタを組合せたハイパースペクトルシステムを作成し、800-1000 nm の波長範囲でメロン果肉の HSI を測定した。また、同時に果肉の糖度を測定し、画像データとの間で重回帰分析することにより糖の吸収波長帯が波長 910 nm 付近にあることを確認し、糖度の検量線を作成した。その結果、検量線をメロン果肉の HSI の各画素に適用することにより、糖度分布を可視化することが可能になった。

2.5.2 医療分野

Liu ら[10]は、波長 900-1700 nm において正常な胃と胃癌の平均光学スペクトルおよび標準偏差を抽出した。また、主成分分析によりデータキューブから正常な胃と胃癌を区別するのに最適な波長が6つ (波長 975 nm, 波長 1075 nm, 波長 1215 nm, 波長 1275 nm, 波長 1390 nm および波長 1450 nm) 選択された。さらに、正常組織と癌組織はスペクトル角度マップパー (SAM) を使用して分類され、最終的に 90 % の分類精度を達成した。これにより、近赤外線的光学スペクトルが適切なケモメトリクスを使用した胃癌診断のための最先端光診断技術としての可能性をもつことを示した。

Fabelo ら[11]は、脳腫瘍手術において患者の正常な脳組織を最大限に保存しながら腫瘍を正確に切除することを目的に、生きた脳組織の HSI を処理するための深層学習ベースのフレームワークを提案した。提案されたフレームワークは、脳の実質領域が描出され、腫瘍の位置が特定される主題マップを生成することができる。これによって、腫瘍切除を成功かつ正確に行うための指針を外科医に提供できる。

医療分野において、記録された寛解スペクトルから臨床的に重要な価値をもつ生理学的パラメータを計算することは複雑な課題である。この課題解決を目的として、Marotz ら[12]は各層の灌流パラメータを深さプロファイルとして表示する、灌流組織の 5 層モデルに基づいた光学スペクトルの処理方法を提案した。当該方法では一般的な近似に基づく放射線輸送モデリングと逆問題の解法だけでなく、ヒューリスティックなアプローチも一部使用されている。その結果、当該方法は広範囲の皮膚や傷に適用できる柔軟性を備えており、皮弁制御や熱傷診断といった臨床応用分野における拡張灌流表現を利用した高度な手順の例を示した。

2.5.3 土木分野

土木分野においては HSC の活用事例は少なく、この分野において HSC は発展途上である。

Ma ら[13]は中心線に沿って鉄筋が埋め込まれた水セメント比が異なる ($w/c=0.5$, 0.6 および 0.7) モルタル試験片を使ってモルタル表面の波長 2258 nm における反射強度を分析することにより、鉄筋腐食と塩化物濃度の予測可能性を検討した。そのために、開回路電位を求めて鉄筋の腐食状態を把握し、塩化物含有量を迅速塩化物試験により測定した。波長 2258 nm における反射強度、鉄筋の腐食状態およびモルタル試験片粉末の塩化物イオン含有量との相関から、以下の結論を導いた。

- 1) 波長 2258 nm におけるモルタル表面の反射強度は、モルタルの w/c 比が 0.5 から 0.7 になるにつれて減少する。また、 w/c が一定の場合は、反射強度が高いほど飽和カロメル電極は低い。
- 2) 塩化物イオンの拡散深さに沿った波長 2258 nm におけるモルタル表面の反射強度は、モルタ

ル表面から鉄筋近傍まで直線的に減少する。また、塩化物イオン濃度とともに直線的に増加する。

鉄筋コンクリート構造物の早期劣化の潜在的な原因として水浸透が考えられるが、高炉スラグを多量に含むサンプルでは水の浸透深さを水検知に使用される水インジケータで検出できない。Rath ら[14]はこの問題に対処するために、HSI を導入した。この研究では、水/バインダー比および高炉スラグの置換量が異なる水吸収曝露後のモルタル試験片の浸透深さを含水率分布、水分インジケータおよび HSI によって測定した。また、細孔径と含水率が水インジケータのメカニズムに及ぼす影響も調査した。その結果、HSI は水分インジケータでは評価できない試験片（高炉スラグを多量に含む試験片）の水分浸透深さを評価できることを明らかにした。また、HSI によって測定された水の浸透深さと含水率分布が一致していることを示した。一方、水インジケータは高炉スラグを含む試験片の浸透深さを過小評価した。これには、モルタル内の細孔内の自由水の量が関係していることを示唆した。

二酸化チタン (TiO_2) は窒素酸化物 (NO_x) の除去に使用できる光触媒であるが、セメント系材料に塗布すると太陽光や人工的に発生させた光に含まれる光子と反応し、大気中の粒子状物質の濃度を低下させる。セメント系材料表面に塗布された酸化チタンの濃度を塗布後に非破壊で定量化することは困難であるが、この残存量を知ることは点検や寿命評価において重要である。Oh ら[15]はこの問題に対処するために、HSC を使用したセメント質表面の酸化チタン濃度を推定するためのリモートセンシング技術を提案した。実験では TiO_2 濃度と炭素含有量が異なるセメントコアを準備し、HSC で表面を観察した。その結果、紫外線である波長 350 nm の反射強度と TiO_2 濃度には相関があることを明らかにした。またこの結果に基づき、コンクリート構造物における TiO_2 と活性炭の摩耗モニタリングに適用可能な Lasso 回帰モデルを提案した。当該回帰モデルでは 6% の平均二乗偏差と 0.8 に近い相関で、 TiO_2 濃度を推定することができる。

2.5.4 腐食

中程度の放射性廃棄物（以下、ILW）は地上において 100 年間 SS 304L 製の容器で保管されるが、この間容器の孔食（応力腐食割れの前兆）を監視する必要がある。Rowley[16]は ILW 貯蔵所の SS 304L 製容器の孔食を長期的にモニタリングするために、HSC の適用を試みた。その結果、光学スペクトルは特定の腐食種（アカガナイト、レピドクロサイトおよび緑色のさび）を同定することは困難であることを示した。しかし、赤色（波長 650 nm）における吸光度は近赤外線（波長 850 nm）における吸光度と比較して小さいため、ピット液滴下の HSI がデジタルカメラ画像よりも SS 304L 製容器の健全部と腐食部を明瞭に区別可能なことを明らかにした。

Yang ら[17]は腐食度が異なる炭素鋼試験片の HSI を収集し、全波長の HSI を使用して K-近傍法（以下、KNN）分類器と部分最小二乗判別分析（以下、PLS-DA）分類器を構築し、正解率は PLS-DA 分類器の方が高いことを明らかにした。次に、競合適応再重み付きサンプリング（CARS）や主成分分析（PCA）を使用して全波長から腐食度の判別に有効な波長（特徴波長）を選択し、特徴波長の HSI を使用して PLS-DA 分類器を再構築した。その結果、特徴波長の HSI を使用することにより、冗長な情報の干渉は大幅に減少し、分類精度も向上することを示した。

Catelli ら[18]は、波長 960-2500 nm における HIS を使用して屋外に設置されたブロンズ彫刻「鍵を持つ男」上の腐食生成物の可視化を試みた。その結果、HSI と画像解析アルゴリズムを組み合

わせることでブロカンタイトとアントライトの分布を可視化できることを示した。

Kerfら[19]は、波長 900-1700nm における HSI を使用して炭素鋼中の腐食鉱物を同定する新しい方法を提案した。具体的には、7つの試験片を中性塩水噴霧試験により人工的に腐食させ、これらの試験片表面の光学スペクトルを HSC で測定した。次に、正規化相互相関アルゴリズムを適用した HSI と試験片から削り取った腐食粉のフーリエ変換赤外分光計 (FTIR) 分析結果を比較することにより、4種類の腐食鉱物（ゲータイト、マグネタイト、レピドクロサイトおよびヘマタイト）の同定を試みた。その結果、HSIは試験片に存在する支配的な鉱物を効果的に検出できることや経時的に生じる鉱物組成の変化を正確に予測することができることを示した。

他にも HSC を内視鏡として利用した研究[20]や 3D 測定を試みた研究[21-22]もあり、HSC は今後様々な分野での応用に期待できる。

2.6 鋼材表面の濡れ時間評価方法に関する既往の研究

ACM (Atmospheric Corrosion Monitor) 型腐食センサ (以下, ACM センサ) は, 結露や降雨などの環境因子によって電気化学的に発生する金属の腐食電流を直接計測可能な装置である. 元田ら[23]は ACM センサを比較的穏やかな海洋性腐食環境と考えられる静岡県清水市に 1 ヶ月更新で 1 年間曝露し, その出力を結露, 降雨および乾燥の 3 期間に判別することを試みた. その結果, 1 年間の結露時間と降雨時間の合計が 5159 時間であり, ACM センサによって濡れ時間を計測可能なことを示した.

原ら[24]は, 山間部に架橋された耐候性鋼橋梁の桁周辺において局所的大気濡れ環境を明らかにするために, 鋼材表面近傍の気温, 湿度および鋼材表面温度を桁部位毎 (計 6 箇所) にモニタリング装置で 2 年間同時計測し, この計測値から結露時間 (TOC) を算出した. また, 算出した TOC とさび層の性状を比較するために, 代表的な計測部位におけるさび層の性状を XRD, 電位, さび厚測定および外観表面観察によって検討した. その結果, 算出された全部位の TOC は著しく短く, ISO 9223 によって算出される濡れ時間 (TOWISO) の 10% 以下であった. また, 低水準の TOC 値はさび厚の薄さと対応した. さらに, TOC は γ -FeOOH の組成比, 電位およびさび外観に影響を与えた. 研究対象にした 1 つの山間部における橋梁桁の局部部位において, TOC は TOWISO よりも適正な濡れ環境指標であることを示した.

2.7 耐候性鋼材表面のさび状態評価に関する既往の研究

後藤ら[25]はさび外観評点別のさび画像に対してウェーブレット変換による多重解像度解析を実施し、さびの粗密さがさび画像の周波数エネルギー比の違いとして表現できることを示した。また、さび画像の周波数エネルギー特性を学習パターンとするさび外観評点のサポートベクトルマシーン分類器を構築し、耐候性鋼材のさび外観評価において現行の評価基準を補完し得ることを明らかにした。さらに、腐食した耐候性鋼材表面のさび状態を割り当てるためのウェーブレット変換と PSO-SVM 技術を統合することにより、画像ベースの評価への効果的なアプローチを提供した[26]。

河村ら[27]は、フーリエ変換、ウェーブレット変換および同時生起行列によってさび画像から抽出した画像特徴量を使用したニューラルネットワーク分類器を検討した。

森田ら[28]はセロファンテープ試験で採取したさびに画像解析を適用する評価方法を提案し、提案方法によりさびの粒径を計測することができることを明らかにした。また、セロファンテープ試験で採取したさびの最小径 4.0mm 以上の分布と個数を見ることで、評点 2 以下、評点 3、評点 4 以上が区別できることを示した。

佐々木ら[29]は学習データであるさび画像の多様化による判定モデルの汎用性向上を目標に、角度のついたさび画像を学習させた場合の CNN 分類器の精度を検証し、点検者による様々な撮影条件のさび画像に対する CNN 分類器の汎用性を検討した。

光野ら[30]は、モデル構造の違いによる分類傾向の確認および複数モデルを使用した、多数決によるアンサンブル法の実施によって簡便性と実用性を有する外観評価方法の検討し、さび画像の分類精度はモデルにおける畳み込み層構造の層構造パターンに比べて pooling 方法の違いによる影響を受けやすいことを明らかにした。また、複数の学習済みモデルを使用した多数決による簡易なアンサンブル法を使用することにより、誤判定の傾向をコントロールしながら分類精度の更なる向上が可能であることを示した。

2.8 本研究の位置付け

2.8.1 第3章 耐候性鋼材表面の濡れ状態評価に関する検討

第一章でも説明した通り、水が存在することで鋼材表面で酸化還元反応が進行しやすくなり、水と酸素が鋼材と反応して酸化物や水酸化物を生成するため、さびが生成する。以上のように、さびの生成のためには水の有無が重要であるが、水位によって腐食速度が変化することも報告されている。これに対して、既往の研究[23, 24]では貼付け型装置や接触型装置による鋼材表面の濡れ時間評価方法については提案しているものの、鋼材表面に付着した水の水位の評価方法については検討していない。また、既往の研究[23, 24]で提案された評価方法でも鋼材表面から水を検出することは可能であるが、アクセスしにくい場所にも水が供給されている可能性があるため、非接触による調査方法についても検討する必要がある。加えて、これらの研究では、腐食への影響が顕著となる厚さ 0.1 mm 以下の水膜[31]の検出可能性や検出精度については言及されていない。

そこで第3章では、耐候性鋼材表面に付着した水の非接触検出方法および検出した水の水位の定量評価方法を提案することを目的とする。なお、本研究では腐食への影響が顕著となる厚さ 0.1 mm の水膜[31]を検出することを目標にした。

2.8.2 第4章 耐候性鋼材表面のさび状態評価に関する検討

既往の研究[25-30]ではデジタルカメラ画像による耐候性鋼材表面のさび状態評価方法が提案されているが、さびは多種多様な色調をもつため、さび状態の定量評価のためには可視光の波長情報に加えて近赤外線波長の情報も必要であると考えた。これについて、ステンレス鋼材や普通鋼材において、近赤外線の光学スペクトルがデジタルカメラ画像よりもさび検出に有効である[16]ことや、さび状態の識別に有効な分類器の構築が可能である[17]ことが示されている。近赤外線の光学スペクトルは耐候性鋼材表面のさび状態評価にも有効であると考えられるが、そのような研究はない。

そこで第4章では、光学スペクトルと教師あり学習分類器を組み合わせた新しいアプローチによる耐候性鋼材表面のさび状態評価方法を検討することを目的とする。

2.8.3 第5章 太陽光下での光学スペクトル測定方法に関する検討

HSC による光学スペクトル測定は、測定用の光源以外の光を遮断した光学環境（以下、暗室）で実施されてきた。これは実験の再現性を確保するためであるが、HSC を現場適用する際には光源として太陽光を使用することが想定される。しかし、太陽光下で光学スペクトルを測定する際の知見が十分ではない。

そこで第5章ではまず、HSC による光学スペクトル測定を太陽光下で実施する際の課題を明らかにする。次に、課題解決方法を提案したうえで実橋梁でも光学スペクトル測定を実施し、第4章で提案する耐候性鋼材表面のさび状態評価方法の現場適用可能性を検討することを目的とする。

参考文献

- [1] J. Behmann, K. Acebron, D. Emin, S. Bennertz, S. Matsubara, S. Thomas, D. Bohnenkamp, M. T. Kuska, J. Jussila, H. Salo, A. K. Mahlein and U. Rascher: Specim IQ: Evaluation of a New, Miniaturized Handheld Hyperspectral Camera and Its Application for Plant Phenotyping and Disease Detection, *Sensors*, Vol. 18, Issue 2, 2018.
- [2] A. Kulcke, A. Holmer, P. Wahl, F. Siemers, T. Wild and G. Daeschlein: A compact hyperspectral camera for measurement of perfusion parameters in medicine, *Biomedical Engineering / Biomedizinische Technik*, Vol. 63, No. 5, pp. 519-527, 2018.
- [3] V. Lodhi, D. Chakravarty and P. Mitra: Hyperspectral Imaging System: Development Aspects and Recent Trends, *Sensing and Imaging*, Vol. 20, Issue 1, article id. 35, 2019.
- [4] A. F. H. Goetz, G. Vane, J. E. Solomon and B. N. Rock: Imaging Spectrometry for Earth Remote Sensing, *Science*, Vol. 228 Issue 4704, pp. 1147-1153, 1985.
- [5] 横矢直人, 岩崎晃 : ハイパースペクトル画像処理が拓く新しい地球観測, 人工知能, 29 巻 4 号, pp. 357-365, 2014.
- [6] X. Liu, J. Yu, T. Kurihara, C. Wu, Z. Niu and S. Zhan: Pixelwise Complex-Valued Neural Network Based on 1D FFT of Hyperspectral Data to Improve Green Pepper Segmentation in Agriculture, *Applied Sciences*, Vol. 13 Issue 4, 2023.
- [7] H. Zhang, J. Paliwal, D. S. Jayas and N. D. G. White: Classification of Fungal Infected Wheat Kernels Using Near-Infrared Reflectance Hyperspectral Imaging and Support Vector Machine, *Transactions of the ASABE*, Vol. 50 Issue 5, pp. 1779-1785, 2007.
- [8] 村上幸一, 武田慎吾, 峰友佑樹, 中西充, 佐鳥新, 伊藤那知, 竹内佑介 : ハイパースペクトルデータを用いた結球レタスの成分分析方法の検討, システム農学, 34 巻 2 号, 2018.
- [9] 蔦瑞樹, 杉山純一, 相良泰行 : ハイパースペクトルシステムによる近赤外分光イメージング方法～メロン糖度分布の可視化事例～, 映像情報メディア学会誌, 56 巻 12 号, 2002.
- [10] N. Liu, Y. Guo, H. Jiang and W. Yi: Gastric cancer diagnosis using hyperspectral imaging with principal component analysis and spectral angle mapper, *Journal of Biomedical Optics*, Vol. 25 Issue 6, 2020.
- [11] H. Fabelo, M. Halicek, S. Ortega, M. Shahedi, A. Szolna, J. F. Piñeiro, C. Sosa, A. J. O'Shanahan, S. Bisshopp, C. Espino, M. Márquez, M. Hernández, D. Carrera, J. Morera, G. M. Callico, R. Sarmiento and B. Fei: Deep Learning-Based Framework for In Vivo Identification of Glioblastoma Tumor using Hyperspectral Images of Human Brain, *Sensors*, Vol. 19 Issue 4, 2019.
- [12] J. Marotz, A. Kulcke, F. Siemers, D. Cruz, A. Aljowder, D. Promny, G. Daeschlein and T. Wild: Extended Perfusion Parameter Estimation from Hyperspectral Imaging Data for Bedside Diagnostic in Medicine, *Molecules*, Vol. 24 Issue 22, 2019.
- [13] P. Ma, L. Fan and G. Chen: Hyperspectral reflectance for determination of steel rebar corrosion and Cl⁻ concentration, *Construction and Building Materials*, Vol. 368, 2023.
- [14] S. Rath and Y. Sakai: Evaluation of the water penetration depth in mortar using water indicator and hyperspectral imaging, *Construction and Building Materials*, Vol. 380, 2023.
- [15] T. M. Oh, S. Baek, T. H. Kong, S. Koh, J. Ahn and W. Kim: Hyperspectral remote sensing of TiO₂ concentration

- in cementitious material based on machine learning approaches, *Remote Sensing*, Vol. 14, Issue 1, 2022.
- [16] W. G. Rowley: Hyperspectral imaging for detection of corrosion on intermediate level nuclear waste containers, Dissertation, University of Birmingham, 2018.
- [17] K. Yang, C. Shi, Y. Guo, X. Zhang, C. Li and G. Wu: Non-contact identification method for carbon steel corrosion grade of transmission tower based on hyperspectral technology, *International Conference on Electrical Materials and Power Equipment (ICEMPE)*, Chongqing, China, 2021, pp. 1-4, 2021.
- [18] Catelli, E., Randeberg, L., L., Strandberg, H., Alsberg, B., K., Maris, A. and Vikki, L.: Can hyperspectral imaging be used to map corrosion products on outdoor bronze sculptures?, *Journal of Spectral Imaging*, Vol. 7, 2018.
- [19] T. D. Kerf, G. Pipintakos, Z. Zahiri, S. Vanlanduit and P. Scheunders: Identification of corrosion minerals using shortwave infrared hyperspectral imaging, *Sensors*, Vol. 22, Issue 1, 2022.
- [20] A. Grigoriou, J. Yoon and S. E. Bohndiek: Deep learning applied to hyperspectral endoscopy for online spectral classification, *Scientific Reports*, Vol. 10, Article number 3947, 2020.
- [21] H. Aasen, A. Burkart, A. Bolten and G. Bareth: Generating 3D hyperspectral information with lightweight UAV snapshot cameras for vegetation monitoring: From camera calibration to quality assurance, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Vol. 108, pp. 245-259, 2015.
- [22] M. H. Kim, T. Al. Harvey, D. S. Kittle, H. Rushmeier, J. Dorsey, R. O. Prum and D. J. Brady: 3D imaging spectroscopy for measuring hyperspectral patterns on solid objects, *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 31 Issue 4, Article No. 38, pp 1-11, 2012.
- [23] 元田慎一, 鈴木揚之助, 篠原正, 辻川茂男, 押川渡, 糸村昌祐, 福島敏郎, 出雲茂人: ACM 型腐食センサで測定した海洋性大気の腐食環境条件の年変化, *Zairyo-to-Kankyo*, 44 巻 4 号, pp.218-215, 1995.
- [24] 原修一, 上村隆之, 門長猛, 幸英昭: 山間部橋梁桁各部位の実測結露時間によるぬれ環境評価, *Zairyo-to-Kankyo*, 55 巻 2 号, pp.75-81, 2006.
- [25] 後藤悟史, 麻生稔彦, 宮本文穂: 画像処理とパターン認識方法を利用した耐候性鋼材のさび外観評価, *土木学会論文集 F*, 62 巻 4 号, pp.674-683, 2006.
- [26] B. Yan, S. Goto, A. Miyamoto and H. Zhao: Imaging-Based Rating for Corrosion States of Weathering Steel Using Wavelet Transform and PSO-SVM Techniques, *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 28, Issue 3, 2013.
- [27] 河村圭, 荒瀬陽平, 後藤悟史, 宮本文穂: 画像処理とニューラルネットワークを利用した耐候性鋼材のさび外観評価, 第 24 回ファジィシステムシンポジウム, TB4-1, pp. 472-477, 2008.
- [28] 森田千尋, 梅崎俊樹, 山口栄輝, 松田浩, 武崎啓太: セロファンテープ試験の画像解析による耐候性鋼材のさびの外観評価, *構造工学論文集 A*, 61A 巻, pp.429-438, 2015.
- [29] 佐々木輝音, 原田隆郎: 畳み込みニューラルネットワークによる耐候性鋼材のさび外観評価点判定モデルの汎用性向上に関する基礎的研究, *土木学会論文集*, 79 巻 22 号, 2023.
- [30] 光野正大, 櫻井彰人, 山口栄輝: 畳み込みニューラルネットワークを使用した耐候性鋼材におけるさび外観評価, *AI・データサイエンス論文集*, 3 巻 J2 号, pp.594-601, 2022.
- [31] 多田英司, 西方篤: 金属の腐食のしくみ, *化学と教育*, 65 巻 12 号, 2017.

第3章 耐候性鋼材表面の濡れ状態評価に関する検討

3.1 本章の目的

鋼橋にとって致命的な損傷の一つである腐食は、水と酸素が存在する環境で発生する。このうち水は腐食の本質的な要因であり、濡れ環境に長期間曝されることによって耐候性鋼材が層状剥離さびを生じた例もある[1, 2]。そのため、水が供給される箇所が特定可能となれば腐食が進行する箇所を予測する際の判断材料になり、効率的な防食方法や補修方法の選定につながると考えられる。

鋼橋における水の供給方法としては降雨、霧、結露および伸縮装置からの漏水が一般的である。元田ら[3]は、ACM センサを比較的穏やかな海洋性腐食環境と考えられる静岡県清水市に 1 ヶ月更新で 1 年間曝露し、その出力を結露、降雨および乾燥の 3 期間に判別することを試みた。その結果、1 年間の結露時間と降雨時間の合計が 5159 時間であり、ACM センサによって濡れ時間を計測可能なことを示した。原ら[1]は、実橋梁において鋼材表面に温湿度計をマグネットで固定することで実測された気温、相対湿度および鋼材表面温度による結露時間算出法を提案した。また、エアゾルによる吸着[1, 4]やさび粒子による毛管凝縮[1, 5]等によるミクロな湿りといった、目視では検出することが困難な薄い水膜が鋼材表面に生成する場合もある。これについて既往の研究では、水膜の厚さが 0.1 mm 以下になると腐食への影響が顕著になる[6]ことや F_e においては概ね数十 μm 程度の水膜のときに腐食速度が最大になる[7]ことを報告している。

第一章でも説明した通り、水が存在することで鋼材表面で酸化還元反応が進行しやすくなり、水と酸素が鋼材と反応して酸化物や水酸化物を生成するため、さびが生成する。以上のように、さびの生成のためには水の有無が重要であるが、水位によって腐食速度が変化することも報告されている。これに対して、既往の研究[1, 3]では貼付け型装置や接触型装置による鋼材表面の濡れ時間評価方法については提案しているものの、鋼材表面に付着した水の水位の評価方法については検討していない。また、既往の研究[1, 3]で提案された評価方法でも鋼材表面から水を検出することは可能であるが、アクセスしにくい場所にも水が供給されている可能性があるため、非接触による調査方法についても検討する必要がある。加えて、これらの研究では、腐食への影響が顕著となる厚さ 0.1 mm 以下の水膜[6]の検出可能性や検出精度については言及されていない。

本研究では、水の非接触検出方法として赤外分光法 (Near Infrared Spectroscopy) に着目した。ここで、赤外分光法とは試料に赤外線的光を照射し、透過した光の光学スペクトルを測定することで試料の成分を分析する手法である。分子は振動や回転によって特定の光を吸収するため、吸収パターンを分析することで試料の組成や構造を非破壊で推定することができる。既往の研究[8-10]によって、水は波長 1940 nm 付近と波長 970 nm 付近において O-H の伸縮振動による吸収帯をもつことや波長 2900 nm 付近と波長 1450 nm 付近において H-O-H の変角振動による吸収帯をもつことが知られている。HSC は (近) 赤外線的光学スペクトルを測定することができるため、HSC によって (近) 赤外線における水の吸収帯を検出できると考えられる。

加えて、近年では食品の水分含有量推定や食品表面の水分布可視化のために HSC の活用を試

みた研究がある．例えば，Kapoor ら[11]はリンゴを，Bruning ら[12]は小麦を，Wu ら[13]や ElMasry ら[14]は牛肉を対象にしており，これらの食品の水分含有量推定や食品表面の水分布可視化のために HSC を使用可能なことを示した．しかし，鋼材表面に付着した水の検出に焦点を当てた研究は十分に実施されておらず，今後これに焦点を当てた研究を進めていく必要がある．

そこで本章では，耐候性鋼材表面に付着した水の非接触検出方法および検出した水の水位の定量評価方法を提案することを目的とする．そのためにまず，腐食生成物上の水の検出に向けた基礎的な研究として，シャーレ内で水位を変えて水の光学スペクトルを測定し，HSC で検出される水の光学スペクトル特性を解明する．次に，霧吹きで水を噴霧した耐候性鋼材試験片を使用して，腐食生成物上の水の光学スペクトル特性を検討する．これらの検討結果により，耐候性鋼材表面に付着した水の非接触検出方法および検出した水の水位の定量評価方法を提案する．なお，本研究では腐食への影響が顕著となる厚さ 0.1 mm の水膜[5]を検出することを目標にした．

3.2 HSC で検出される水の光学スペクトル特性に関する検討

腐食生成物上の水の検出に向けた基礎的な研究として、シャーレ内で水位を変えて水の光学スペクトルを測定し、HSC で検出される水の光学スペクトル特性を解明する。具体的には、以下の2点について検討する。

- ① 本研究で使用した HSC では、波長 400-1000nm において光学スペクトル測定が可能である。そのため、波長 970 nm 付近における水の吸収帯を検出できると推察される。そこで、シャーレ内の水の光学スペクトルを測定し、本研究で使用した HSC でも波長 970 nm 付近における水の吸収帯を検出可能か否か検討する。また、波長 400-1000 nm における他の波長においても、水の検出に有効な波長を検討する。
- ② ①で明らかにした水の検出に有効な波長に着目して、シャーレ内の水の水位の予測式を立式する。

3.2.1 シャーレ

図 3.1 に示すシャーレを使用して、水位 h が異なる水の光学スペクトルを測定した。内径を直接計測することは困難であったため、電子ノギスを使用して外径と淵の厚さをそれぞれ 5 回ずつ計測し、式 (3.1) によって内径を計算した。

$$D_I = \overline{D_O} - 2\bar{a} \quad (3.1)$$

ここで、 D_I : シャーレの内径 (mm)

$\overline{D_O}$: シャーレの外径の平均 (mm)

$\bar{a}$: シャーレの淵の厚さ (mm)

表 3.1 に外径と淵の厚さの計測結果を示す。外径の平均は 94.61 mm、淵の厚さの平均は 1.97 mm であるので、内径は 90.67 mm である。

水位 h は 12 mm, 11 mm, 10 mm, 9 mm, 8 mm, 7 mm, 6 mm, 5 mm, 4 mm, 3 mm, 2 mm, 1 mm および乾燥状態である 0 mm の 13 パターンとした。ここで、シャーレを使用した検討の目的は腐食生成物上の水の検出に向けた基礎的な研究として HSC で検出される水の光学スペクトル特性を解明することであり、実橋梁における滞水を想定したものではないため、水位を 12 mm から 0 mm まで 1 mm ピッチで変化させる検量線は適切であると考ええる。

表 3.2 に水位を h とするのに要する水量 w を示す。シャーレに注ぐ水の水量 w (g) は、式 (3.2) によって計算した。なお、水は水道水を使用し、水の密度は $1 \text{ g} = 1 \text{ cm}^3$ を仮定した。

$$w(h) = \pi \times 1/2 D_I^2 \times h \quad (3.2)$$

ここで、 w : シャーレに注ぐ水の水量 (g)

D_I : シャーレの内径 (mm)

h : 水位 (mm)

図 3.2 に背景色が異なるシャーレの外観写真を示す．可視光における反射強度は主に透明な水を通じた先の背景色の影響を受けることが想定されるため，背景色を黒にした場合と背景色を白にした場合を検討した．背景色を黒にする場合はシャーレを黒のフェルト上に設置し，背景色を白にする場合はシャーレを硫酸バリウム板上に設置した．

図 3.3 に光学スペクトルの測定範囲を示す．光学スペクトルの測定範囲は，シャーレの中心付近の縦横 30 mm (100 pixel) の内側とした．なお，この範囲の各 pixel から出力された全ての光学スペクトルについて，各波長における反射強度を波長毎に平均した．



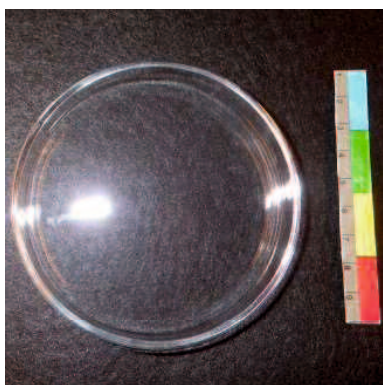
図 3.1 本研究で使用したシャーレの外観写真

表 3.1 外径と淵の厚さの計測結果

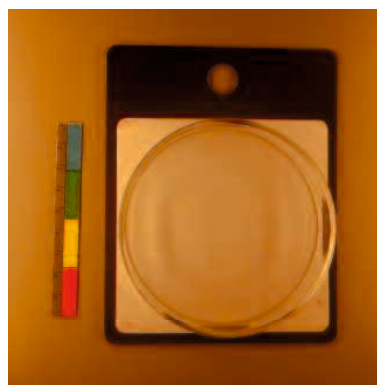
	外径 (mm)	淵の厚さ (mm)
1	94.48	1.92
2	94.55	1.87
3	94.40	1.76
4	94.50	2.28
5	95.10	2.01
平均	94.61	1.97

表 3.2 水位を h とするのに要する水量 w

水位 h (mm)	12	11	10	9	8	7	6
水量 (g)	77.48	71.02	64.57	58.11	51.65	45.20	38.74
水位 h (mm)	5	4	3	2	1	0	
水量 (g)	32.28	25.83	19.37	12.91	6.46	0.00	



(a) 背景色：黒



(b) 背景色：白

図 3.2 背景色が異なるシャーレの外観写真

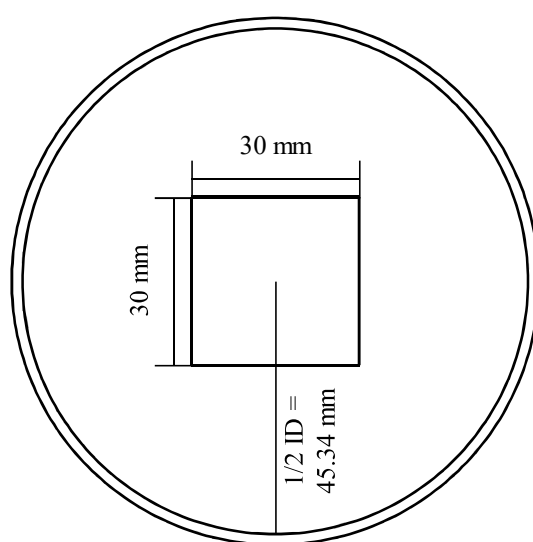


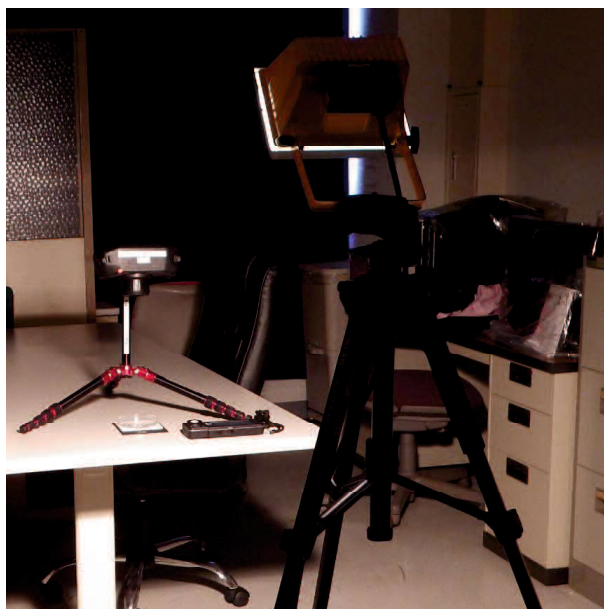
図 3.3 光学スペクトルの測定範囲（シャーレ）

3.2.2 光学スペクトルの測定方法

図 3.4 に実験風景を示す。実験の再現性を確保するために遮光カーテンを使用して光源以外の光を遮断し、暗室で光学スペクトルを測定した。ここで、近赤外線における光学スペクトルを測定するためには、赤色光（波長 590-770 nm）が強い光源を使用する必要がある。図 3.5 に可視光におけるハロゲンライト（500 W）の分光特性を示す。縦軸は最も反射強度が大きい波長における反射強度を 100% としたときの、各波長における反射強度の相対値である。ハロゲンライトは赤色光が支配的であり、第 2 章で説明した既往の研究でもハロゲンライトが多く使用されているため、本研究でもこれを光源とした。光源の照度は、水面（ $h = 0$ のときはシャーレのガラス面）で反射する光の輝度が飽和することを防ぐために、シャーレ横の照度が 400-700 Lux になるように調節した。また、光学スペクトルの測定範囲全体を HSC 側の測定範囲に収めるために、HSC はシャーレのガラス面から 20-30 cm 離して設置した。なお、水位 h が 13 パターンと背景色が 2 パターンの合計 26 パターンについて、それぞれ 3 回ずつ光学スペクトルを測定した。



(a) 背景色：黒



(b) 背景色：白

図 3.4 実験風景（シャーレ）

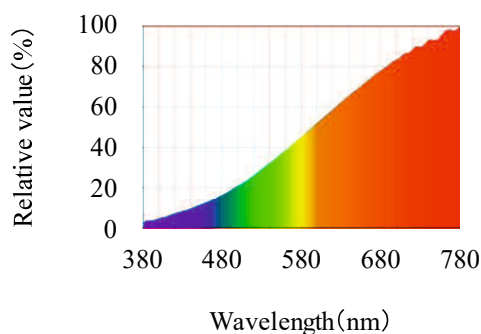


図 3.5 可視光におけるハロゲンライト（500 W）の分光特性

3.2.3 光学スペクトルの測定結果

a) 実験の再現性

図 3.6 から図 3.10 に光学スペクトルの測定結果を水位 h 毎に示す. 両背景色とも $h = 12$ における光学スペクトル (図 3.10 (m)) は 3 回の実験で概ね一致しており, 実験に再現性がある. 同様に, $h = 0 - 11$ における他の水位 h においても光学スペクトルは 3 回の実験で概ね一致しており, 実験の再現性が認められた. そのため本研究では, 3 回の実験で測定された光学スペクトルについて, 各波長における反射強度を波長毎に平均する.

b) シャーレ内の水の光学スペクトル特性

図 3.11 に水位 h が異なる水の光学スペクトルを示す.

- 可視光 (波長 400-770 nm)

背景色を黒にした場合の反射強度はいずれの水位 h においても概ね 0.03 で一定であるが, これは黒のフェルトが可視光の光を吸収したためである. 一方, 背景色を白にした場合の反射強度はいずれの水位 h においても概ね 0.80 で一定であるが, これは硫酸バリウム板が可視光の光を均等に反射したためである.

図 3.12 に $h = 0$ (乾燥状態) と $h = 12$ (水位 h が最大) におけるシャーレの外観写真を示す. 背景色によらず, $h = 0$ と $h = 12$ におけるシャーレを外観写真や目視によって区別することは困難である.

$h = 0$ と $h = 12$ について, 表 3.3 に波長 435 nm, 波長 546 nm および波長 700 nm における反射強度とそれらの組成比を示す. ここで, 波長 435 nm, 波長 546 nm および波長 700 nm とはそれぞれ青緑赤色の代表波長であり, 組成比とはこれら 3 波長における反射強度の和を 100%としたときの各波長における反射強度の比である. なお, 図 3.13 は組成比を図示したものである. 水の有無にかかわらず, 可視光の代表波長における反射強度およびそれらの組成比はほとんど変わらない. これは, 両背景色で認められた.

以上より, 可視光の中には水の検出に有効な波長はない.

- 近赤外線 (波長 770-1000 nm)

背景色によらず, 反射強度は水位 h 毎に異なる. 特に, 波長 960-970 nm においてその違いが顕著である. そこで, 波長 400-1000 nm の各波長について, 乾燥状態 ($h = 0$) における反射強度に対する湿潤状態 ($h = 1 - 12$) における反射強度の比 (以下, 反射強度比) を検討した.

図 3.14 に波長と反射強度比の関係を示す. また, 各水位 h について, 表 3.4 に反射強度比が最小値をとるときの波長を示す. 背景色を黒にした場合は $h = 1$ のときを除いて, 反射強度比は波長 963 nm あるいは波長 967 nm で最小値をとる. 一方, 背景色を白にした場合は水位 h によらず, 反射強度比は波長 970 nm で最小値をとる. 反射強度比が最小値をとるときの波長は波長 970 nm が最も多いため, 本研究では波長 970 nm を水の検出に有効な波長とした. なお, これは既往の研究[8-10]で示された O-H の伸縮振動による水の吸収帯と一致する.

本研究で使用した HSC でも, 波長 970 nm における水の吸収帯を検出できる. また, 他に水の検出に有効な波長は認められなかった. そのため, 波長 970 nm に着目して, シャーレ内の水の水位 h の予測式を立式する.

c) 波長 970 nm における反射強度比によるシャーレ内の水の水位の予測式

図 3.15 に水位 h と波長 970 nm における反射強度比の関係を示す．また，比較のために，図 3.16 に水位 h と波長 435 nm，波長 546 nm および波長 700 nm における反射強度比の関係を示す．両背景色とも，波長 970 nm においては水位 h が大きいほど反射強度比は小さい．一方，可視光の代表波長においては，いずれの水位 h においても反射強度比はほぼ一定である．そのため，可視光における光学スペクトルから水位 h を予測することは困難である．

簡単のために，水位 h と波長 970 nm における反射強度比 r_{R970} の関係を直線近似することにより，シャーレ内の水の水位 h の予測式を立式した．なお，反射強度比は乾燥状態における反射強度を分子にしており，理論的には水位 $h = 0$ で反射強度比 $r_{R970} = 1.00$ になるため，切片が 1.00 になるように直線近似した．背景色を黒とした場合の予測式は式 (3.3 (a)) であり，背景色を白とした場合の予測式は式 (3.3 (b)) である．

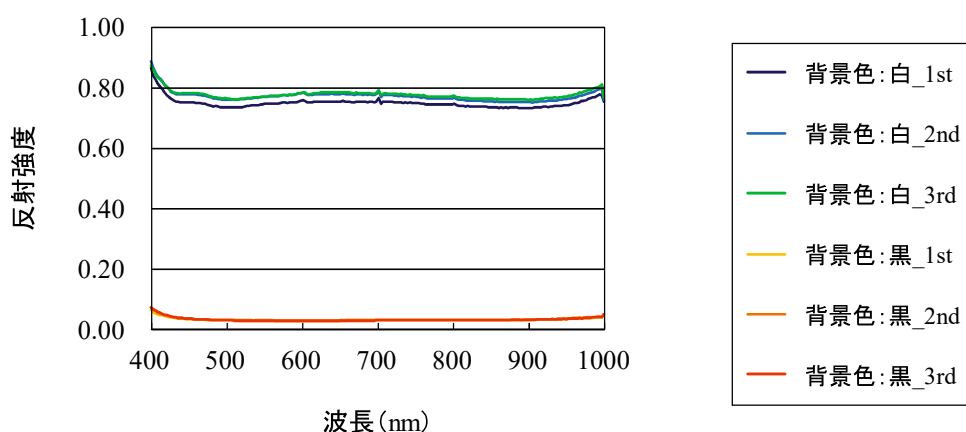
$$r_{R970} = -0.0329h + 1.00 \quad (3.3 (a))$$

$$r_{R970} = -0.0509h + 1.00 \quad (3.3 (b))$$

ここで， r_{R970} ：波長 970 nm における反射強度比

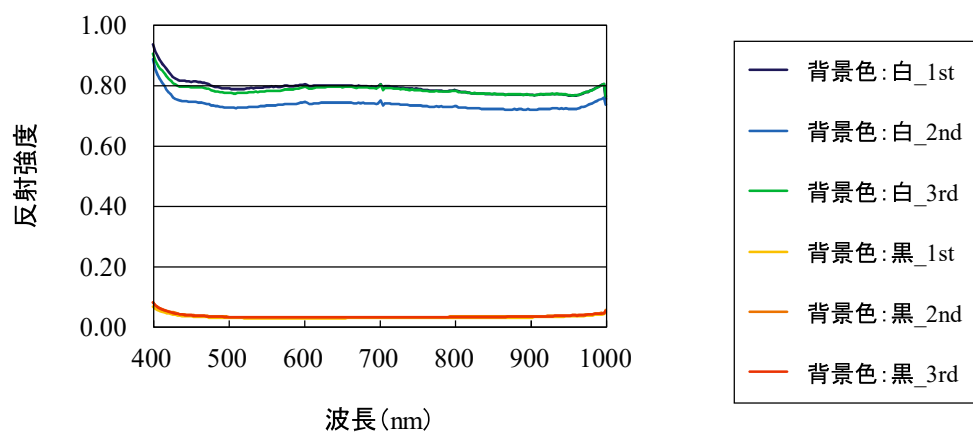
h ：シャーレ内の水の水位 (mm)

また，近似した直線（水位 h の予測式）の二乗平均は，背景色を黒にした場合で 0.9210，背景色を白にした場合で 0.9802 である．そのため，シャーレ内の水の水位 h は波長 970 nm における反射強度比によって概ね予測可能であると判断した．なお，背景色によってシャーレ内の水の水位 h の予測式は異なるが，本研究では明確な要因を見いだせなかったため，今後の検討としたい．

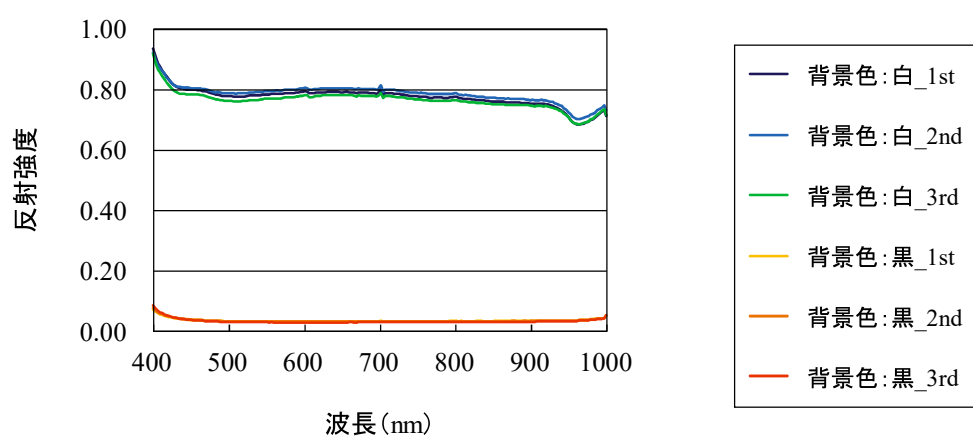


(a) $h = 0$

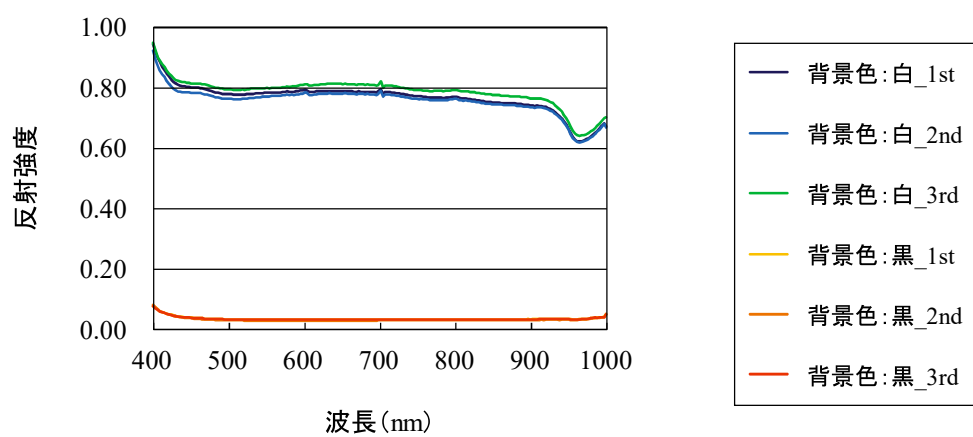
図 3.6 光学スペクトルの測定結果 ($h = 0$)



(b) $h = 1$

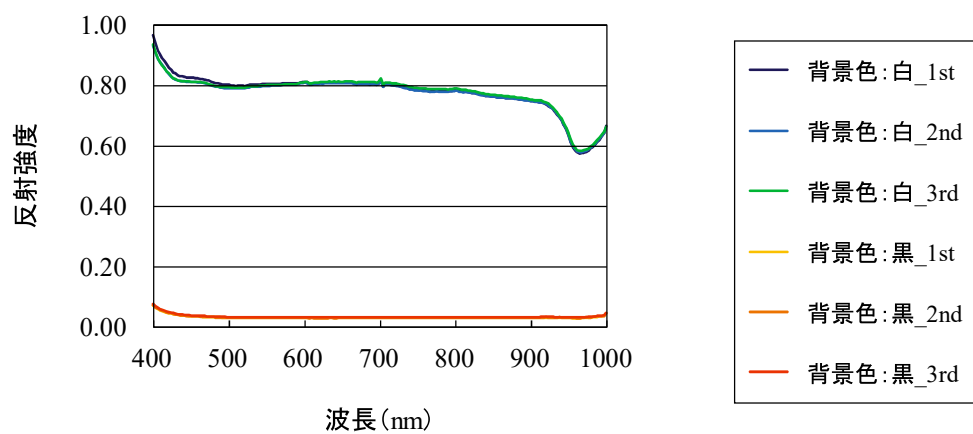


(c) $h = 2$

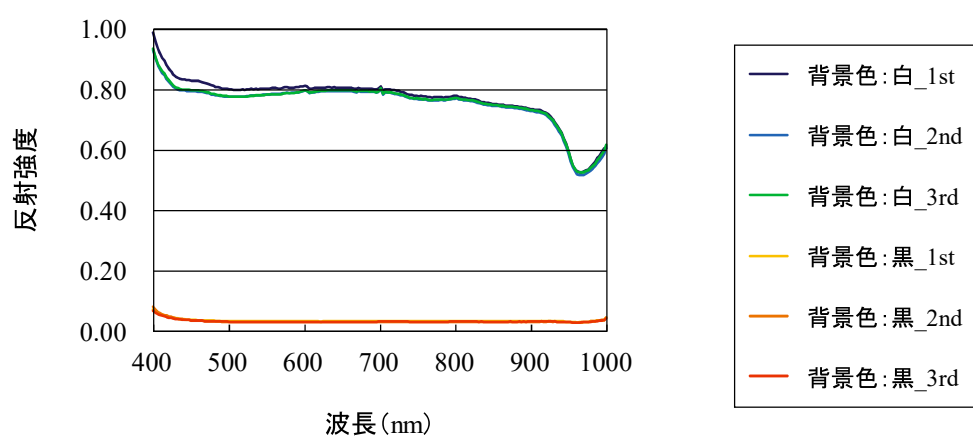


(d) $h = 3$

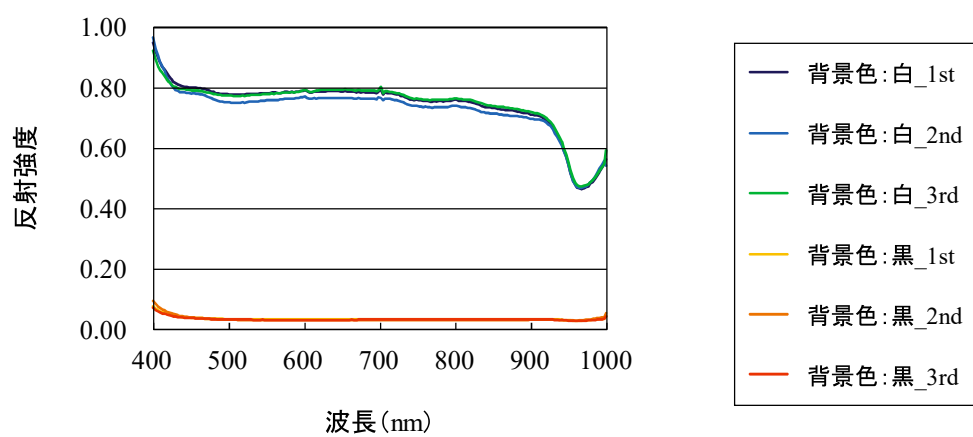
図 3.7 光学スペクトルの測定結果 ($h = 1 - 3$)



(e) $h = 4$

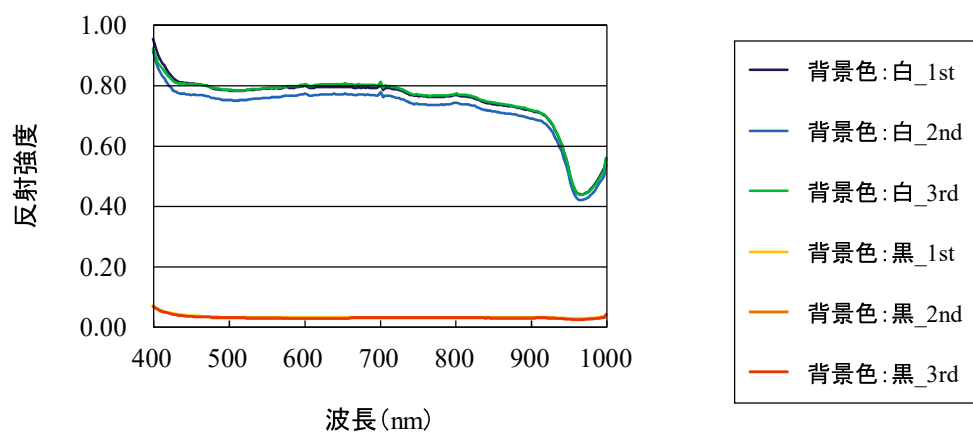


(f) $h = 5$

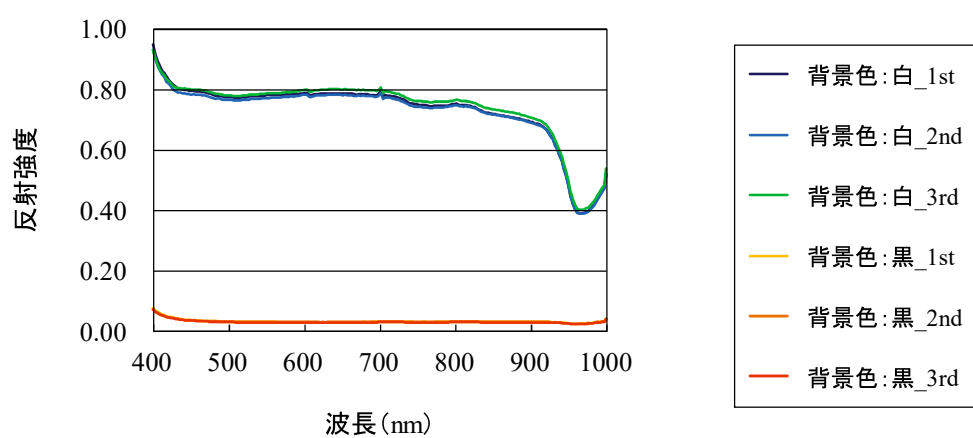


(g) $h = 6$

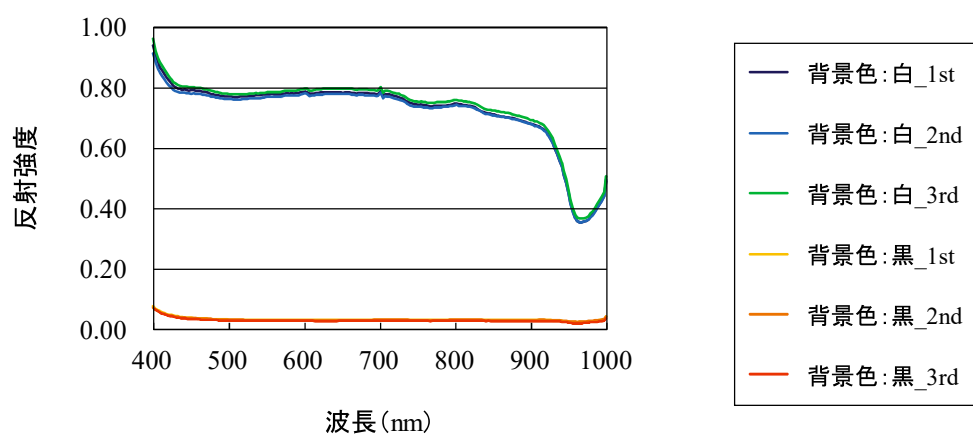
図 3.8 光学スペクトルの測定結果 ($h = 4 - 6$)



(h) $h = 7$

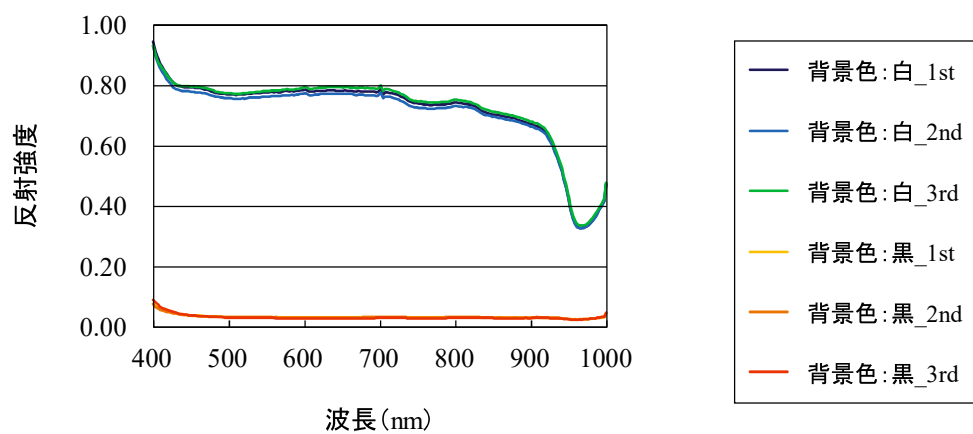


(i) $h = 8$

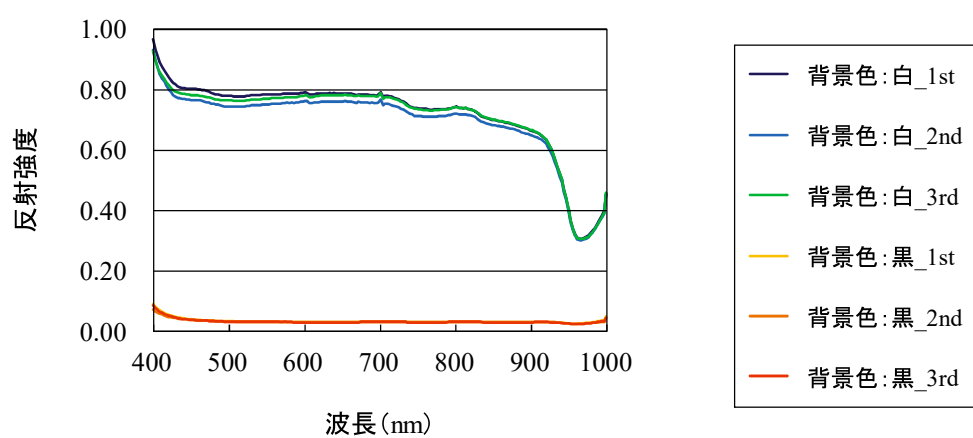


(j) $h = 9$

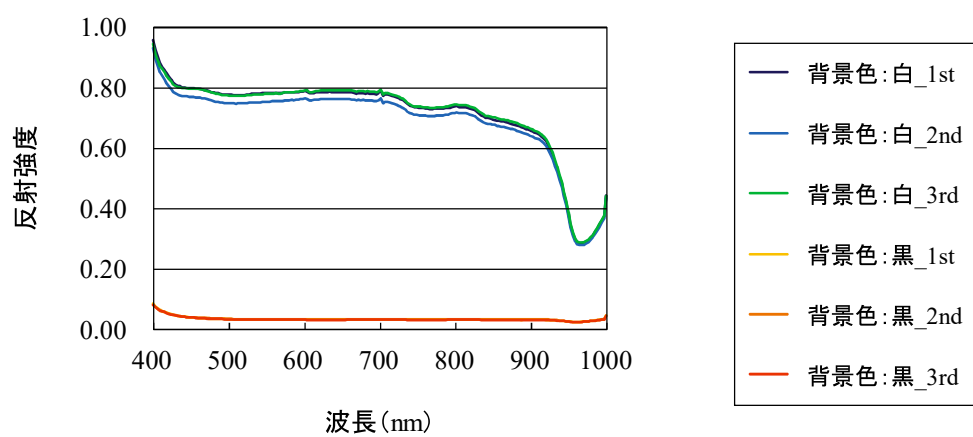
図 3.9 光学スペクトルの測定結果 ($h = 7 - 9$)



(k) $h = 10$

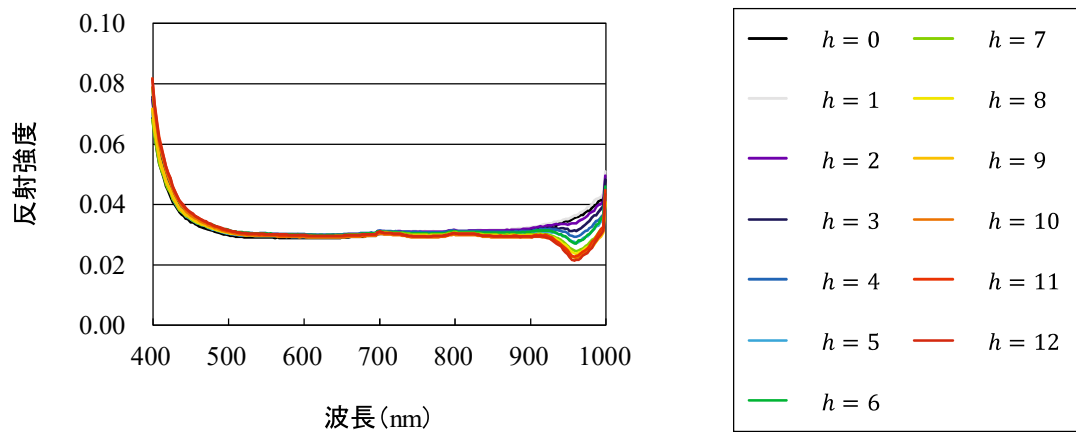


(l) $h = 11$

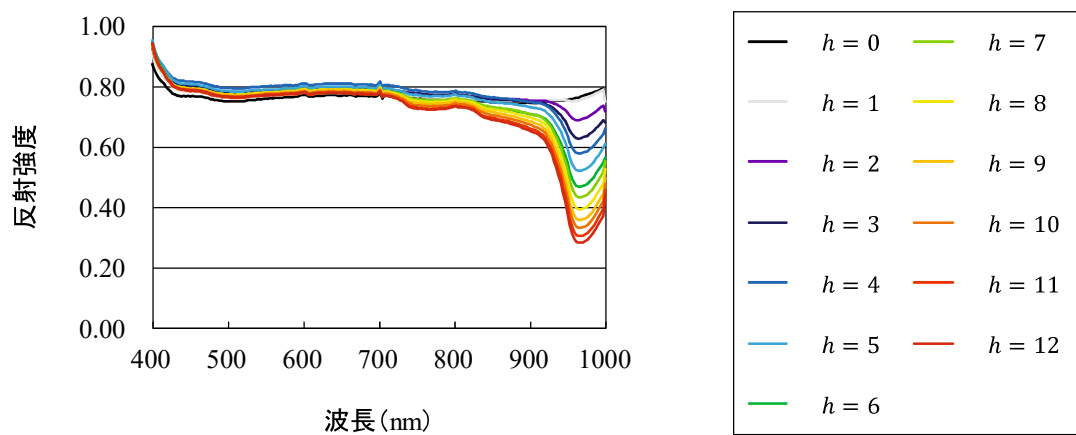


(m) $h = 12$

図3.10 光学スペクトルの測定結果 ($h = 10 - 12$)

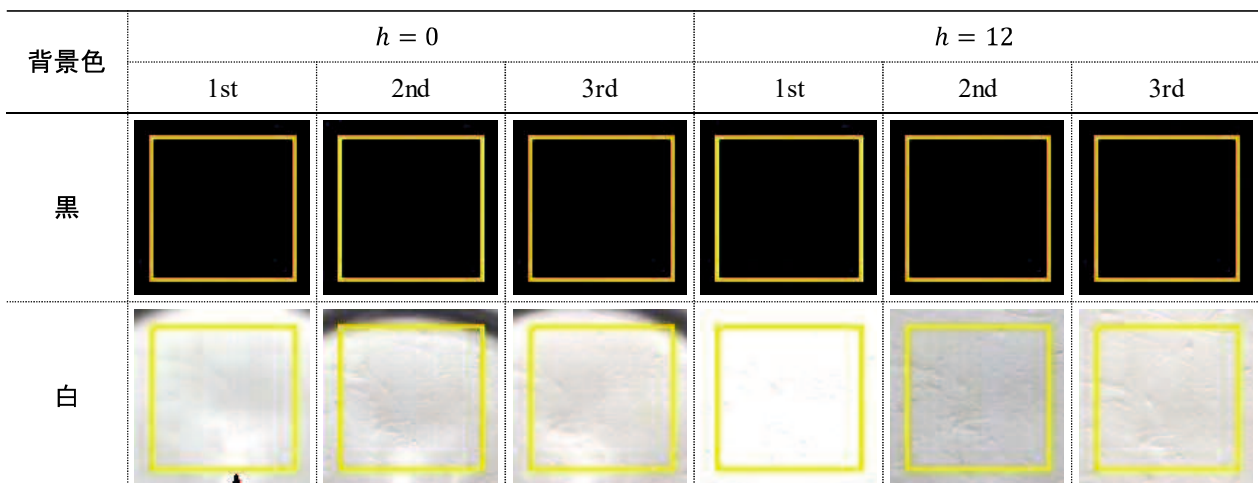


(a) 背景色：黒



(b) 背景色：白

図 3.11 水位 h が異なる水の光学スペクトル



光学スペクトルの測定範囲 (30×30 mm)

図 3.12 $h = 0$ と $h = 12$ におけるシャーレの外観写真

表 3.3 可視光の代表波長における反射強度とそれらの組成比（シャーレ）

背景色	水位 h (mm)	反射強度			組成比(%)		
		波長435 nm (青)	波長546 nm (緑)	波長700 nm (赤)	波長435 nm (青)	波長546 nm (緑)	波長700 nm (赤)
黒	0	0.77	0.76	0.76	0.34	0.33	0.33
	12	0.79	0.77	0.77	0.34	0.33	0.33
白	0	0.82	0.80	0.80	0.34	0.33	0.33
	12	0.80	0.78	0.78	0.34	0.33	0.33

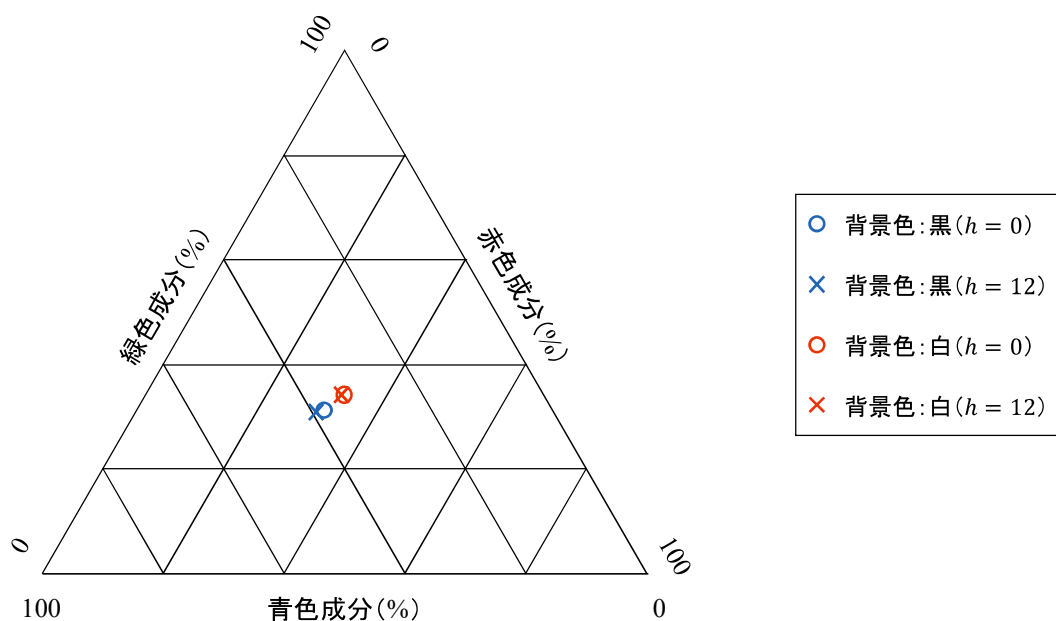
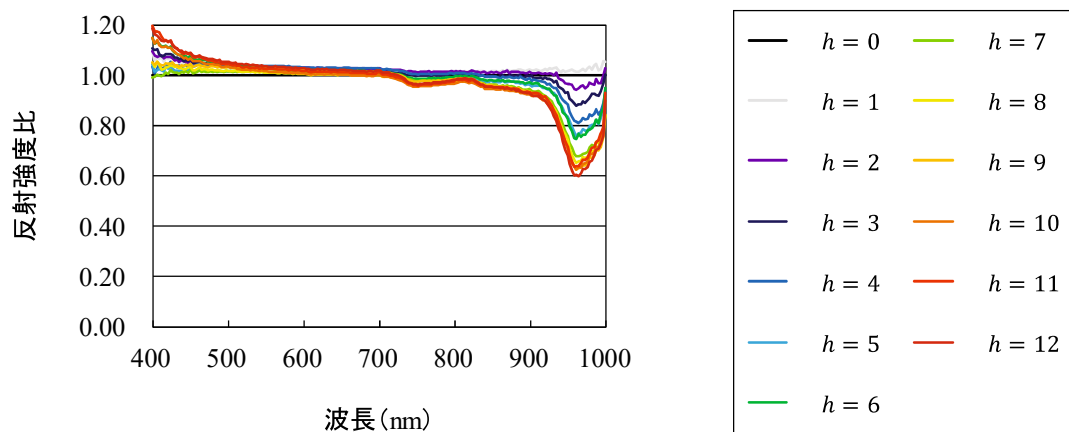
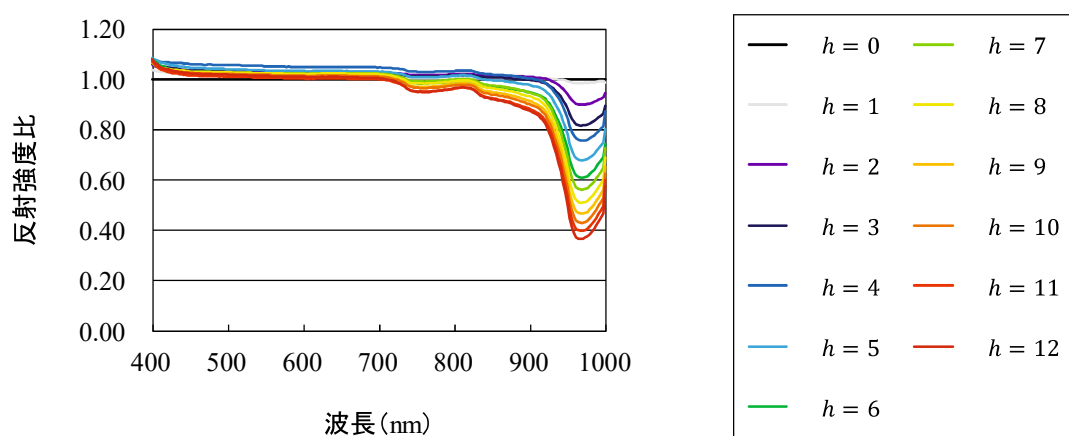


図 3.13 可視光の代表波長における反射強度の組成比（シャーレ）



(a) 背景色：黒



(b) 背景色：白

図 3.14 波長と反射強度比の関係（シャーレ）

表 3.4 反射強度比が最小値をとるときの波長

水位 h (mm)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
背景色：黒	942	963	963	967	963	963	967	963	963	963	960	967
背景色：白	970	970	970	970	970	970	970	970	970	970	970	970

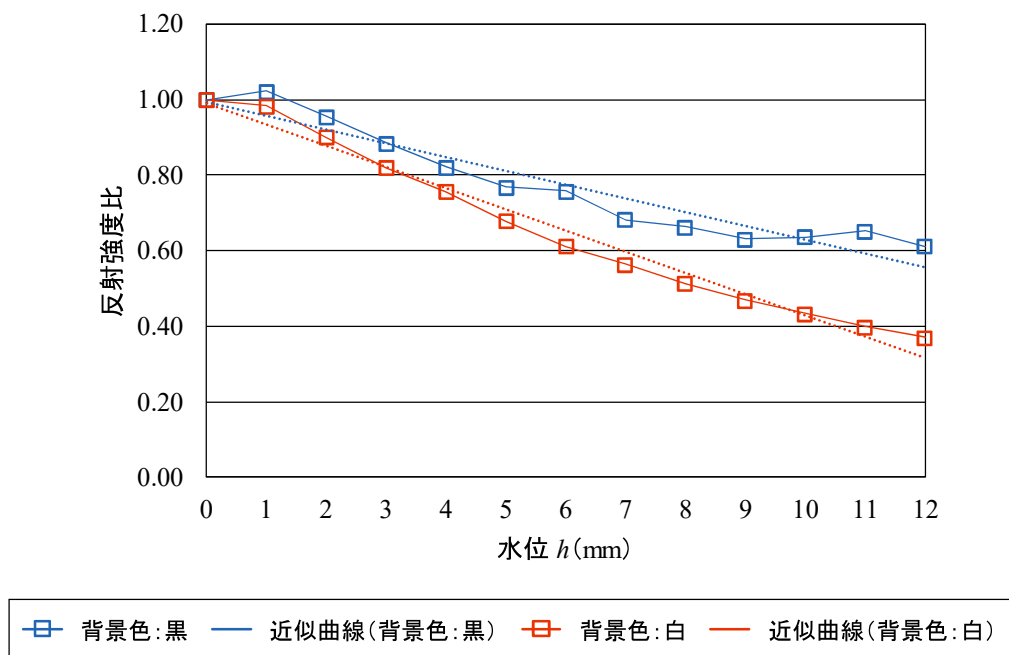


図 3.15 水位 h と波長 970 nm における反射強度比の関係

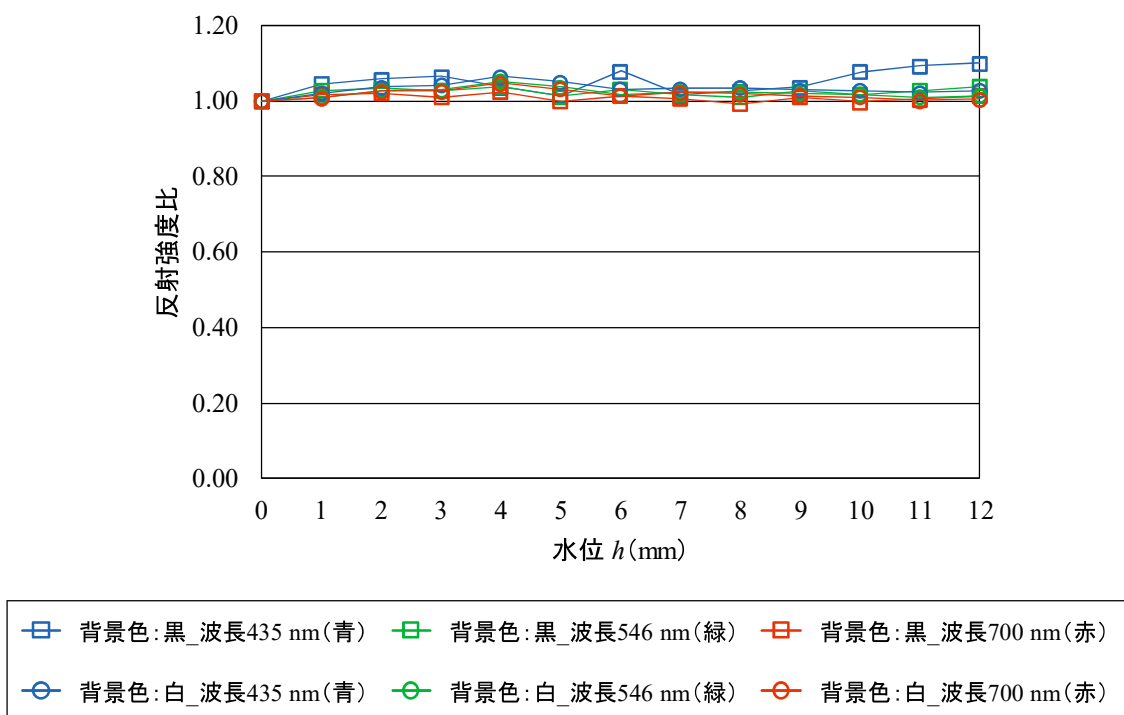


図 3.16 水位 h と可視光の代表波長における反射強度比の関係

3.3 腐食生成物上の水の光学スペクトル特性に関する検討

本節では、波長 970 nm における反射強度比によって腐食への影響が顕著となる厚さ 0.1 mm の水膜[5]を検出可能か否か検討する。また、耐候性鋼材表面に付着した水の水位が推定可能か否か検討する。そのために、霧吹きで水を噴霧した耐候性鋼材試験片を使用して腐食生成物上の水の光学スペクトル特性を検討し、シャーレ内の水の光学スペクトル特性と比較する。

3.3.1 試験片

図 3.17 に本研究で使用した試験片の外観写真とその諸元を示す。さび厚が異なる 2 つの試験片を使用して、さび厚が実験結果に与える影響を検討した。試験片の寸法は 70×150 mm である。また、両試験片ともさび厚は 400 μm 以下であるが、これは日本鋼構造協会（JSSC）による耐候性鋼材のさび外観評点[15]において評点 4（保護性さび）に分類される。

室内にて数日間放置することで乾燥状態とした試験片に、図 3.18 に示す霧吹きで水道水を霧状にして噴霧し、試験片を湿潤状態とした。

図 3.19 に光学スペクトルの測定範囲を示す。光学スペクトルの測定範囲は、縦横 60 mm（150 pixel）の内側とした。なお、この範囲の各 pixel から出力された全ての光学スペクトルについて、各波長における反射強度を波長毎に平均した。

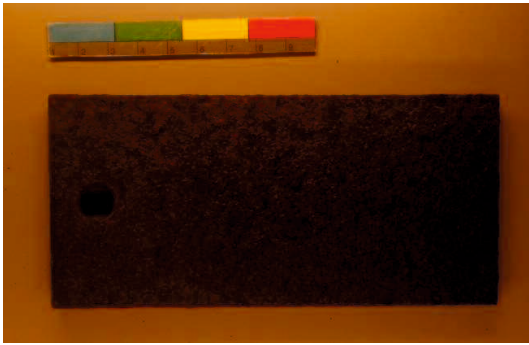
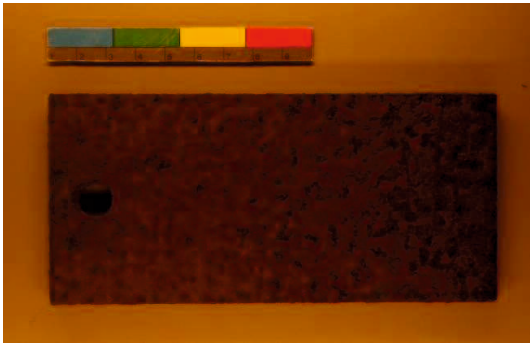
	試験片A	試験片B
外観写真		
寸法(mm)	70×150	
さび厚(μm)	201	387
	さび外観評点4(保護性さび)	

図 3.17 本研究で使用した試験片の外観写真とその諸元



図 3. 18 本研究で使用した霧吹きの外観写真

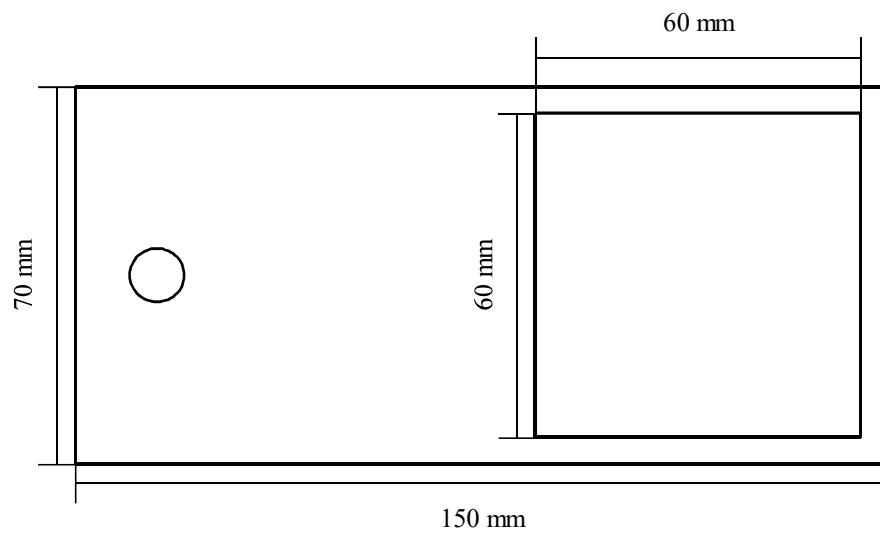


図 3. 19 光学スペクトルの測定範囲（試験片）

3.3.2 光学スペクトルの測定方法

図 3.20 に実験風景を示す。3.2.2 と同様に、暗室での測定とし、光源はハロゲンライトとした。また、光源の照度は試験片横の照度が 400-700 Lux になるように調節し、HSC は試験片表面から 20-30 cm 離して設置した。なお、光学スペクトル測定と同時に試験片重量も測定するために、試験片を電子はかりの上において測定した。

光学スペクトル測定は水を噴霧した直後を経過時間 $T = 0$ として 5 分おきに 90 分間実施し、これを各試験片 3 回ずつ実施した。このとき、ハロゲンライトは温度放射によって光を発する光源であるため、試験片表面の温度は光源の影響を受けて上昇すると考えられる。そこで、乾燥時間のばらつきを少なくするために、90 分間の測定中は常に同程度の照度で試験片を照らした。また、室温は 25°C で一定を保った。図 3.21 に経過時間 T と照度の関係を示す。全ての測定で試験片表面の照度は概ね 550-700 Lux の範囲にあり、試験片は同じ速度で乾燥したと考えられる。なお、照度は 550-700 Lux の範囲でばらつくが、これは照度計の設置方法（光源に対する照度計の位置や角度）に起因するものであり、試験片と光源の位置は全ての測定で固定しているため、実際には同じ照度で測定された。



図 3.20 実験風景（試験片）

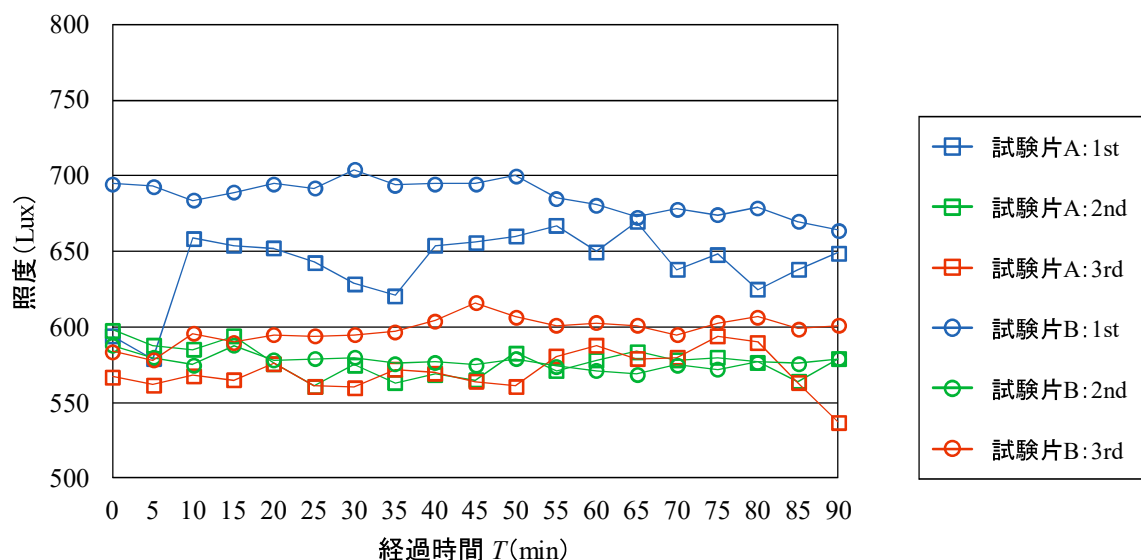


図 3.21 経過時間 T と照度の関係

3.3.3 光学スペクトルの測定結果

a) 腐食生成物上の水の光学スペクトル特性

図 3.22 に乾燥状態と $T = 0$ における光学スペクトルを示す。

- 可視光（波長 400-770 nm）

シャーレを使用した検討では水の有無にかかわらず、背景色を黒にした場合の反射強度は概ね 0.03 で一定であり、背景色を白にした場合の反射強度は概ね 0.80 で一定であることを示した。一方、試験片を使用した検討ではさび厚や実験回数によらず、いずれの波長においても $T = 0$ における反射強度は乾燥状態における反射強度と比較して小さい。

図 3.23 に乾燥状態と $T = 0$ における試験片の外観写真を示す。試験片や実験回数によらず、乾燥状態と $T = 0$ における試験片を外観写真によって区別することは困難である。しかし、目視では $T = 0$ における試験片表面は乾燥状態における試験片表面と比較して暗いことが認められた。

乾燥状態と $T = 0$ について、表 3.5 に可視光の代表波長における反射強度とそれらの組成比を示す。なお、図 3.24 は組成比を図示したものである。可視光の代表波長における反射強度およびそれらの組成比は、水を噴霧する前後でほとんど変化しない。これは、両試験片で認められた。

- 近赤外線（波長 770-1000 nm）

さび厚や実験回数によらず、いずれの波長においても $T = 0$ における反射強度は乾燥状態における反射強度と比較して小さい。これは、シャーレ内の水の光学スペクトル特性と類似の傾向である。しかし、シャーレ内の水では波長 970 nm における水の吸収帯を検出できたが、腐食生成物上の水では波長 970 nm において明確な吸収帯を検出できない。

b) 耐候性鋼材表面に付着した水の非接触検出

経過時間 T における試験片の重量変化量 W （g）は、式（3.4）によって計算できる。そのため、重量変化量 W は経過時間 T と乾燥状態における試験片重量の差であり、経過時間 T において試験片表面に付着した水の重量を示す。また、 $T = 0$ における重量変化量 W は試験片に噴霧した水量である。

$$W = W_T - W_{dry} \quad (3.4)$$

ここで、 W ：経過時間 T における試験片の重量変化量（g）

W_T ：経過時間 T における試験片の重量（g）

W_{dry} ：乾燥状態における試験片の重量（g）

図 3.25 に経過時間 T と重量変化量 W の関係を、表 3.6 に $T = 0$ と $T = 90$ における重量変化量 W を示す。試験片や実験回数によって試験片に噴霧した水量には若干のばらつきがあるものの、試験片は時間の経過とともに徐々に乾燥した。また、図 3.26 に $T = 90$ における試験片の外観写真を示す。 $T = 90$ において $W = 0$ となったケース（試験片と実験回数の組み合わせ）はないが、試験片表面に付着した水を外観写真や目視によって検出することはできなかった。

図 3.27 に経過時間 T と波長 970 nm における反射強度比の関係を示す。ここでの反射強度比と

は、乾燥状態における反射強度に対する湿潤状態（経過時間 $T = 0 - 90$ ）における反射強度の比である。本研究では測定誤差を考慮して、波長 970 nm における反射強度比が最初に 0.95 以上になったときに試験片は乾燥したと判断した。表 3.7 に反射強度比が最初に 0.95 以上になった時間を示す。重量変化量 W から判断すると 90 分間の測定中に完全に乾燥したケースはないが、HSC では $T = 30 - 75$ のときに乾燥状態と湿潤状態における試験片を区別できなくなる。なお、反射強度比が最初に 0.95 以上になる時間が試験片や実験回数によって異なるのは、試験片や実験回数によって試験片に噴霧した水量にばらつきがあるためであろう。そこで、試験片表面に付着した水の水位 H に着目した。ここで、水はさびの周りの凹部に溜まりやすいため、さびの大きさにばらつきがある場合、鋼材表面の水分布は均一にはならないと考えられる。しかし、本研究で使用した試験片はいずれもさび外観評点 4 に分類される比較的さびの小さな試験片を使用しているため、水は試験片表面全体に均一に付着していると仮定した。そのため、試験片表面に付着した水の水位 H は、経過時間 T における重量変化量 W を試験片全体の表面積（ $A = 70 \times 150 = 10500 \text{ mm}^2$ ）で除すことで算出した。

図 3.28 に経過時間 T と試験片表面に付着した水の水位 H の関係を、表 3.8 に反射強度比が最初に 0.95 以上になった時間における水位 H を示す。反射強度比が初めて 0.95 以上になる時間は試験片や実験回数によって異なるが、試験片表面に付着した水の水位 H は試験片や実験回数によらず概ね 0.05 である。そのため、反射強度比の閾値を 0.95 にすることで、腐食への影響が顕著となる厚さ 0.1 mm の水膜[5]は HSC によって検出できる。なお、 $T = 0$ のときに 0.1 mm 以上の水が付着したケースもあるが、図 3.23 でも示した通り、目視では試験片表面に水があることを明確には認められなかった。

波長 970 nm における反射強度比によって腐食への影響が顕著となる厚さ 0.1 mm の水膜[5]を検出できたため、次に、耐候性鋼材表面に付着した水の水位が予測可能か否か検討した。なお、HSC では反射強度比が 0.95 以上のときに乾燥状態における試験片と湿潤状態における試験片を区別できなくなるため、反射強度比が 0.95 以上（表 3.8 に示した時間から $T = 90$ ）のデータを除いて検討した。

c) 耐候性鋼材表面に付着した水の水位の定量評価方法（シャーレでの検討結果による水位予測）

式 (3.3) に示したシャーレ内の水の水位の予測式によって試験片表面に付着した水の水位が予測可能か否か検証した。そのために、図 3.27 に示した波長 970 nm における反射強度比を式 (3.3) に代入して、経過時間毎の水位を算出した。

図 3.29 に予測値と正解値の関係を示す。ここで、予測値とは式 3.3 によって算出された水位であり、正解値とは図 3.28 に示した水位である。試験片 A の測定回数 1 回目について、図 3.27 に示す通り $T = 0$ における反射強度比は 0.40 であるので、このとき試験片表面に付着した水の水位は式 (3.3 (a)) より 18.18 mm、式 (3.3 (b)) より 11.75 mm になる。しかし、図 3.28 に示す通り実際の水位は 0.13 mm であり、予測値と正解値は異なる。経過時間 $T = 5 - 90$ においても予測値と正解値は異なり、同様のことが他の実験ケースにおいても認められた。そのため、シャーレ内の水の水位の予測式は耐候性鋼材表面に付着した水の水位の予測には適用できないと判断した。

以上より、試験片での検討結果を使用して試験片表面に付着した水の水位の予測式を改めて

構築することにした．なお，シャーレ内の水の水位の予測式が耐候性鋼材表面に付着した水の水位の予測に適用できないのは，シャーレ内の水と腐食生成物上の水では光学スペクトル特性が異なるためであろう．

d) 耐候性鋼材表面に付着した水の水位の定量評価方法（試験片での検討結果による水位予測①）

図 3.27 に示した波長 970 nm における反射強度比によって試験片表面に付着した水の水位が予測可能か否か検証した．

表 3.9 に検討ケースを示す．各試験片をそれぞれ 3 回ずつ測定しているため，2 回の測定結果を使用して予測式を構築し，残りの 1 回の測定結果を使用して構築した予測式を検証する．

図 3.30 から図 3.32 に水位と波長 970 nm における反射強度比の関係を示す．いずれの図においても測定回数の違いによって 2 つのパスがあるが，簡単のために波長 970 nm における反射強度比と水位の関係を直線近似し，予測式とした．式 (3.5) から式 (3.7) にケース I からケースⅢの予測式をそれぞれ示す．(a) は試験片 A の予測式であり，(b) は試験片 B の予測式である．なお，反射強度比は乾燥状態における反射強度を分子にしており，理論的には $H = 0.00$ で $r_{R970} = 1.00$ になるため，切片が 1.00 になるように直線近似した．

$$r_{R970} = -3.662H + 1.00 \quad (3.5 \text{ (a)})$$

$$r_{R970} = -3.616H + 1.00 \quad (3.5 \text{ (b)})$$

$$r_{R970} = -5.602H + 1.00 \quad (3.6 \text{ (a)})$$

$$r_{R970} = -4.253H + 1.00 \quad (3.6 \text{ (b)})$$

$$r_{R970} = -4.668H + 1.00 \quad (3.7 \text{ (a)})$$

$$r_{R970} = -3.818H + 1.00 \quad (3.7 \text{ (b)})$$

ここで， r_{R970} ：波長 970 nm における反射強度比

H ：試験片表面に付着した水の水位 (mm)

図 3.33 から図 3.35 に予測式の検証結果を示す．ここで，予測値と正解値の関係式が $y = x$ のときに予測値と正解値はよく一致することを示すが，予測値と正解値の関係式は検討ケースによらず $y \neq x$ である．しかし，二乗平均はいずれの検討ケースにおいても概ね 1.000 であり，予測値と正解値の関係は線形関係にある．そこで，式 (3.5) から式 (3.7) がそれぞれ $y = x$ と一致するように，予測値に x の係数をそれぞれ乗じた．例えば，ケース I の試験片 A では 0.484，試験片 B では 1.071 を乗じた．これは，式 (3.5 (a)) を反時計回りに $\tan^{-1}(1.000) - \tan^{-1}(0.484) = 19.173$ 度，式 (3.5 (b)) を時計回りに $\tan^{-1}(1.071) - \tan^{-1}(1.000) = 1.963$ 度，回転移動することに等しい．

式 (3.8) から式 (3.10) にケース I からケースⅢの回転移動後の予測式をそれぞれ示す．

(a) は試験片 A の予測式であり，(b) は試験片 B の予測式である．

$$H = -0.132r_{R970} + 0.132 \quad (3.8 (a))$$

$$H = -0.195r_{R970} + 0.195 \quad (3.8 (b))$$

$$H = -0.294r_{R970} + 0.294 \quad (3.9 (a))$$

$$H = -0.252r_{R970} + 0.252 \quad (3.9 (b))$$

$$H = -0.266r_{R970} + 0.266 \quad (3.10 (a))$$

$$H = -0.170r_{R970} + 0.170 \quad (3.10 (b))$$

ここで, H : 試験片表面に付着した水の水位 (mm)

r_{R970} : 波長 970 nm における反射強度比

図 3.36 から図 3.38 に回転移動後の予測値と正解値の関係を示す. 検討ケースによらず予測値と正解値の関係式は概ね $y = x$ であり, 予測値と正解値はよく一致している.

e) 耐候性鋼材表面に付着した水の水位の定量評価方法 (試験片での検討結果による水位予測②)

また, 反射強度比は乾燥状態における耐候性鋼材表面の光学スペクトルを必要とするため, 湿潤状態における耐候性鋼材表面の反射強度によって試験片表面に付着した水の水位が予測可能か否か検討した.

図 3.39 から図 3.41 に水位と波長 970 nm における反射強度の関係を示す. いずれの図においても測定回数の違いによって 2 つのパスがあるが, 簡単のために波長 970 nm における反射強度と水位の関係を直線近似し, 予測式とした. 式 (3.11) から式 (3.13) にケース I からケース III の予測式をそれぞれ示す. (a) は試験片 A の予測式であり, (b) は試験片 B の予測式である. なお, 正解値が 0.00 (乾燥状態) のときに予測値も 0.00 になるように直線近似した.

$$R_{970} = -0.299H + 0.079 \quad (3.11 (a))$$

$$R_{970} = -0.186H + 0.064 \quad (3.11 (b))$$

$$R_{970} = -0.344H + 0.071 \quad (3.12 (a))$$

$$R_{970} = -0.378H + 0.113 \quad (3.12 (b))$$

$$R_{970} = -0.452H + 0.115 \quad (3.13 (a))$$

$$R_{970} = -0.476H + 0.128 \quad (3.13 (b))$$

ここで, R_{970} : 波長 970 nm における反射強度

H : 試験片表面に付着した水の水位 (mm)

図 3.42 から図 3.44 に予測式の検証結果を示す. 図 3.33 から図 3.35 と同様に, 予測値と正解値の関係式は検討ケースによらず $y \neq x$ であるが, 二乗平均はいずれの検討ケースにおいても概ね 1.000 であり, 予測値と正解値の関係は線形関係にあるため, 式 (3.11) から式 (3.13) がそれぞれ $y = x$ と一致するように, 予測値に x の係数を乗じた.

式 (3.14) から式 (3.16) にケース I からケース III の回転移動後の予測式をそれぞれ示す.
(a) は試験片 A の予測式であり, (b) は試験片 B の予測式である.

$$H = -1.771R_{970} + 0.131 \quad (3.14 \text{ (a) })$$

$$H = -2.280R_{970} + 0.194 \quad (3.14 \text{ (b) })$$

$$H = -3.977R_{970} + 0.294 \quad (3.15 \text{ (a) })$$

$$H = -1.975R_{970} + 0.252 \quad (3.15 \text{ (b) })$$

$$H = -1.981R_{970} + 0.265 \quad (3.16 \text{ (a) })$$

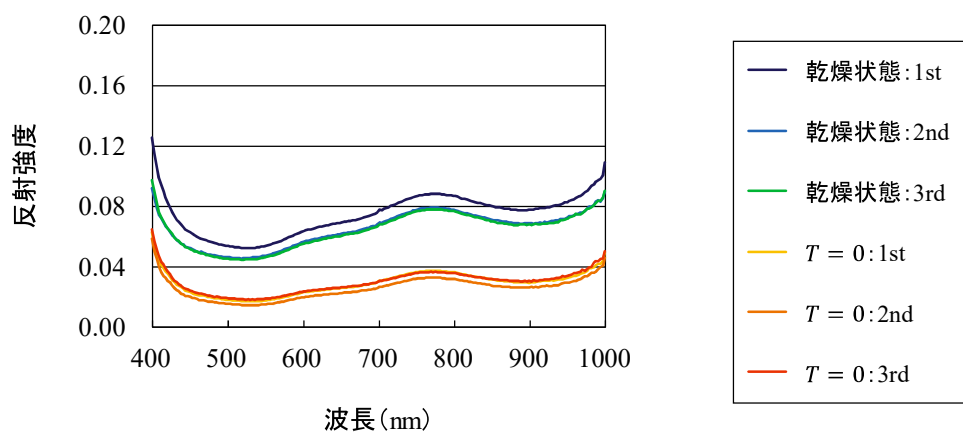
$$H = -1.356R_{970} + 0.171 \quad (3.16 \text{ (b) })$$

ここで, H : 試験片表面に付着した水の水位 (mm)

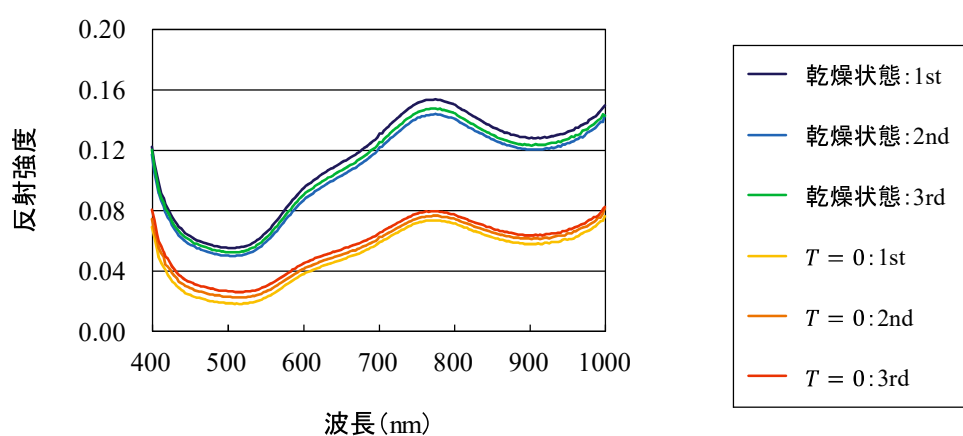
R_{970} : 波長 970 nm における反射強度

図 3.45 から図 3.47 に回転移動後の予測値と正解値の関係を示す. 検討ケースによらず予測値と正解値の関係式は概ね $y = x$ であり, 予測値と正解値はよく一致している.

以上より, 耐候性鋼材表面に付着した水の水位は, 波長 970 nm における反射強度比や反射強度によって精度よく推定できる. ただし, 試験片や測定回数毎に異なる係数を乗じる必要があり, この原因はさび厚や外観に起因していると考えられるため, 今後はさび厚や外観が異なる試験片で同様の検討をしてデータを蓄積する必要がある.



(a) 試験片 A



(b) 試験片 B

図 3.22 乾燥状態と $T = 0$ における光学スペクトル

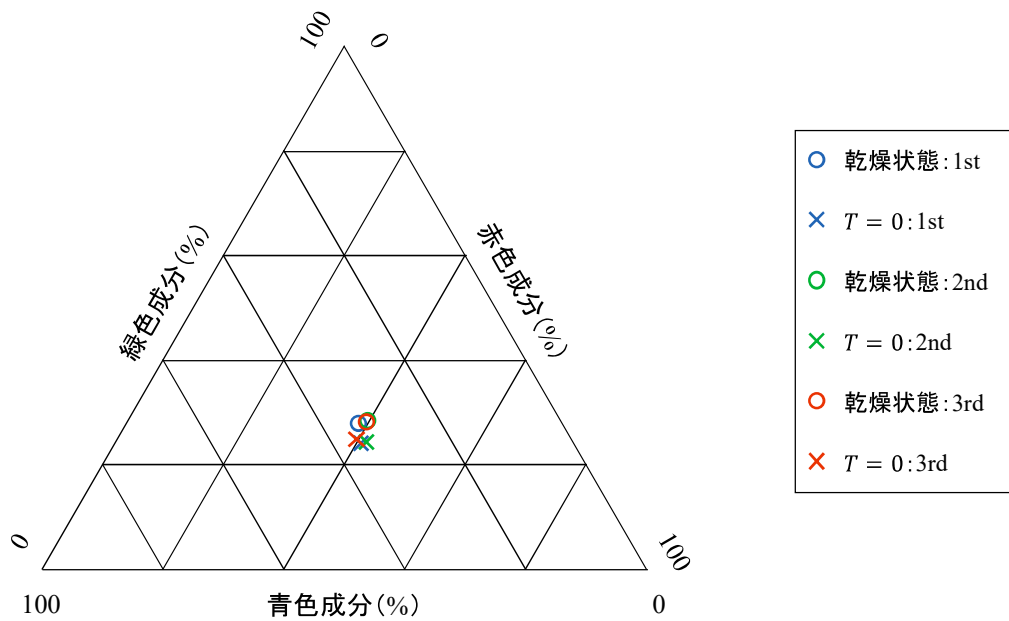
試験片	乾燥状態			$T = 0$		
	1st	2nd	3rd	1st	2nd	3rd
A						
B						

 光学スペクトルの測定範囲 (60 × 60 mm)

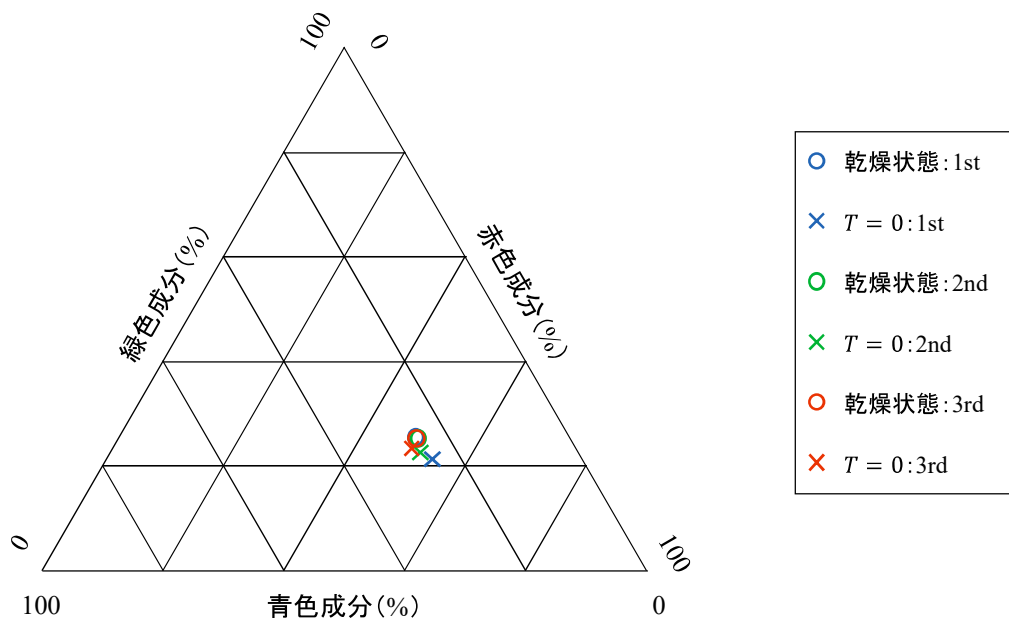
図 3.23 乾燥状態と $T = 0$ における試験片のデジタルカメラ画像

表 3.5 可視光の代表波長における反射強度とそれらの組成比（試験片）

試験片	実験回数	状態	反射強度			組成比 (%)		
			波長435 nm (青)	波長546 nm (緑)	波長700 nm (赤)	波長435 nm (青)	波長546 nm (緑)	波長700 nm (赤)
A	1st	乾燥状態	0.07	0.05	0.08	0.34	0.27	0.39
		$T = 0$	0.03	0.02	0.03	0.35	0.23	0.41
	2nd	乾燥状態	0.06	0.05	0.07	0.32	0.28	0.4
		$T = 0$	0.02	0.02	0.03	0.35	0.24	0.42
	3rd	乾燥状態	0.06	0.05	0.07	0.33	0.27	0.4
		$T = 0$	0.03	0.02	0.03	0.36	0.24	0.40
B	1st	乾燥状態	0.07	0.07	0.13	0.26	0.25	0.50
		$T = 0$	0.03	0.02	0.06	0.25	0.2	0.54
	2nd	乾燥状態	0.06	0.06	0.12	0.26	0.24	0.5
		$T = 0$	0.03	0.03	0.06	0.27	0.22	0.52
	3rd	乾燥状態	0.06	0.06	0.13	0.26	0.25	0.5
		$T = 0$	0.04	0.03	0.07	0.27	0.23	0.5



(a) 試験片 A



(b) 試験片 B

図 3.24 可視光の代表波長における反射強度の組成比 (試験片)

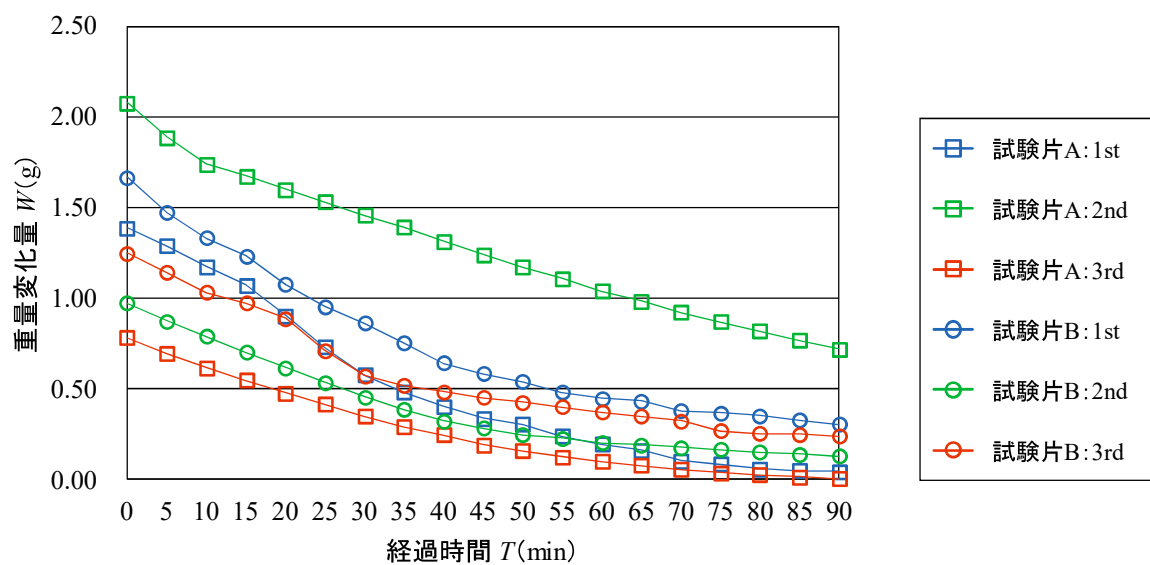


図 3.25 経過時間 T と重量変化量 W の関係

表 3.6 $T = 0$ と $T = 90$ における重量変化量 W

試験片	実験回数	$T = 0$	$T = 90$
A	1st	1.39	0.04
	2nd	2.08	0.72
	3rd	0.78	0.01
B	1st	1.67	0.31
	2nd	0.98	0.13
	3rd	1.25	0.24

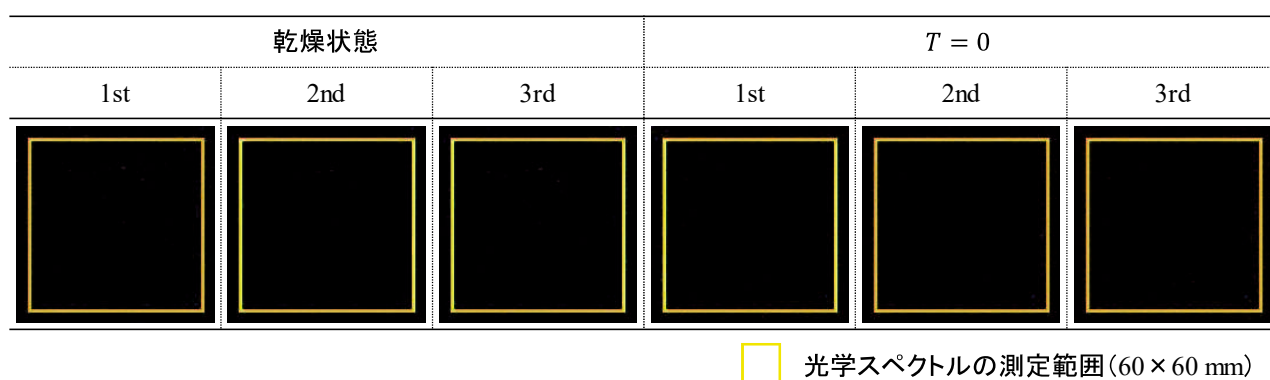


図 3.26 $T = 90$ における試験片のデジタルカメラ画像

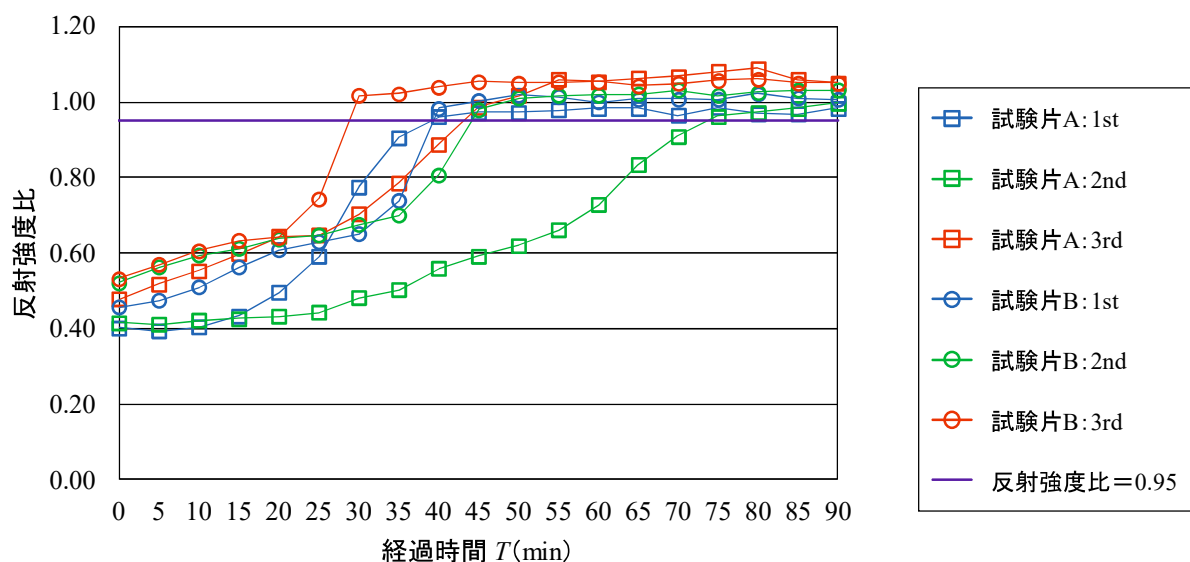


図 3.27 経過時間 T と波長 970 nm における反射強度比の関係

表 3.7 反射強度比が最初に 0.95 以上になった時間

試験片	実験回数	経過時間 T
A	1st	40
	2nd	75
	3rd	45
B	1st	40
	2nd	45
	3rd	30

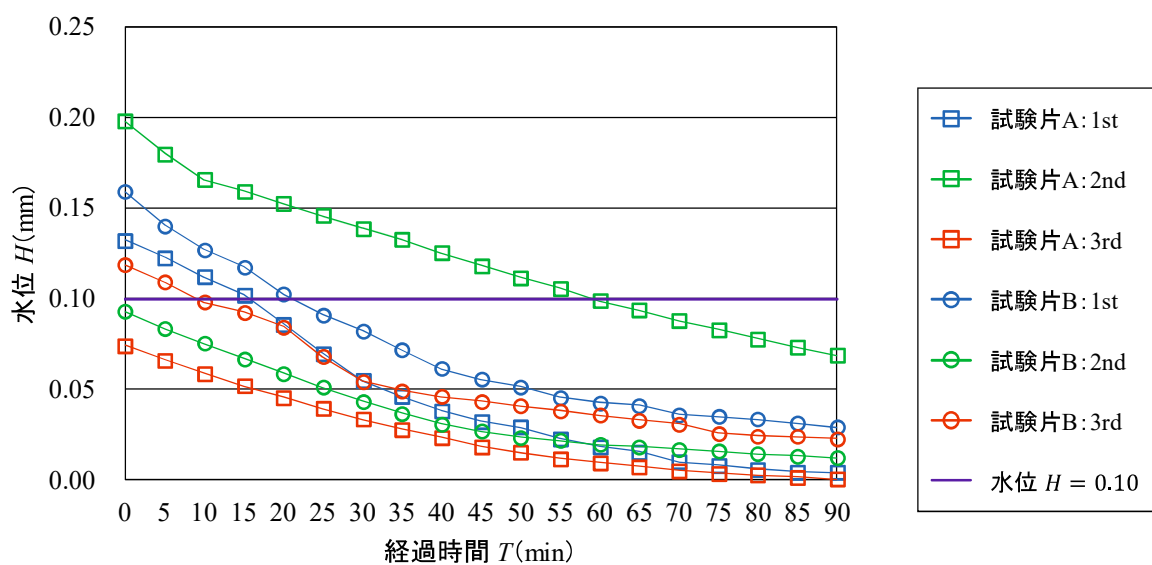
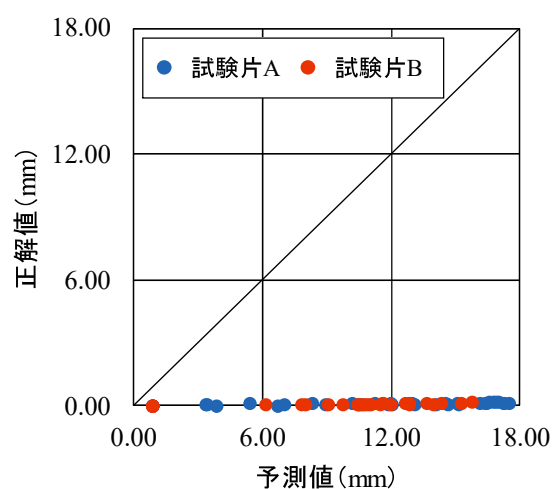


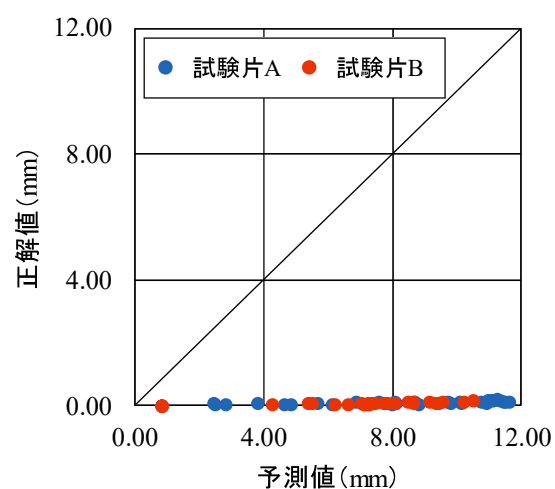
図 3.28 経過時間 T と試験片表面に付着した水の水位 H の関係

表 3.8 反射強度比が最初に 0.95 以上になった時間における水位 H

試験片	実験回数	経過時間 T	水位 H
A	1st	40	0.04
	2nd	75	0.08
	3rd	45	0.02
B	1st	40	0.06
	2nd	45	0.03
	3rd	30	0.05



(a) 試験片 A

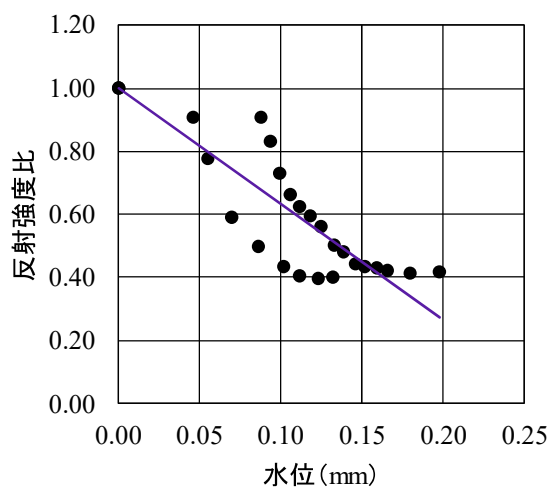


(b) 試験片 B

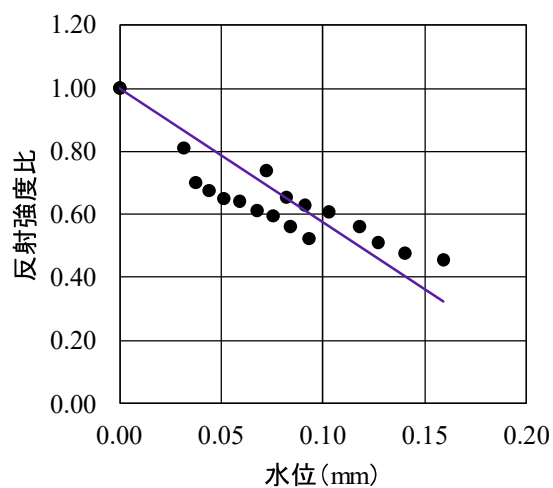
図 3.29 正解値と予測値の関係①

表 3.9 検討ケース

試験片	検討ケース	予測式の構築に使用するデータ	予測式の検証に使用するデータ
A	ケース I	測定回数1回目と2回目のデータ	測定回数3回目のデータ
	ケース II	測定回数2回目と3回目のデータ	測定回数1回目のデータ
	ケース III	測定回数1回目と3回目のデータ	測定回数2回目のデータ
B	ケース I	測定回数1回目と2回目のデータ	測定回数3回目のデータ
	ケース II	測定回数2回目と3回目のデータ	測定回数1回目のデータ
	ケース III	測定回数1回目と3回目のデータ	測定回数2回目のデータ

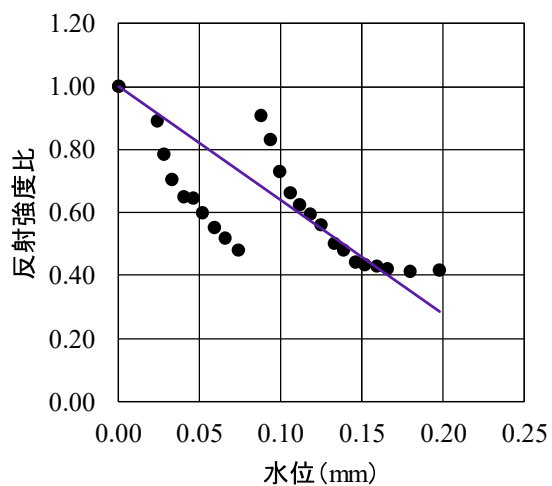


(a) 試験片 A

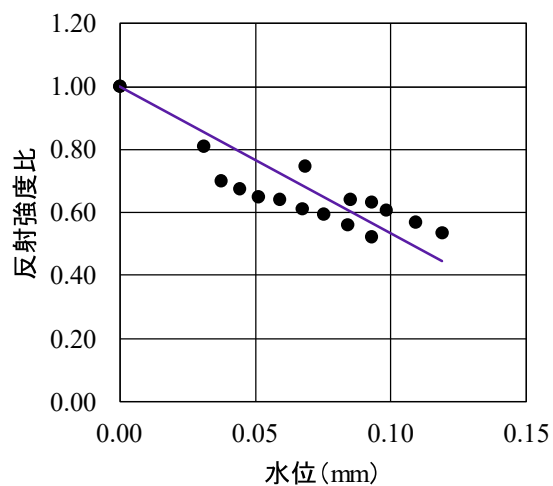


(b) 試験片 B

図 3.30 水位と波長 970 nm における反射強度比の関係 (ケース I)

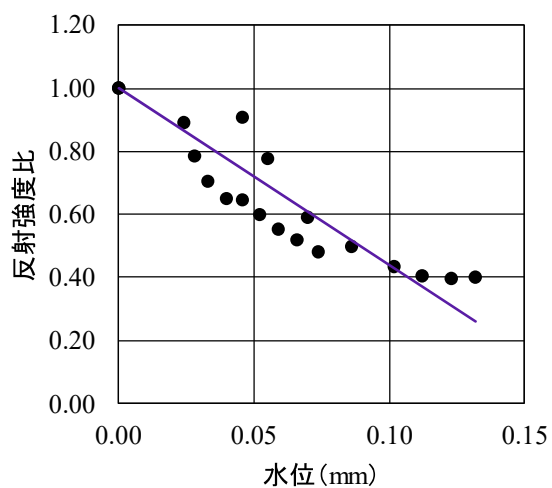


(a) 試験片 A

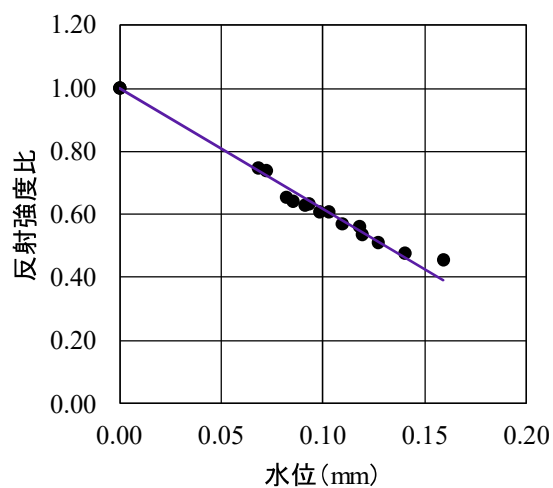


(b) 試験片 B

図 3.31 水位と波長 970 nm における反射強度比の関係 (ケース II)

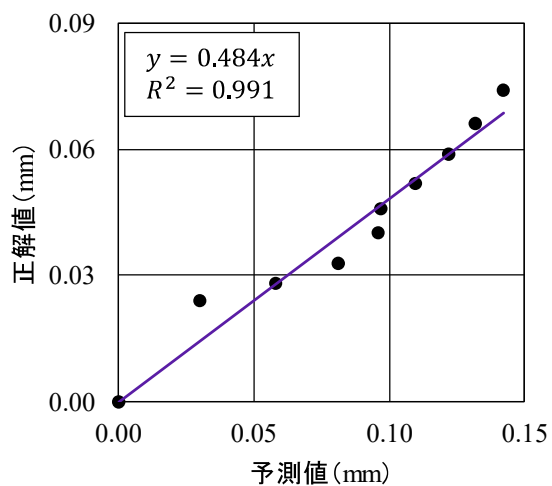


(a) 試験片 A

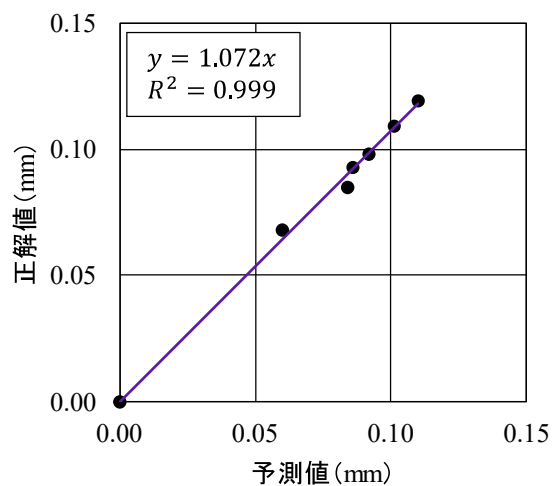


(b) 試験片 B

図 3.32 水位と波長 970 nm における反射強度比の関係 (ケースⅢ)

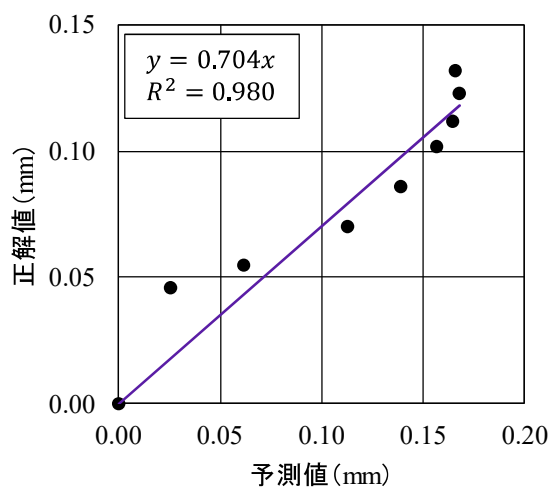


(a) 試験片 A

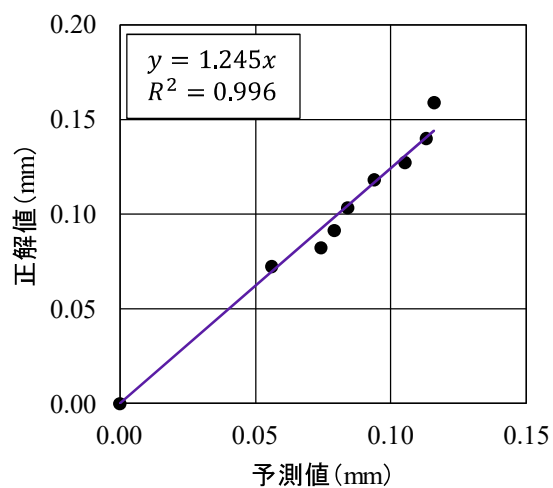


(b) 試験片 B

図 3.33 予測値と正解値の関係 (回転移動前 : 式 (3.5) による予測)

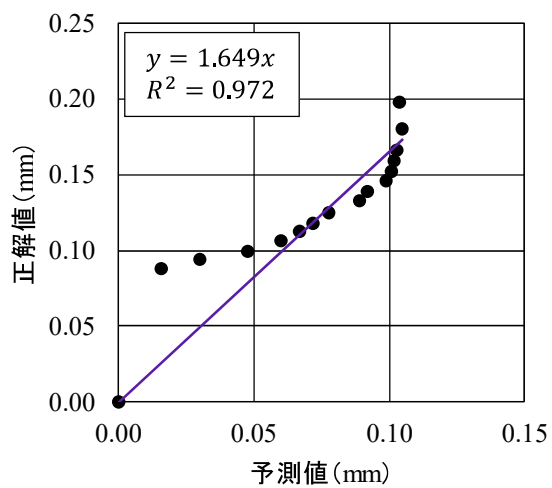


(a) 試験片 A

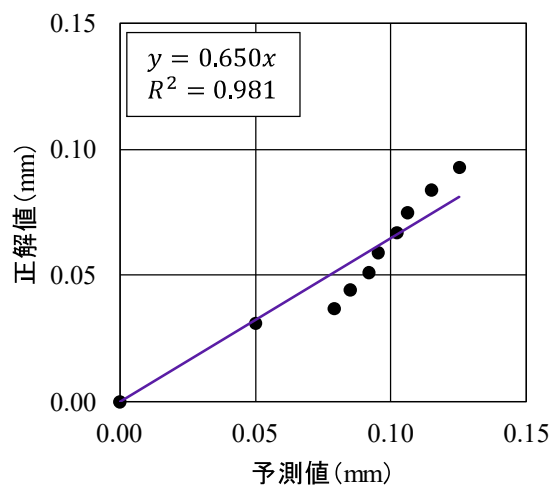


(b) 試験片 B

図 3.34 予測値と正解値の関係 (回転移動前 : 式 (3.6) による予測)

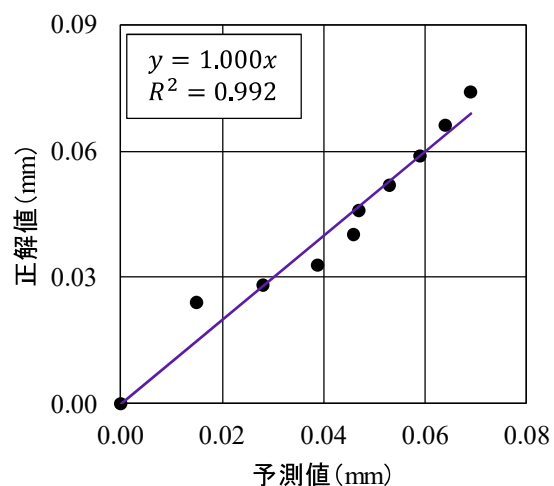


(a) 試験片 A

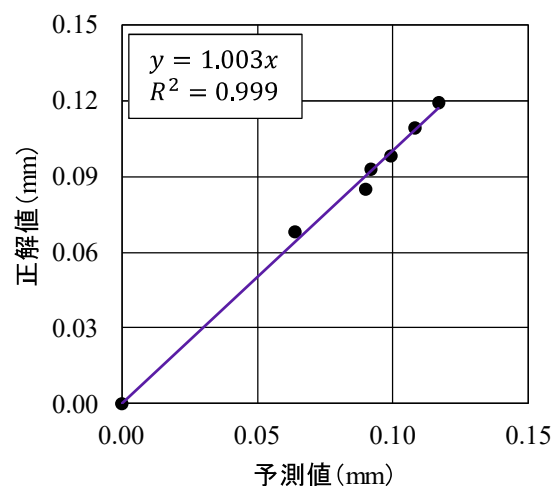


(b) 試験片 B

図 3.35 予測値と正解値の関係 (回転移動前 : 式 (3.7) による予測)

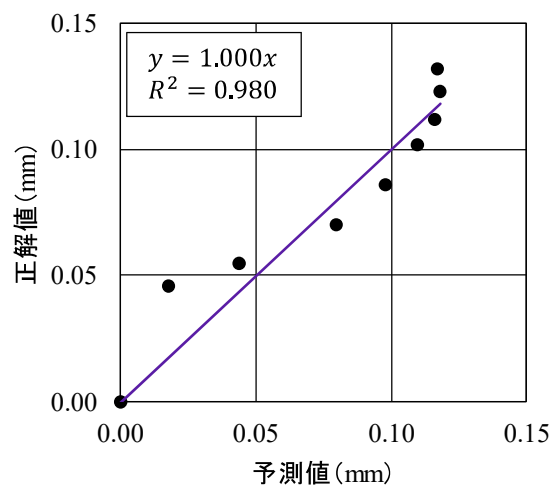


(a) 試験片 A

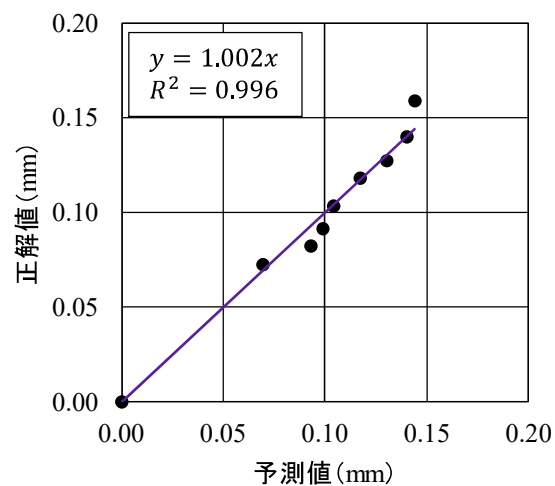


(b) 試験片 B

図 3.36 予測値と正解値の関係 (式 (3.8) による予測: 回転移動後)

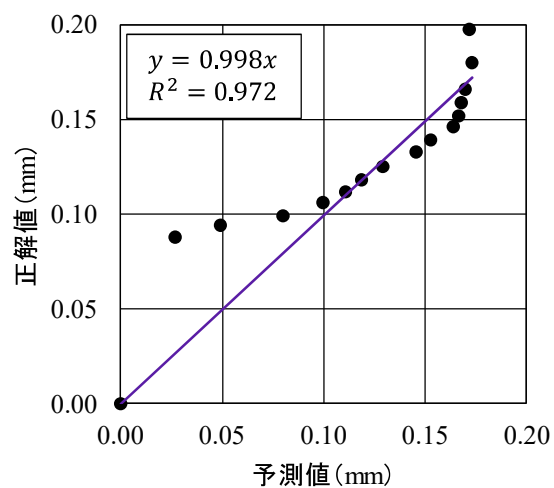


(a) 試験片 A

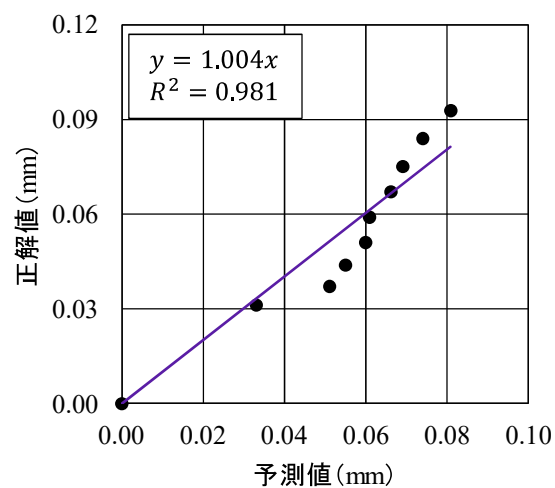


(b) 試験片 B

図 3.37 予測値と正解値の関係 (式 (3.9) による予測: 回転移動後)

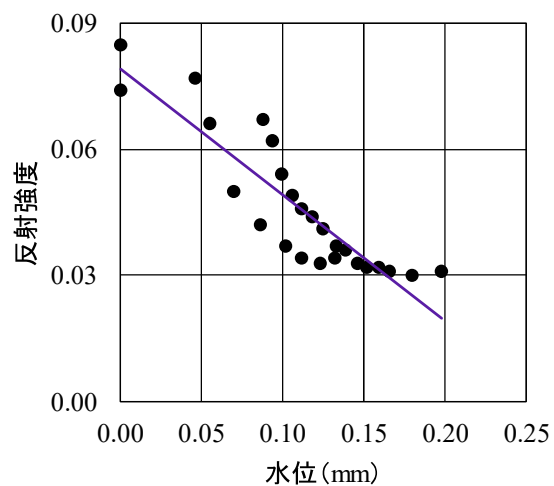


(a) 試験片 A

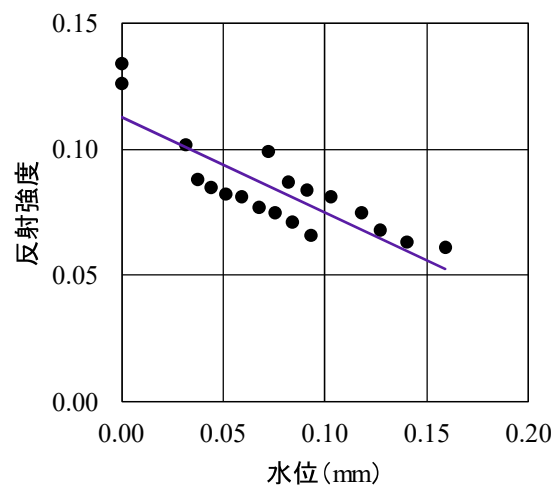


(b) 試験片 B

図 3.38 予測値と正解値の関係 (式 (3.10) による予測：回転移動後)

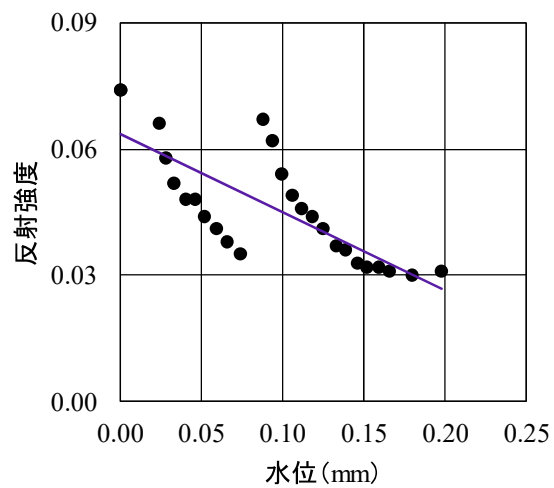


(a) 試験片 A

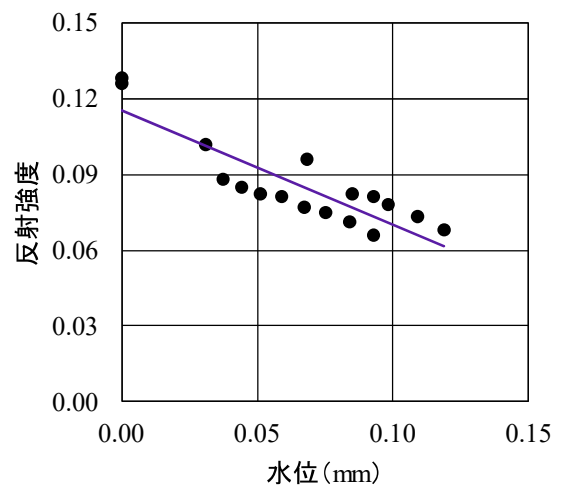


(b) 試験片 B

図 3.39 水位と波長 970 nm における反射強度の関係 (ケース I)

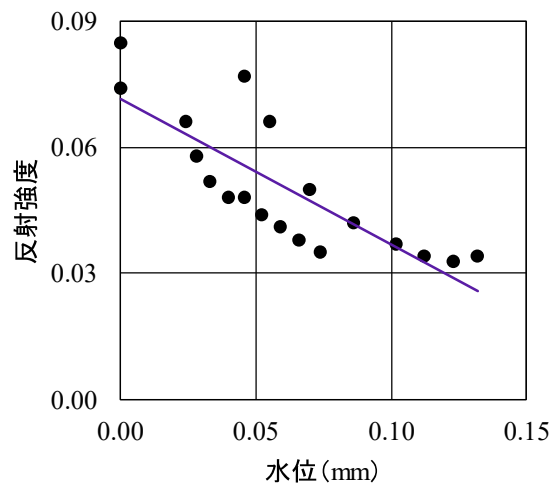


(a) 試験片 A

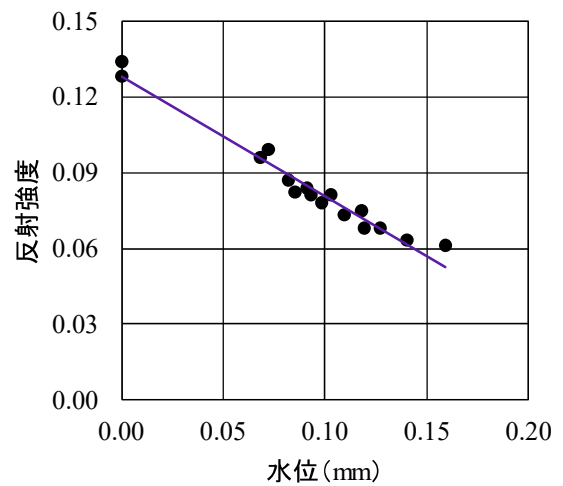


(b) 試験片 B

図 3.40 水位と波長 970 nm における反射強度の関係 (ケース II)

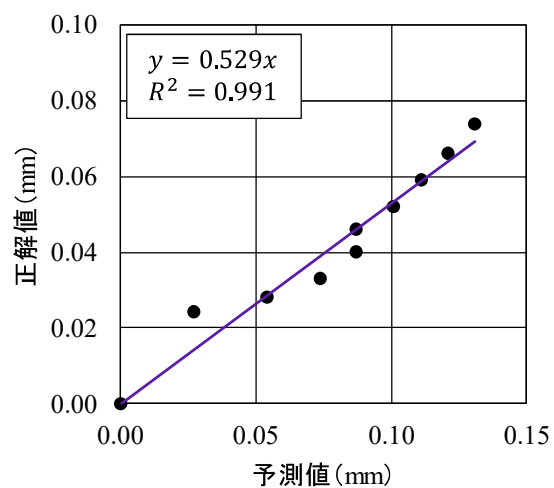


(a) 試験片 A

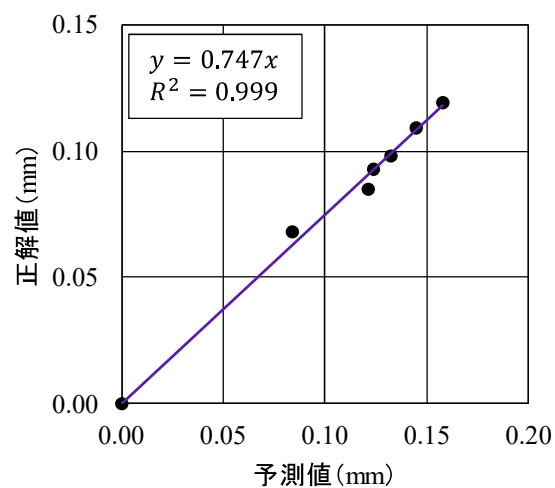


(b) 試験片 B

図 3.41 水位と波長 970 nm における反射強度の関係 (ケース III)

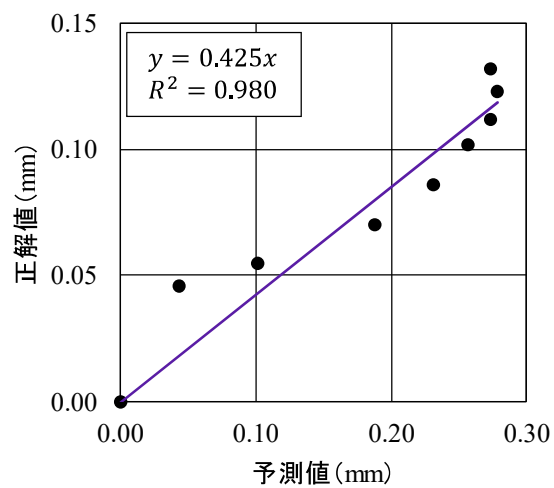


(a) 試験片 A

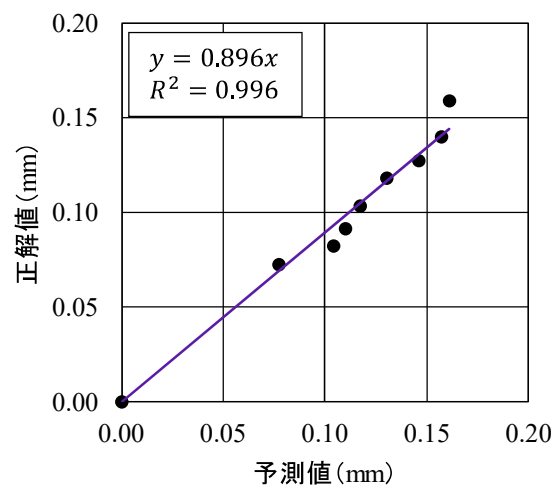


(b) 試験片 B

図 3.42 予測値と正解値の関係 (式 (3.11) による予測：回転移動前)

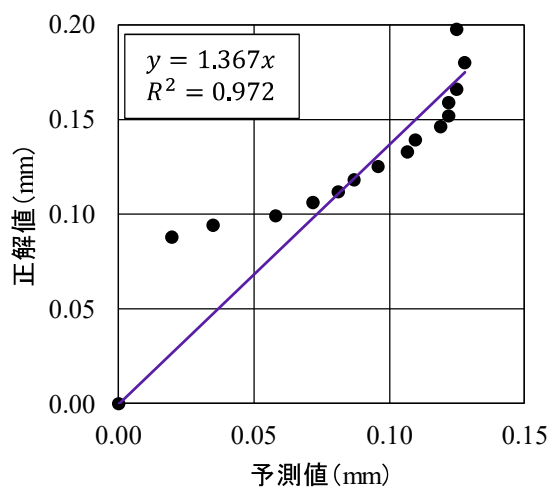


(a) 試験片 A

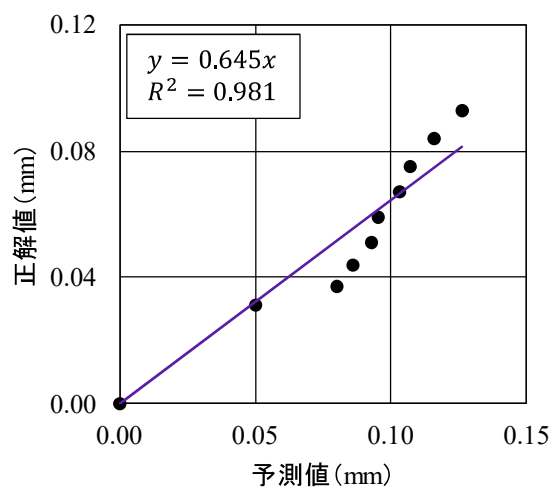


(b) 試験片 B

図 3.43 予測値と正解値の関係 (式 (3.12) による予測：回転移動前)

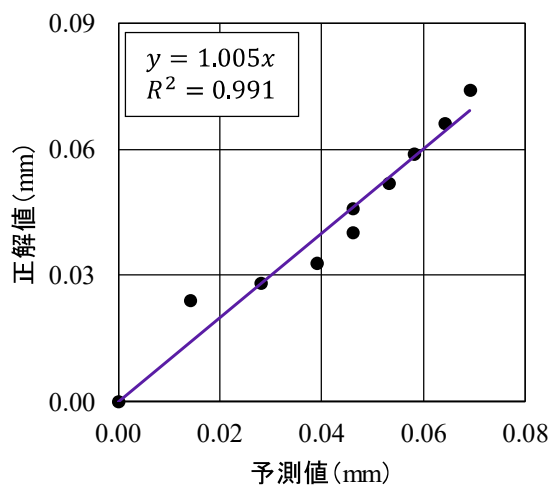


(a) 試験片 A

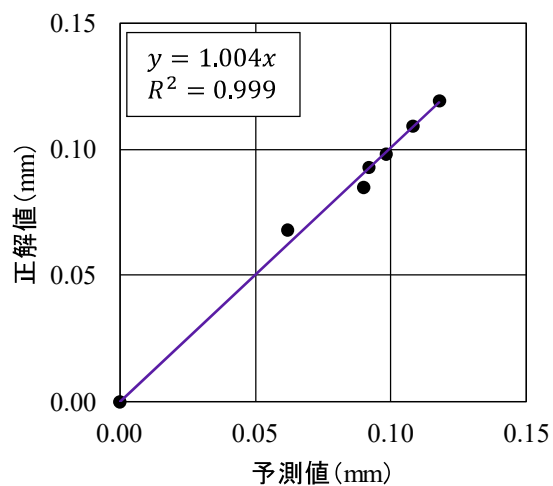


(b) 試験片 B

図 3.44 予測値と正解値の関係 (式 (3.13) による予測：回転移動前)

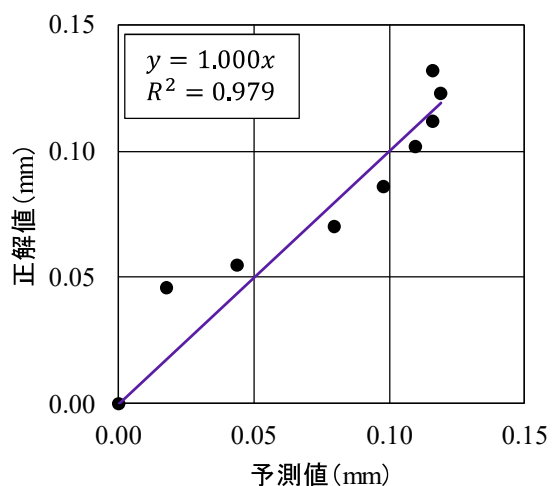


(a) 試験片 A

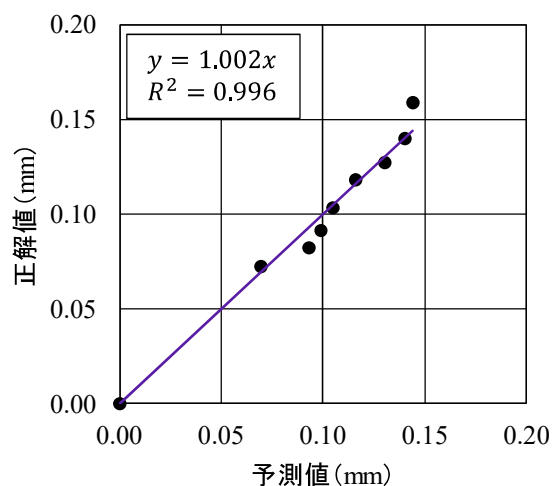


(b) 試験片 B

図 3.45 予測値と正解値の関係 (式 (3.14) による予測：回転移動後)

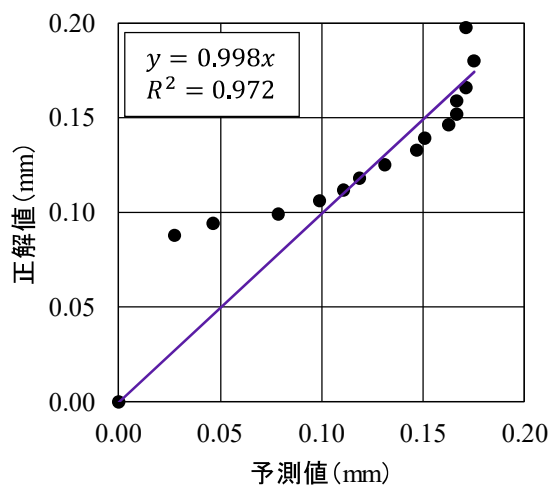


(a) 試験片 A

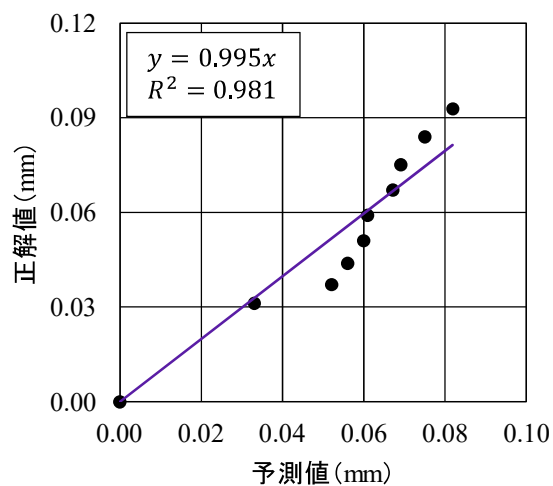


(b) 試験片 B

図 3.46 予測値と正解値の関係 (式 (3.15) による予測：回転移動後)



(a) 試験片 A



(b) 試験片 B

図 3.47 予測値と正解値の関係 (式 (3.16) による予測：回転移動後)

3.4 本章のまとめ

本研究ではまず、腐食生成物上の水の検出に向けた基礎的な研究として、シャーレ内で水位を変えて水の光学スペクトルを測定し、HSC で検出される水の光学スペクトル特性を検討した。次に、霧吹きで水を噴霧した耐候性鋼材試験片を使用して、腐食生成物上の水の光学スペクトル特性を検討した。これらの検討結果により、耐候性鋼材表面に付着した水の非接触検出方法および検出した水の水位の定量評価方法を提案した。本研究で得られた知見を以下に示す。

- 1) シャーレ内で水位を変えて水の光学スペクトルを測定した結果、HSC で検出される水の基本的な光学スペクトル特性として、波長 970 nm において O-H の伸縮振動による水の吸収帯がみられることや波長 970 nm における反射強度比（乾燥状態の反射強度に対する湿潤状態の反射強度の相対値）によってシャーレ内の水の水位は概ね予測可能である。
- 2) 腐食した耐候性鋼材試験片表面の光学スペクトルを乾湿状態でそれぞれ測定した結果、本研究で使用した試験片（試験片 A：さび厚 201 μm ，試験片 B：さび厚 387 μm ）においては、波長 970 nm における反射強度比（乾燥状態の反射強度に対する湿潤状態の反射強度の相対値）によって腐食への影響が顕著となる厚さ 0.1 mm の水膜を検出できた。
- 3) また、シャーレ内の水と腐食生成物上の水の光学スペクトル特性を比較した結果、これらの光学スペクトル特性は異なり、シャーレ内の水の光学スペクトルでは耐候性鋼材表面に付着した水の水位を予測できないことが認められた。一方、腐食生成物上の水の波長 970 nm における反射強度比や反射強度と耐候性鋼材表面に付着した水の水位の関係式を示した。この関係式によって耐候性鋼材表面に付着した水の水位を精度よく推定できる可能性を示したが、試験片毎に異なる係数を乗じる必要があり、この原因はさび厚や外観に起因していると考えられる。

本研究では暗室において、腐食の本質的な要因である水を光学スペクトルによって耐候性鋼材表面から非接触で検出し、検出した水の水位を予測するための基礎的な知見を得た。今後はさび厚や外観が異なる試験片で同様の検討をし、データを蓄積する。また、実橋梁で実測し、本研究で提案した耐候性鋼材表面に付着した水の水位予測式の有効性を確認したい。

参考文献

- [1] 原修一, 上村隆之, 門長猛, 幸英昭: 山間部橋梁桁各部位の実測結露時間によるぬれ環境評価, *Zairyo-to-Kankyo*, 55 巻 2 号, pp. 75-81, 2006.
- [2] D. C. Cook, *Proc. Int. CORROSION 2000*, NACE International, Houston, TX, 449, pp. 1, 2000.
- [3] 元田慎一, 鈴木揚之助, 篠原正, 辻川茂男, 押川渡, 糸村昌祐, 福島敏郎, 出雲茂人: AC M 型腐食センサで測定した海洋性大気の腐食環境条件の年変化, *Zairyo-to-Kankyo*, 44 巻 4 号, pp. 218-215, 1995.
- [4] C. Leygraf and T. Graedel: *Atmospheric Corrosion*, Wiley Interscience, New York, 2000.
- [5] 腐食防食協会編, 「腐食防食便覧」, 日刊工業新聞社, 1986.
- [6] 多田英司, 西方篤: 金属の腐食のしくみ, 化学と教育, 65 巻 12 号, 2017.
- [7] A. Nishikata, Y. Ichihara and T. Tsuru: Electrochemical impedance spectroscopy of metals covered with a thin electrolyte layer, *Electrochimica Acta*, Vol. 41, Issues 7-8, pp. 1057-1062, 1996.
- [8] 増田貴之, 赤星博仁: スラブ湿潤状態評価技術の開発ー光学センサと自律走行式ロボットによる自動評価システムの構築ー, 奥村組技術研究年報, No. 49, 2023.
- [9] 池羽田晶文, 後藤剛喜, 森澤勇介, 東昇, 尾崎幸洋: 遠紫外分光法による水及び水溶液の分析, 分析化学, 60 巻 1 号, 2011.
- [10] 近藤直: 近赤外線センサの視覚能力, 農業機械学会誌, 58 巻 6 号, 1996.
- [11] R. Kapoor, A. Malvandi, H. Feng and M. Kamruzzaman: Real-time moisture monitoring of edible coated apple chips during hot air drying using miniature NIR spectroscopy and chemometrics, *LWT*, Vol. 154, 2022.
- [12] B. Bruning, H. Liu, C. Brien, B. Berger, M. Lewis and T. Garnett: The Development of Hyperspectral Distribution Maps to Predict the Content and Distribution of Nitrogen and Water in Wheat (*Triticum aestivum*), *Frontiers in plant science*, Vo. 10, 2019.
- [13] D. Wu, S. Wang, N. Wang, P. Nie, Y. He, D. W. Sun and J. Yao: Application of Time Series Hyperspectral Imaging (TS-HSI) for Determining Water Distribution Within Beef and Spectral Kinetic Analysis During Dehydration, *Food and Bioprocess Technology*, Vol. 6, pp. 2943-2958, 2013.
- [14] ElMasry, G., Sun, D., W., and Allen, P., Non-destructive determination of water-holding capacity in fresh beef by using NIR hyperspectral imaging, *Food Research International*, Vol. 44, Issue 9, pp. 2624-2633, 2011.
- [15] (社) 日本鋼構造協会: 耐侯性鋼橋梁の適用性評価と防食予防保全, JSSC テクニカルレポート, No. 86, 2009.

第4章 耐候性鋼材表面のさび状態評価に関する検討

4.1 本章の目的

耐候性鋼橋梁の維持管理のためには、耐候性鋼材表面のさび状態を定期的に把握する必要がある[1, 2]。現在、耐候性鋼材表面のさび状態は日本鋼構造協会（以下、JSSC）が定めたさび外観評点[3]に沿って評価されているが、当該評価基準は主として外観に基づくものである。そのため、知識や経験といった評価者の技量による評価の違いが危惧される。このような課題を解決するために、さび画像に画像処理や機械学習を適用した簡易なさび状態評価方法に関する研究が2000年代後半から現在まで盛んに実施されてきた。

後藤ら[4]はさび外観評点別のさび画像に対してウェーブレット変換による多重解像度解析を実施し、さびの粗密さがさび画像の周波数エネルギー比の違いとして表現できることを示した。また、さび画像の周波数エネルギー特性を学習パターンとするさび外観評点のサポートベクトルマシーン分類器を構築し、耐候性鋼材のさび外観評価において現行の評価基準を補完し得ることを明らかにした。さらに、腐食した耐候性鋼材のさび状態を割り当てるためのウェーブレット変換と PSO-SVM 技術を統合することにより、画像ベースの評価への効果的なアプローチを提供した[2]。河村ら[5]はフーリエ変換、ウェーブレット変換および同時生起行列によってさび画像から抽出した画像特徴量を使用したニューラルネットワーク分類器を検討した。森田ら[6]はセロファンテープ試験で採取したさびに画像解析を適用するさび状態評価方法を提案し、提案方法によりさびの粒径を計測することができることを明らかにした。また、セロファンテープ試験で採取したさびの最小径 4.0 mm 以上の分布と個数を見ることで、評点 2 以下、評点 3、評点 4 以上が区別できることを示した。

最近では、深層学習の一つで画像解析に長けた畳み込みニューラルネットワーク（以下、CNN）ベースの分類器が提案されている[7-14]。例えば、佐々木ら[7]は学習データであるさび画像の多様化による分類器の汎用性向上を目標に、角度のついたさび画像を学習させた場合の CNN 分類器の精度を検証し、点検者による様々な撮影条件のさび画像に対する CNN 分類器の汎用性を検討した。光野ら[8]は、モデル構造の違いによる分類傾向の確認および複数モデルを使用した多数決によるアンサンブル法の実施によって簡便性と実用性を有するさび状態評価方法を検討し、さび画像の分類精度はモデルにおける畳み込み層構造の層構造パターンに比べて pooling 方法の違いによる影響を受けやすいことを明らかにした。また、複数の学習済みモデルを使用した多数決による簡易なアンサンブル法を使用することにより、誤判定の傾向をコントロールしながら分類精度の更なる向上が可能であることを示した。一方、構築した分類器の評価精度に向上の余地があること[11]や学習と検証に使用したさび画像の解像度が異なる場合に評価精度が低下する[13]などの課題があるため実用には供されておらず、未だに研究段階である。

以上のように、既往の研究[2, 4-14]ではデジタルカメラ画像を使用した耐候性鋼材表面のさび状態評価方法が提案されているが、さびは多種多様な色調をもつため、さび状態の定量評価のためには可視光の波長情報に加えて近赤外線の波長情報も必要であると考えた。これについて、ステンレス鋼材や普通鋼材において、近赤外線の光学スペクトルがデジタルカメラ画像よりも

さび検出に有効である[15]ことや、さび状態の識別に有効な分類器の構築が可能である[16]ことが示されている。近赤外線の光学スペクトルは耐候性鋼材表面のさび状態評価にも有効であると考えられるが、そのような研究はない。

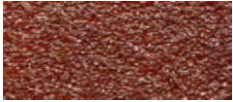
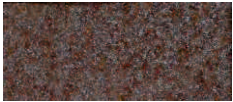
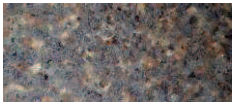
そこで本章では、光学スペクトルと教師あり学習分類器を組み合わせた新しいアプローチによる耐候性鋼材表面のさび状態評価方法を検討することを目的とする。そのためにまず、箱内密封曝露により腐食させた耐候性鋼材試験片と小型環境試験機で腐食させた耐候性鋼材試験片を使用して、耐候性鋼材表面に生成したさびの光学スペクトル特性を検討する。次に、耐候性鋼材表面のさび状態評価のための特徴量抽出方法を示し、分類器構築方法を提案する。

4.2 光学スペクトルの測定方法と測定結果

4.2.1 耐候性鋼材表面のさび状態評価基準

本研究では日本の評価基準[3]を参考にして、耐候性鋼材表面のさび状態を評価する。表 4.1 に JSSC による耐候性鋼材のさび外観評点[3] (1-4 列目) と本研究での評価基準 (5 列目) を示す。JSSC は耐候性鋼材表面のさび状態を外観とさび厚の観点から 5 つのカテゴリーに分類している。この評価基準のうち、評点 4 と評点 3 に分類されるさびは外観には違いがあるがさび厚は同程度 (200-400 μm) であり、ともに保護性さびに分類される。耐候性鋼橋梁の維持管理のためには保護性さび (評点 3) と非保護性さび (評点 2) の区別が特に重要であるため、本研究では評点 3 と評点 4 をまとめた 4 段階評価を試みた。なお、本研究の評価基準においては、クラス B が保護性さび、クラス C が非保護性さびである。

表 4.1 JSSC による耐候性鋼材のさび外観評点と本研究での評価基準

評点	外観写真	さび状態	さび厚 (μm)	本研究
5		さびの量は少なく、比較的明るい色調を呈する。	< 200	A
4		さびの大きさは1 mm程度以下で細かく均一である。	< 400	B
3		さびの大きさは1-5 mm程度で粗い。	< 400	
2		さびの大きさは5-25 mm程度のうろこ状である。	< 800	C
1		さびは層状の剥離がある。	800 >	D

4.2.2 試験片と光学スペクトルの測定方法

本研究では、JIS-SMA400（試験片 X：7×15 cm，試験片 Y：7×7 cm）を試験片として使用した。試験片 X は山口大学工学部（山口県宇部市）内で 3 年間以上の密封箱内曝露により腐食させた。曝露試験を開始した 2017 年の年間平均気温は 17.3 °C，年間平均湿度は 69.8 %であり，腐食環境はマイルドである。試験片 X の一部は 3 %濃度および 1 %濃度の塩水を供給したうえで上述の環境に曝露し，腐食を促進させた。試験片 Y は温度 35 °Cかつ湿度 90 %を湿潤状態，温度 40 °Cかつ湿度 50 %を乾燥状態[17]として，小型環境試験機（Espec，SH-222）内で乾湿を繰り返すことによって腐食させた。なお，試験片 X と試験片 Y はそれぞれ 15 体ずつある。加えて，第 3 章で説明した通り，耐候性鋼材表面の各波長における反射強度の大きさは鋼材表面に付着した水の水位によって変化するため，本章では乾燥状態の試験片を使用した。

図 4.1 に光学スペクトルの測定範囲とさび厚の測定位置を示す。試験片端部はさび厚の測定が困難なうえに，試験片と背景の区別がつきにくい。さらに，試験片 X には貫通孔があるため，光学スペクトルの測定範囲は試験片 X が 11×6 cm，試験片 Y が 6×6 cm とした。また，この範囲を 1 cm²毎に分割し，1 cm²毎の光学スペクトルを 1 つのデータとした。

各 1 cm 四方の中心部のさび厚を電磁膜厚計（Elcometer 456）で 10 回ずつ測定し，最大値と最小値を除いた 8 回の平均を算出した。当該電磁膜厚計の測定範囲は 0-1600 μm で，プローブ直径は 8mm である。なお，10 回の測定中にさびの剥離によるさび厚および外観の著しい変化は生じていない。橋梁点検ではさび厚が耐候性鋼材表面のさび状態評価基準の一つである[3, 18]ため，本研究ではさび厚を教師あり学習の正解データとした。クラス A からクラス D のデータ数はそれぞれ，252，265，263 および 256 である。

図 4.2 にさび状態の異なる試験片の外観例を示す。ここで，上段 1 から 4 は通し番号であり，曝露期間や腐食促進試験期間の違いではない。試験片 X-1 や試験片 Y-1 はほとんど腐食しておらず，色調は明るい。また，試験片 X-2 や試験片 Y-2 の表面には保護性さび（さび厚 200-400 μm のさび）と考えられるさびが生成している。一方，試験片 X-3，試験片 X-4，試験片 Y-3 および試験片 Y-4 では粒径の大きな非保護性さび（さび厚 400 μm 以上のさび）があり，試験片 X-4 では剥離さびが確認された。なお，剥離した部分はデータとして使用していない。さらに，図 4.2 に示す試験片のさび分布に着目すると，試験片 X-1 と試験片 Y-1 にはクラス A のさびが，試験片 X-2 にはクラス B のさびが，試験片 X-4，試験片 Y-3 および試験片 Y-4 にはクラス D のさびが概ね試験片全体に生成していた。一方，試験片 X-3 にはクラス B とクラス C のさびが，試験片 Y-2 にはクラス A とクラス B のさびが生成していた。他の試験片にもクラス A からクラス D のさびが混在して分布しているため，本研究では試験片毎の評価ではなく，1 cm² 毎の評価とした。

図 4.3 に実験風景を示す。3.2.2 と同様に，暗室での測定とし，光源はハロゲンライトとした。また，光源の照度は試験片横の照度が 400-700 Lux になるように調節し，HSC は試験片表面から 20-30 cm 離して設置した。なお，試験片のさび厚を測定した後に光学スペクトルを測定した。

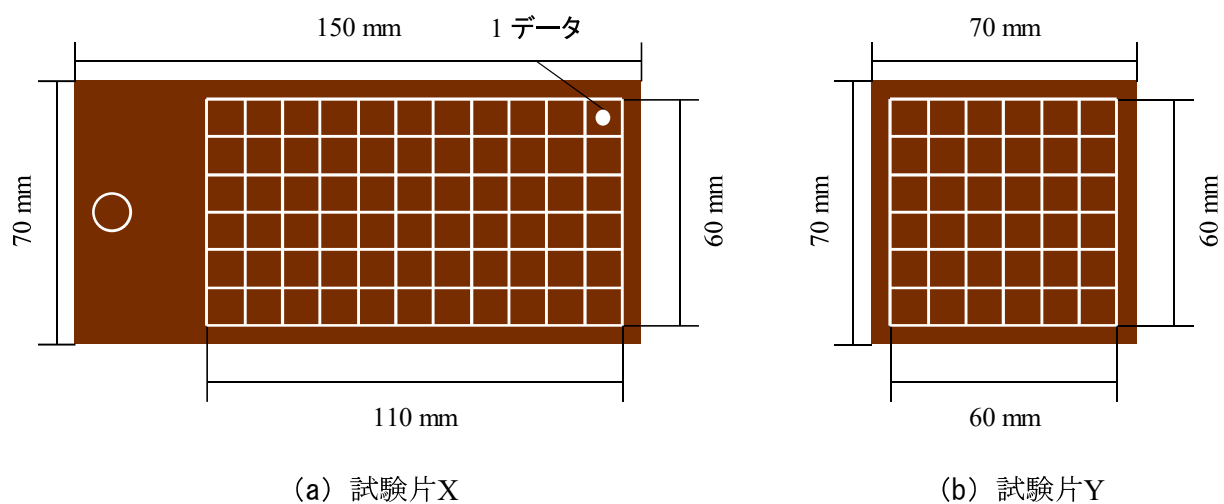


図 4.1 光学スペクトルの測定範囲とさび厚の測定位置

試験片	1	2	3	4
A				
B				

図 4.2 さび状態の異なる試験片の外観例



図 4.3 実験風景

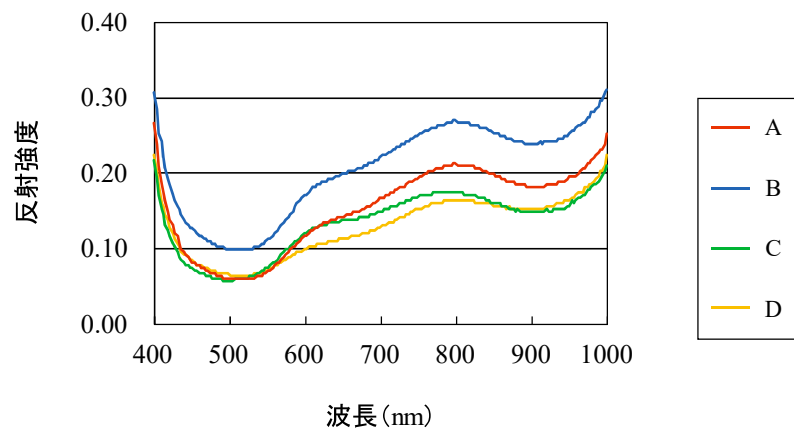
4.2.3 光学スペクトルの測定結果

耐候性鋼材表面の光学スペクトル形状を説明するために、測定された光学スペクトルの極小値、極大値および一次微分値を調べた。微分分光法を使用することによって光学スペクトルの微細な変動が強調され、密接に関連する吸収特性が分離される[19]。そのため、光学スペクトルの一次微分は、対象物の固有のスペクトル形状を説明できると考えられる[20]。図 4.4 に耐候性鋼材表面の光学スペクトルの例とそれらの一次微分を示す。耐候性鋼材表面の光学スペクトルは波長 500 nm 付近と波長 900 nm 付近で極小値をとり、波長 800 nm 付近で極大値をとる。また、波長 580 nm 付近と波長 700 nm 付近における一次微分値は、その周辺の波長における一次微分値よりも大きい。

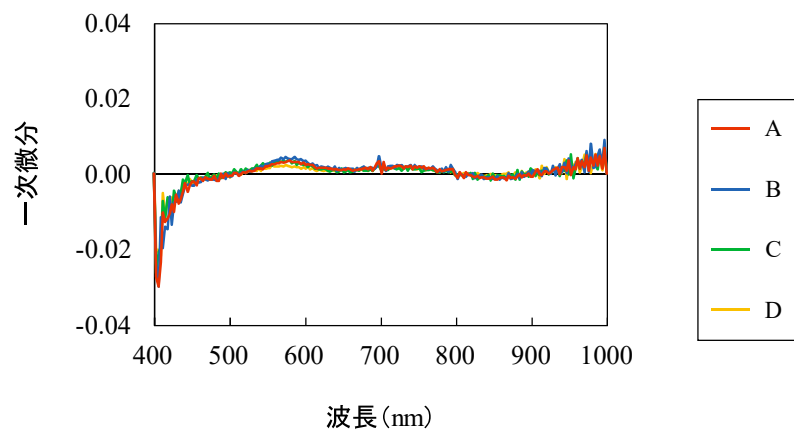
図 4.5 に全データの光学スペクトルとそれらの一次微分を示す。極小値や極大値をとるときに波長および周辺の波長よりも一次微分値が大きい波長はデータ毎に異なるが、測定された光学スペクトルの基本的なスペクトル形状は類似している。

波長 500 nm、波長 580 nm および波長 700 nm はそれぞれ可視光の青緑色光、黄色光および赤色光であり、これらの波長の光はさびの色調に関する特徴をとらえていると考えられる。耐候性鋼材表面のさびは青緑色光を反射しにくい（耐候性鋼材表面のさびが青緑色成分をほとんどもたない）ため、耐候性鋼材表面の光学スペクトルは波長 500 nm で極小値をとる。また、耐候性鋼材表面のさびは黄色成分と赤色成分が強いため、これらの波長における一次微分値は周辺の波長における一次微分値よりも大きい。一方、波長 800 nm と波長 900 nm は近赤外線のため、さびの色調以外の特徴をとらえていると考えられる。これについて、Catelli[21]らは近赤外線の光学スペクトルがブロンズ上の腐食生成物（ブロカンタイトとアントレライト）を同定可能なことを、Kerf[22]らは炭素鋼表面に存在する腐食鉱物を特定するために近赤外線の光学スペクトルを使用可能なことを示している。そのため、波長 800 nm と波長 900 nm における反射強度の差は、これらの波長が耐候性鋼材表面の腐食生成物の特徴をとらえているためと推察される。

なお、図 4.4 (b) および図 4.5 (b) において、一次微分のピーク形状は波長 580 nm と波長 700 nm で異なるが、本研究では明確な要因を見いだせなかったため、今後の検討としたい。

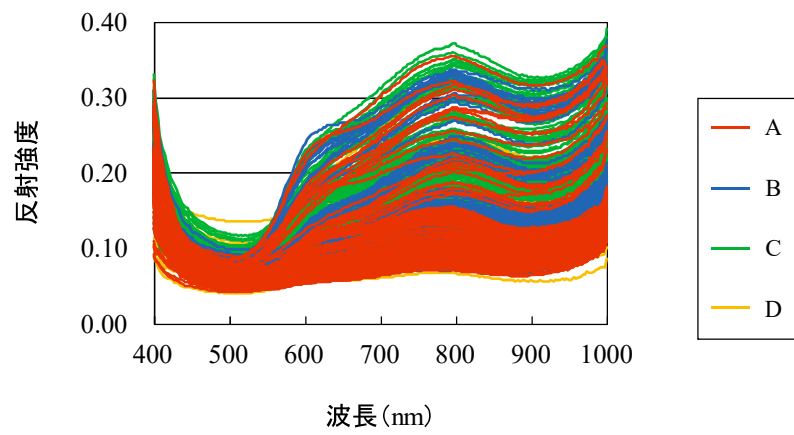


(a) 光学スペクトル

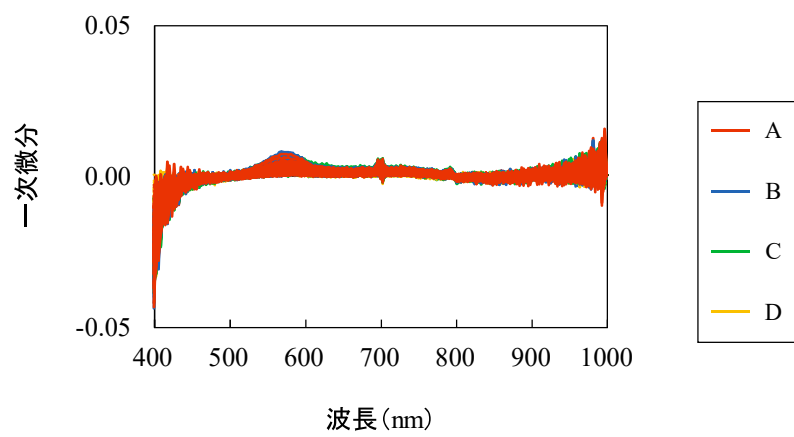


(b) 一次微分

図 4.4 耐候性鋼材表面の光学スペクトルの例とそれらの一次微分



(a) 光学スペクトル



(b) 一次微分

図 4.5 全データの光学スペクトルとそれらの一次微分

4.3 分類器の構築と分類結果

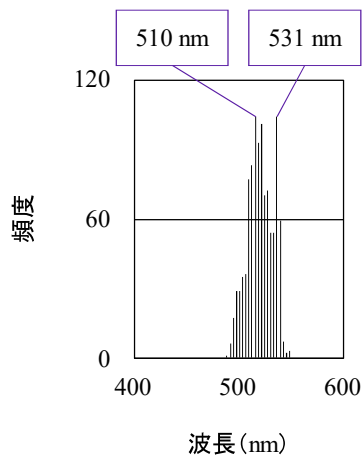
4.3.1 耐候性鋼材表面のさび状態評価に有効な波長の選択

光学スペクトルによって分類器を構築する際の前処理として、波長選択がしばしば実施される[23-27]。全波長の光学スペクトルデータは評価（本研究におけるさび状態評価）に必要ない情報をもつ可能性があるため、評価に有効な波長を選択することで分類器の予測精度に対する有益でない情報を排除できる[25-27]。

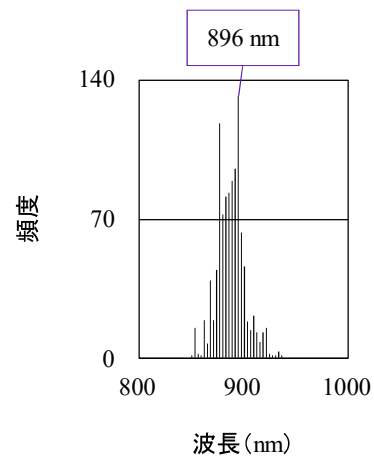
本研究では、測定された光学スペクトルが極小値や極大値をとるときの波長[20]および周辺の波長よりも一次微分値が大きい波長[28]が耐候性鋼材表面のさび状態評価に有効な波長と考えた。しかし、これらの波長はデータ毎に異なる。そこで、全データを対象にこれらの波長を調べ、各波長の最頻値を極小値や極大値をとるときの波長および周辺の波長よりも一次微分値が大きい波長とした。なお、図 4.4 に示した 5 つの波長（波長 500 nm、波長 580 nm、波長 700 nm、波長 800 nm および波長 900 nm）それぞれの、前後概ね 45 nm ずつを対象に調べた。図 4.6 はその結果をヒストグラムに示したものである。耐候性鋼材表面の光学スペクトルは波長 510 nm（もしくは、波長 531 nm）と波長 896 nm で極小値をとり、波長 796 nm で極大値をとる。また、波長 569 nm と波長 694 nm における一次微分値は、その周辺の波長における一次微分値よりも大きい。

図 4.6 に示した 6 つの波長における反射強度はデータ毎に異なるため、これら 6 つの波長における反射強度のばらつきを調べた。図 4.7 に波長 510 nm、波長 531 nm、波長 569 nm、波長 694 nm、波長 796 nm および波長 896 nm における反射強度の箱ひげ図を示す。波長 569 nm、波長 796 nm、波長 694 nm および波長 896 nm における反射強度の中央値はクラス A からクラス C にかけて大きくなり、クラス C からクラス D にかけて小さくなる。また、四分位範囲および第一四分位数と第三四分位数がさび状態によって異なるため、4 つのさび状態を概ね区別できると考えられる。一方、波長 510 nm と波長 531 nm における反射強度は他の 4 つの波長における反射強度と比較するとばらつきが少ない。また、さび状態によらず四分位範囲は 0.01、第一四分位数と第三四分位数はそれぞれ 0.06 と 0.07 であるため、四分位範囲および第一四分位数と第三四分位数から 4 つのさび状態を区別することは困難である。これについて、波長 510 nm と波長 531 nm はそれぞれ、青緑色光と緑色光である。これらの波長における反射強度がさび状態によらずほとんどばらつかないのは、耐候性鋼材表面のさびが青緑色と緑色を反射しにくいためであろう。

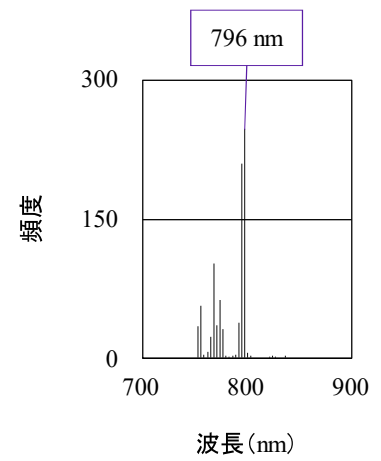
以上より、波長 569 nm、波長 694 nm、波長 796 nm および波長 896 nm を耐候性鋼材表面のさび状態評価に有効な波長とし、これら 4 つの波長を特徴波長と定義する。



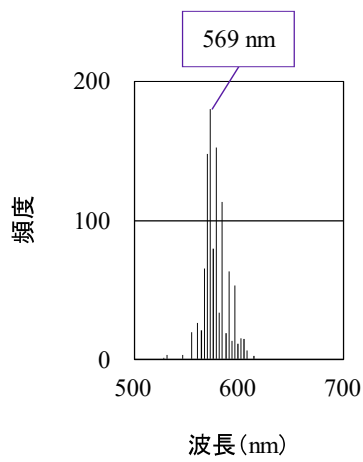
(a) 極小値_500 nm 付近



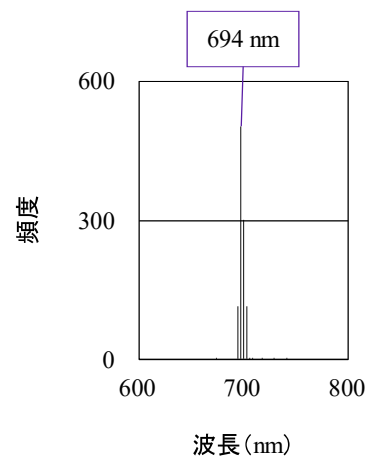
(b) 極小値_900 nm 付近



(c) 極大値

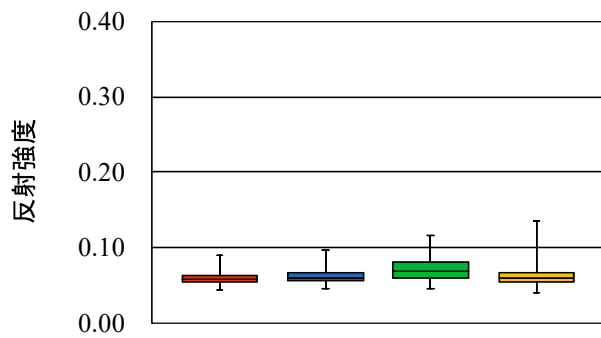


(d) 一次微分_580 nm 付近

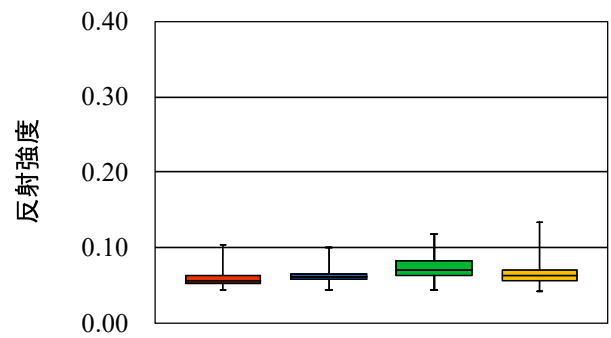


(e) 一次微分_700 nm 付近

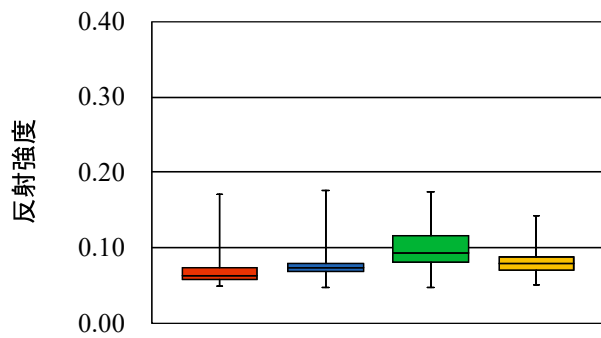
図 4.6 耐候性鋼材表面のさび状態評価に有効な波長の候補



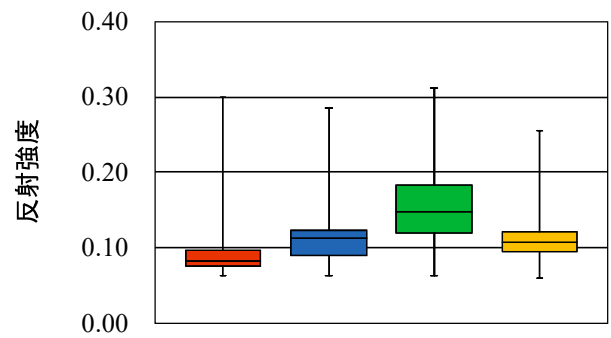
(a) 波長 510 nm



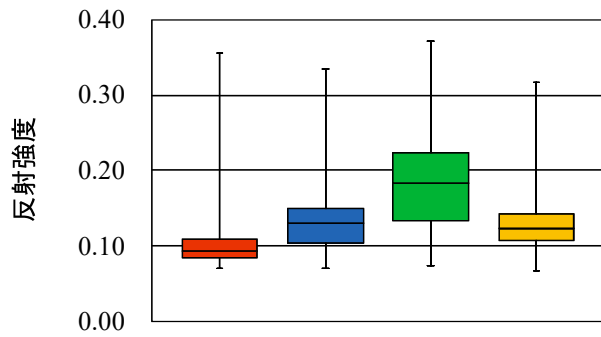
(b) 波長 531 nm



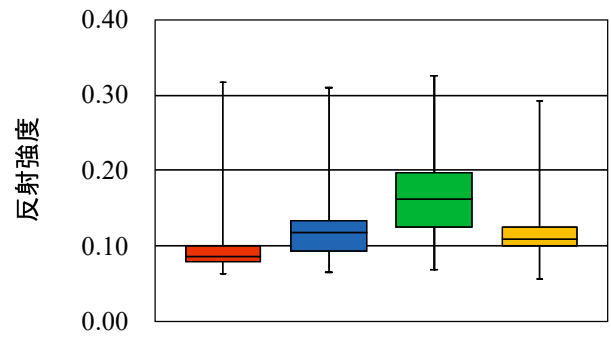
(c) 波長 569 nm



(d) 波長 694 nm



(e) 波長 796 nm



(f) 波長 896 nm



図 4.7 図 4.6 で示した波長における反射強度のばらつき

4.3.2 分類器

特徴波長における反射強度によって分類器を構築し、耐候性鋼材表面のさび状態評価を試みる。また、全波長における反射強度、可視光における反射強度および近赤外線における反射強度でも分類器を構築し、評価精度を比較した。表 4.2 に各データセットの波長帯域とバンド数を示す。

教師あり学習アルゴリズムにはサポートベクトルマシーンやランダムフォレストなど、教師あり学習アルゴリズムとして一般的に使用される 5 手法を検討した。

- サポートベクトルマシーン（以下、SVM）[29]

SVM は、2 クラス分類器として優れた性能を発揮する。SVM による分類では各クラスを分類する関数（超平面）が算出されるが、その際データを高次の空間に写像することでデータを分類する。具体的には、クラス毎のマージンが最大になるようなクラス間の中間に分離面を作成することで分類する。本研究は 4 クラス分類であるので、対象とするクラスとそれ以外のクラスを 1 クラスずつ総当たり（2 クラス分類の繰り返し）で分類する。

- ランダムフォレスト（以下、RF）

RF では全データの中から重複を許してランダムにデータを抽出し、それによって複数の並列な決定木を構築する。各決定木で学習をして予測結果を出力し、多数決によって最終的な予測結果が決定する方法である。

- ロジスティックス回帰（以下、LR）[30]

LR は、2 値変数と独立変数群との関係をモデル化したものである。ロジスティックス回帰分析において、目的変数はあるクラスに属する／属さないの二者択一で起きる 2 値変数である。従って、統計的には二項分布であり、重回帰分析のように目的変数の連続性や推定誤差の正規分布を仮定するなどの必要はない。

- 決定木（以下、DT）[29]

DT では各波長の中で対象とするクラスを最もよく分類できる波長を順々に選び出していくことで、階層状（ツリー状）に分類する。分岐する層の深さにより、枝の分岐はある波長における反射強度の大小によって分類される。

- 勾配ブースティングツリー（以下、GBDT）

GBDT も DT のアンサンブル学習手法の一つである。RF では各決定木が並列であるのに対して GBDT では各決定木が直列であり、各樹木が前の決定木の結果を改善しようとするように異なる予測因子の結果を組み合わせる。

表 4.3 にデータの内訳を示す。学習データは各クラス 180 づつ、検証データは各クラス 20 づつとした。また、残りのデータ（クラス A : 52, クラス B : 65, クラス C : 63, クラス D : 56）はテストデータとして使用した。検証データを使用してハイパーパラメータを調節し、テストデータを使用して学習済みモデルを評価した。表 4.4 に各教師あり学習アルゴリズムのハイパーパラメータを示す。表 4.4 に示すハイパーパラメータは、Python (scikit-learn) で標準的に実装されているデフォルトの設定である[31-35]。本研究ではデフォルトの設定で一度分類器を構築し、構築した分類器の検証データに対する評価精度を基にハイパーパラメータを再調整する。

本研究においては、各波長における反射強度を各分類器に入力して、クラス A からクラス D が出力される。なお、分類器はデータセット毎および教師あり学習アルゴリズム毎に構築する

ため、合計で 20 ある。

表 4.2 各データセットの波長帯域とバンド数

	特徴波長	全波長	可視光	近赤外線
波長帯域 (nm)	569, 694, 796, 896	400-1000	400-770	770-1000
バンド数	4	204	127	77

表 4.3 データの内訳

	学習データ	検証データ	テストデータ
A	180	20	52
B	180	20	65
C	180	20	63
D	180	20	56

表 4.4 各教師あり学習アルゴリズムのハイパーパラメータ

アルゴリズム	ハイパーパラメータ
SVM	C=1.0, kernel='rbf', degree=3, gamma='scale', coef0=0.0, shrinking=True, probability=False, tol=0.001, cache_size=200, class_weight=None, verbose=False, max_iter=1, decision_function_shape='ovr', break_ties=False, random_state=None
RF	n_estimators=100, *, criterion='gini', max_depth=None, min_samples_split=2, min_samples_leaf=1, min_weight_fraction_leaf=0.0, max_features='sqrt', max_leaf_nodes=None, min_impurity_decrease=0.0, bootstrap=True, oob_score=False, n_jobs=None, random_state=None, verbose=0, warm_start=False, class_weight=None, ccp_alpha=0.0, max_samples=None
RL	penalty='l2', *, dual=False, tol=0.0001, C=1.0, fit_intercept=True, intercept_scaling=1, class_weight=None, random_state=None, solver='lbfgs', max_iter=100, multi_class='auto', verbose=0, warm_start=False, n_jobs=None, l1_ratio=None
DT	criterion='gini', splitter='best', max_depth=None, min_samples_split=2, min_samples_leaf=1, min_weight_fraction_leaf=0.0, max_features=None, random_state=None, max_leaf_nodes=None, min_impurity_decrease=0.0, class_weight=None, ccp_alpha=0.0
GBDT	loss='squared_error', learning_rate=0.1, n_estimators=100, subsample=1.0, criterion='friedman_mse', min_samples_split=2, min_samples_leaf=1, min_weight_fraction_leaf=0.0, max_depth=3, min_impurity_decrease=0.0, init=None, random_state=None, max_features=None, alpha=0.9, verbose=0, max_leaf_nodes=None, warm_start=False, validation_fraction=0.1, n_iter_no_change=None, tol=0.0001, ccp_alpha=0.0

4.3.3 分類結果

本研究では、分類問題の評価指標の一つである正解率によって構築した分類器を評価した。ここで正解率とは、全テストデータに対する正しく予測されたデータの割合である。なお、実務においては1 cm²毎のさび評価結果を基に、より広い範囲（例えば、試験片毎）で総合的に評価する必要があると考える。

図 4.8 に各データセットと教師あり学習アルゴリズムの評価精度を示す。入力データを可視光における反射強度、教師あり学習アルゴリズムを SVM にした場合の評価精度が最も高く、55.1%である。また、いずれの分類器も評価精度は低く、入力データや教師あり学習アルゴリズムによる評価精度の違いはほとんどない。

HSC の分光数は RGB カメラや MSC の分光数と比較して非常に多いため、HSC で測定される光学スペクトルは冗長性と多重共線性をもつ[36-37]。全波長から特徴波長を選択するだけではこれらの問題を解消できないため、構築した分類器の評価精度が低いと考えられる。これに対して、既往の研究ではこれらの問題を解消するためには分類器構築の前に光学スペクトルからスペクトル特徴を抽出することが重要であると報告している[36-37]。これは、耐候性鋼材表面のさび状態評価においても同様であると考えられる。

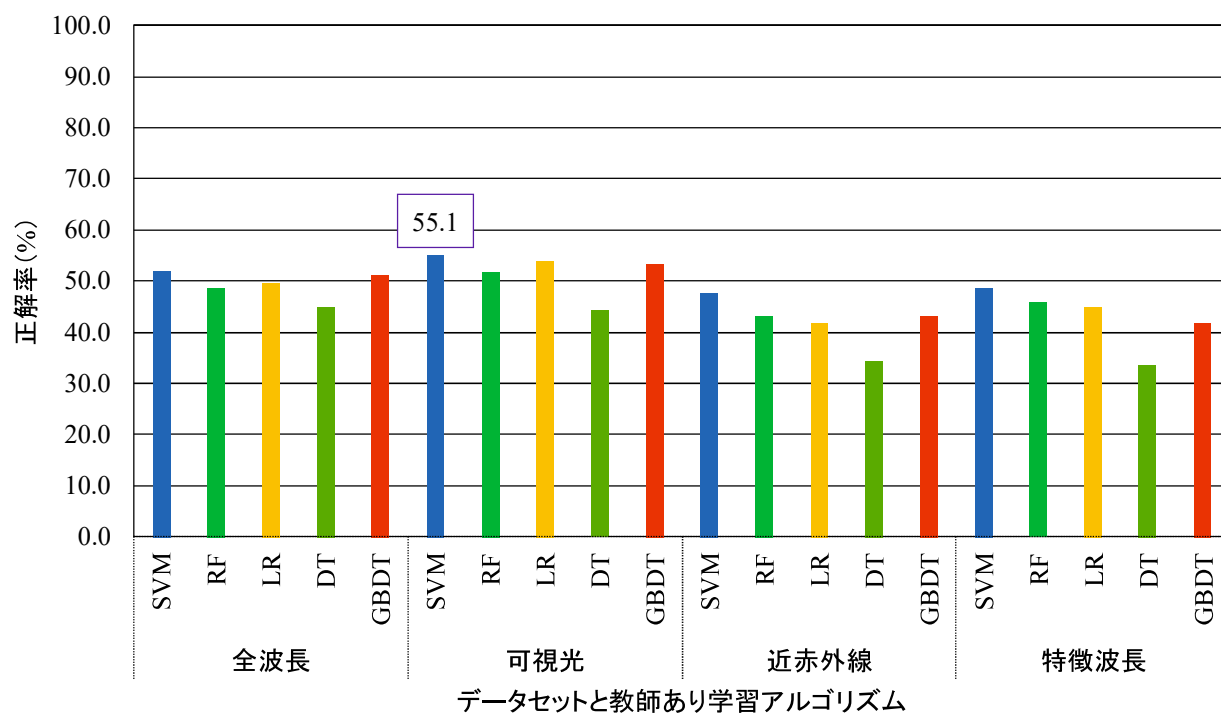


図 4.8 各データセットと教師あり学習アルゴリズムの評価精度

4.4 次元削減法によるスペクトル特徴の抽出

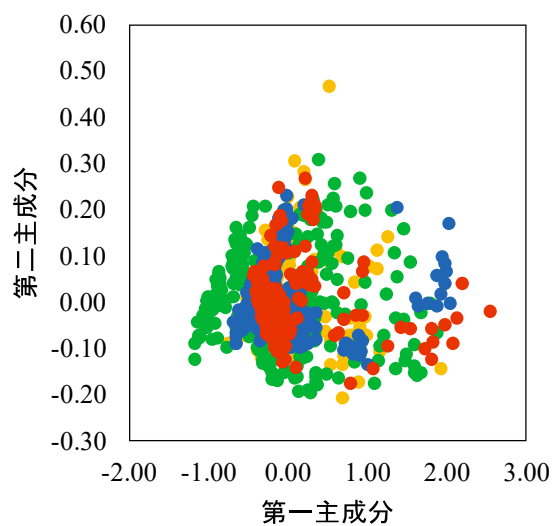
4.4.1 次元削減アルゴリズム

光学スペクトルからスペクトル特徴を抽出する方法のひとつに次元削減法があり[36-37]、次元削減アルゴリズムには線形次元削減アルゴリズムと非線形次元削減アルゴリズムがある。代表的な線形次元削減アルゴリズムと非線形次元削減アルゴリズムにはそれぞれ、主成分分析（以下、PCA）とカーネルPCA（以下、KPCA）がある。PCAはデータの分散を最大化するように座標軸を取り直す写影変換手法であり[38]、KPCAは拡張特徴空間でPCAを実行する写影変換手法である[39]。既往の研究[39-43]では主にPCAが使用されてきたが、PCAは非線形データに対応することが困難な[40]ため、近年では非線形次元削減アルゴリズムであるKPCAを使用した研究が実施されており、KPCAを使用することの有効性が示されている[39]。しかし、耐候性鋼材表面の光学スペクトルに対してPCAやKPCAを適用した研究は少ない。そこで本研究では、これまで一般的に使用されてきたPCAと近年注目されているKPCAを使用した場合の評価精度を比較した。

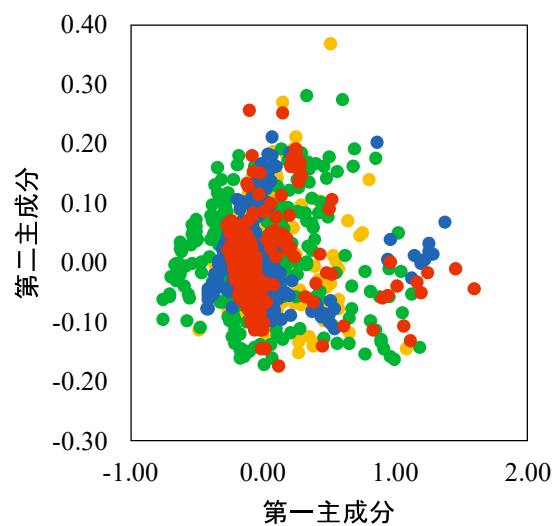
4.4.2 次元削減結果

表 4.2 に示した各データセットに対してPCAとKPCAをそれぞれ適用し、第一主成分と第二主成分を抽出した。

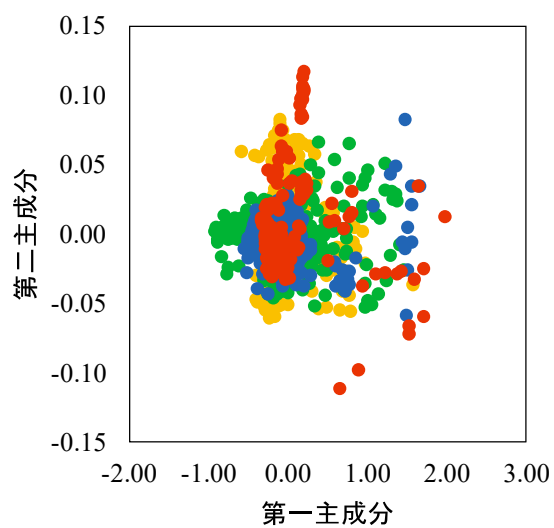
図 4.9 と図 4.10 に第一主成分と第二主成分の関係を示す。この図は、各クラス的数据群の重複が少ないほど、さび状態をより明瞭に分離できていることを示す。特徴波長に着目すると、KPCAを適用した場合の第一主成分と第二主成分（図 4.10 (h)）はPCAを適用した場合の第一主成分と第二主成分（図 4.10 (g)）と比較して各クラス的数据群の重複が少ないため、さび状態をより明瞭に分離できていると考えられる。他のデータセットにおいても、KPCAを適用した場合の第一主成分と第二主成分はPCAを適用した場合の第一主成分と第二主成分と比較して、各クラス的数据群の重複が少ない。また、定性的ではあるが、特徴波長や近赤外線における反射強度に対してKPCAを適用した場合の第一主成分と第二主成分は耐候性鋼材表面の光学スペクトル（図 4.5）と比較して各データの重複が緩和されており、視覚的に4つのさび状態を区別できる。



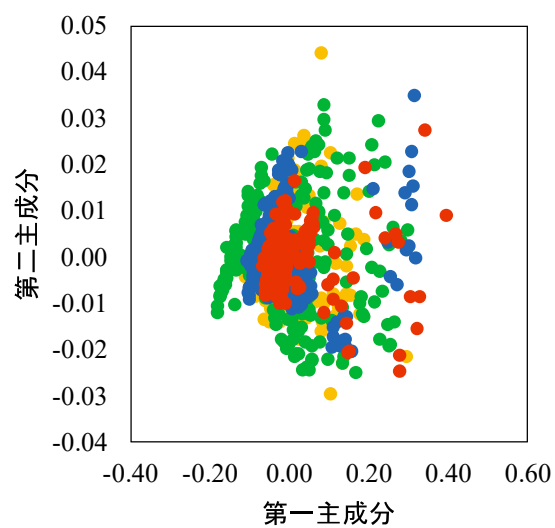
(a) 全波長×PCA



(b) 全波長×KPCA



(c) 可視光×PCA



(d) 可視光×KPCA

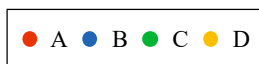
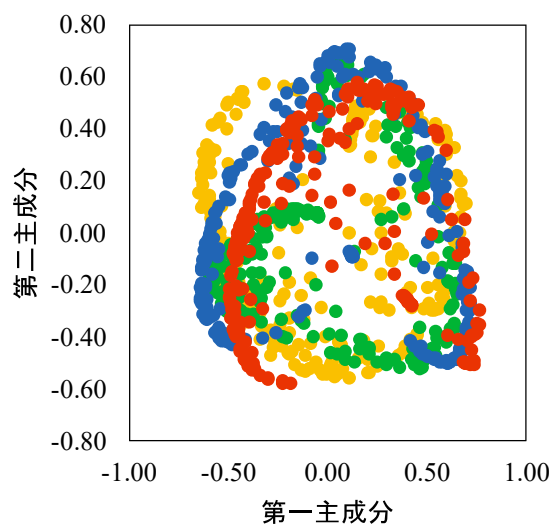
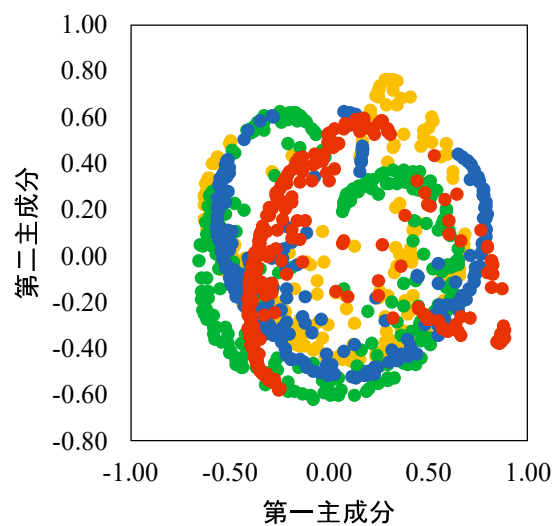


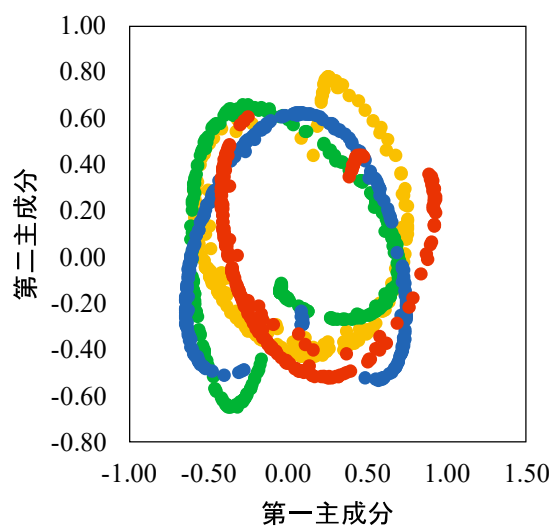
図4.9 第一，第二主成分の関係（全波長と可視光）



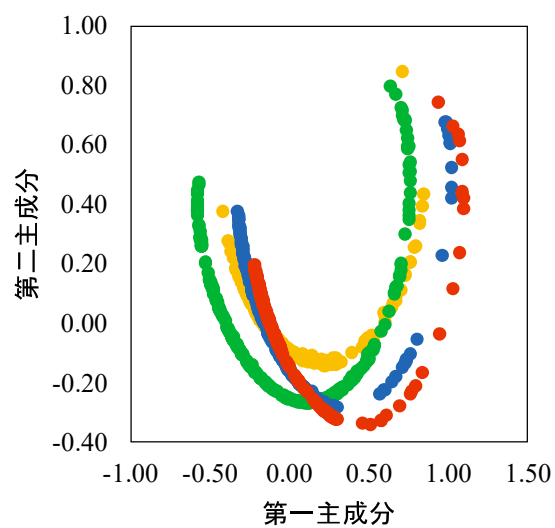
(e) 近赤外線×PCA



(f) 近赤外線×KPCA



(g) 特徴波長×PCA



(h) 特徴波長×KPCA

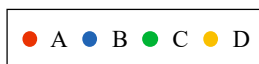


図4.10 第一，第二主成分の関係（近赤外線と特徴波長）

4.5 次元削減した分類結果と考察

前節にて抽出された第一主成分と第二主成分を入力データとして、分類器を再構築する。なお、出力されるデータはクラス A からクラス D である。

4.5.1 主成分分析 (PCA) を適用した場合

図 4.11 に表 4.2 に示した各データセットに対して PCA を適用した場合の評価精度を示す。入力データの特徴波長における反射強度から抽出した第一主成分と第二主成分、教師あり学習アルゴリズムを RF にした場合の評価精度が最も高く、51.7 % である。また、データセットや教師あり学習アルゴリズムによらず PCA を適用した場合の評価精度は PCA を適用しなかった場合の評価精度 (図 4.8) と概ね変わらず、PCA を適用した場合の第一主成分と第二主成分では評価精度は向上しない。

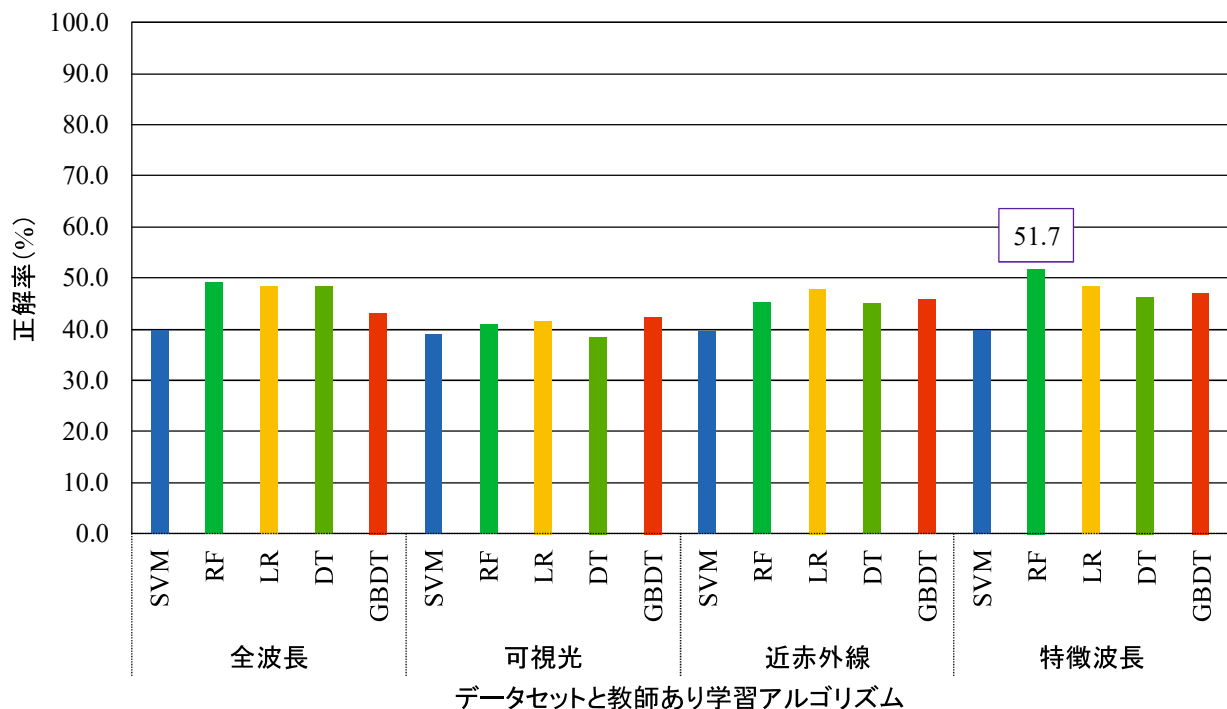


図 4.11 各データセットと教師あり学習アルゴリズムの評価精度 (PCA)

4.5.2 カーネル主成分分析 (KPCA) を適用した場合

図 4.12 に表 4.2 に示した各データセットに対して KPCA を適用した場合の評価精度を示す。入力データを特徴波長における反射強度から抽出した第一主成分と第二主成分、教師あり学習アルゴリズムを RF にした場合の評価精度が最も高く、90.7%である。

教師あり学習アルゴリズムを RF にした場合に着目すると、入力データを近赤外線における反射強度から抽出した第一主成分と第二主成分にした場合の評価精度は 83.1%である。一方、入力データを全波長や可視光における反射強度から抽出した第一主成分と第二主成分にした場合の評価精度はそれぞれ 62.7%と 65.3%である。他の教師あり学習アルゴリズムにおいても、入力データを全波長や可視光における反射強度から抽出した第一主成分と第二主成分にした場合の評価精度は入力データを特徴波長や近赤外線における反射強度から抽出した第一主成分と第二主成分にした場合の評価精度と比較して、低い傾向が認められた。これは、全波長や可視光における反射強度から抽出した第一主成分と第二主成分は特徴波長や近赤外線における反射強度から抽出した第一主成分と第二主成分と比較して、4つのさび状態を明瞭に分離できないためである。以降では、入力データを特徴波長における反射強度から抽出した第一主成分と第二主成分、教師あり学習アルゴリズムを RF にした場合の分類器について説明する。なお、当該分類器では検証データに対する正解率は 87.5%であったため、ハイパーパラメータは再調整しない。

表 4.5 に予測データと正解データの一致率を、括弧内に各クラスの予測データ数と正解データ数を示す。クラス A の一致率は 96.2%，クラス C の一致率は 100.0%である。一方、クラス B とクラス D の一致率はクラス A とクラス C の一致率と比較して低く、クラス B の一致率は 81.5%，クラス D の一致率は 85.6%である。このとき、クラス B とクラス D の不正解データはそれぞれ、12 と 8 ある。クラス B の不正解データのうち 10 データはクラス D と判別されており、クラス D の不正解データは全てクラス A と判別された。

不正解データについて、図 4.13 (a) にクラス B の不正解データとクラス D の第一主成分と第二主成分を、図 4.13 (b) にクラス D の不正解データとクラス A の第一主成分と第二主成分を示す。クラス B の不正解データの第一主成分と第二主成分はクラス D の第一主成分と第二主成分と重複しているものが多く、クラス D の不正解データの第一主成分と第二主成分はクラス A の第一主成分と第二主成分と重複しているものが多い。そのため、正確に判別することが難しい。以上より、今後はクラス B やクラス D の評価精度向上のために、データ数の増加に加えて次元削減法以外のスペクトル特徴抽出についても検討する必要があると考える。

また、クラス B をクラス D に誤判別することは危険側に評価しているため、重要な誤判別ではない。一方、クラス D をクラス A に誤判別することは安全側に評価しているため、耐候性鋼橋梁を維持管理するうえで重要な誤判別である。図 4.14 にクラス D の不正解データの外観写真を示す。クラス D の不正解データは、1つの試験片から用意されたものである。当該試験片表面にはさび厚 1600 μm (電磁膜厚計の測定限界) 以上のさびが試験片全体に生成しており、端部では剥離さび (左上端) やさびのひび割れ (右端および①) が確認された。当該試験片を観察したところ、さびが一つの大きな板状になっており、凹凸も少なく、外観はクラス A のさびに類似していた。そのため、目視で評価する場合でも、正確に分類することは困難であろう。

PCA と KPCA を使用した場合の評価精度を比較する。図 4.10 (g) は特徴波長における反射強度に対して PCA を適用した場合の第一主成分と第二主成分であり、図 4.10 (h) は特徴波長に

おける反射強度に対して KPCA を適用した場合の第一主成分と第二主成分である。KPCA を適用した場合は PCA を適用した場合と比較して各クラスの水群の重複が少なく、各クラスの水をより明瞭に分離可能である。一方、PCA を適用した場合は 4 つのさび状態を明瞭に分離できないため評価精度が低い。そのため、次元削減法には KPCA の使用が有効である。

さらに、RF 以外の教師あり学習アルゴリズムに着目すると、いずれの水群セットにおいても、SVM の評価精度は他の教師あり学習アルゴリズムの評価精度と比較して低い。SVM の評価精度と RF の評価精度を比較すると、水群セットを全波長とした水群で 30.1 %、可視光とした水群で 24.2 %、近赤外線とした水群で 31.4 %、特徴波長とした水群で 17.8 %低い。これは、KPCA と SVM の両方でカーネルトリックが使用されているため、同処理を組み合わせたことによって二重に正規化され、過学習した水群、SVM の評価精度が他の教師あり学習アルゴリズムの評価精度と比較して低くなったと考えられる[44]。一方、入力水を特徴波長における反射強度から抽出した第一主成分と第二主成分にした水群においては、RF、LR、DT および GBDT の評価精度は同程度であるが、本研究では評価精度が最も高い水群を示した RF を提案手法の教師あり学習アルゴリズムにした。

なお、腐食促進試験は屋外での実水群での腐食と腐食水群が異なることも想定される。本研究では試験片 X（屋外）と試験片 Y（小型環境試験機）の水群をまとめて検討しているが、基本的なスペクトル水群は試験片によらず類似しているため、これらの試験片を分けて検討した水群でも同様の水群になると考える。

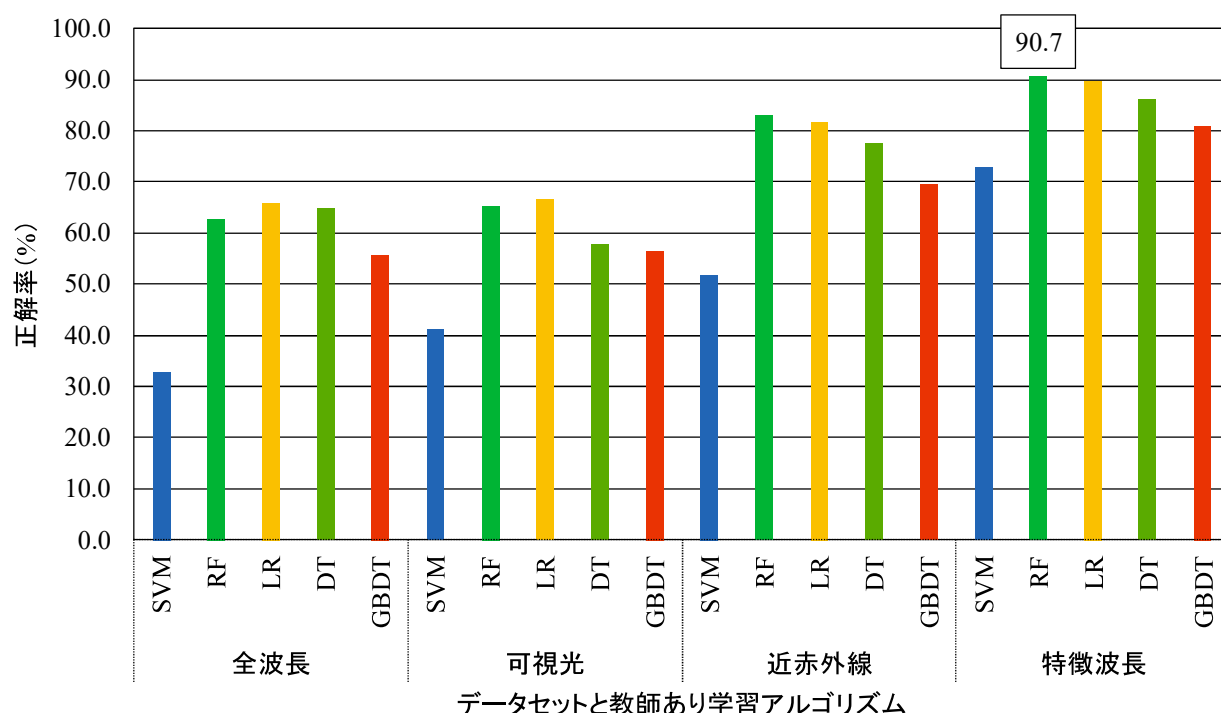
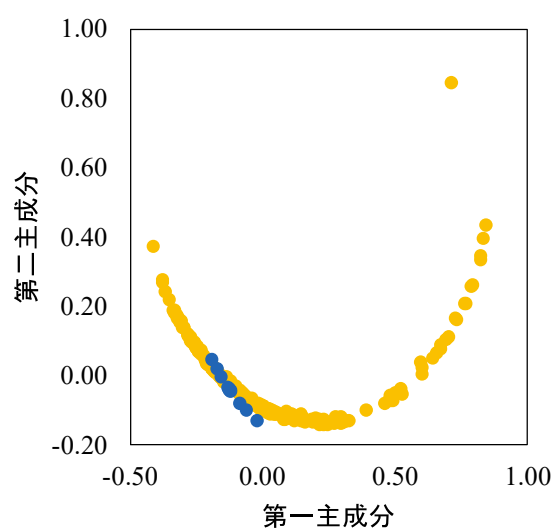


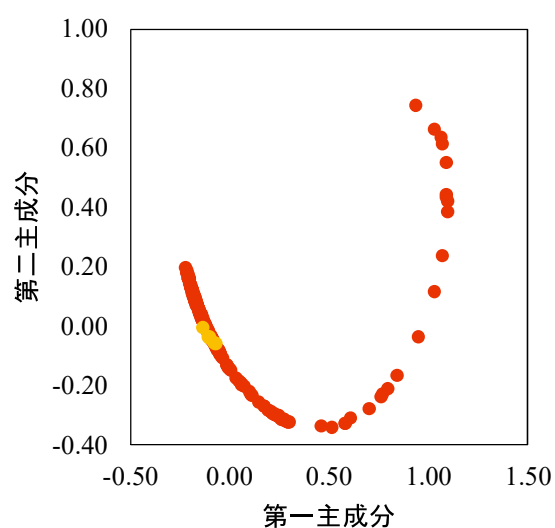
図 4.12 各データセットと教師あり学習アルゴリズムの評価精度 (KPCA)

表 4.5 予測データと正解データ的一致率

		予測			
		A	B	C	D
正解	A	96.2 % (50 / 52)	1.9 % (1 / 52)	0.0 % (0 / 52)	1.9 % (1 / 52)
	B	3.1 % (2 / 65)	81.5 % (53 / 65)	0.0 % (0 / 65)	15.4 % (10 / 65)
	C	0.0 % (0 / 63)	0.0 % (0 / 63)	100.0 % (63 / 63)	0.0 % (0 / 63)
	D	14.3 % (8 / 56)	0.0 % (0 / 56)	0.0 % (0 / 56)	85.7 % (48 / 56)



(a) クラス B の不正解データ



(b) クラス D の不正解データ



図 4.13 正解データと不正解データの第一主成分と第二主成分

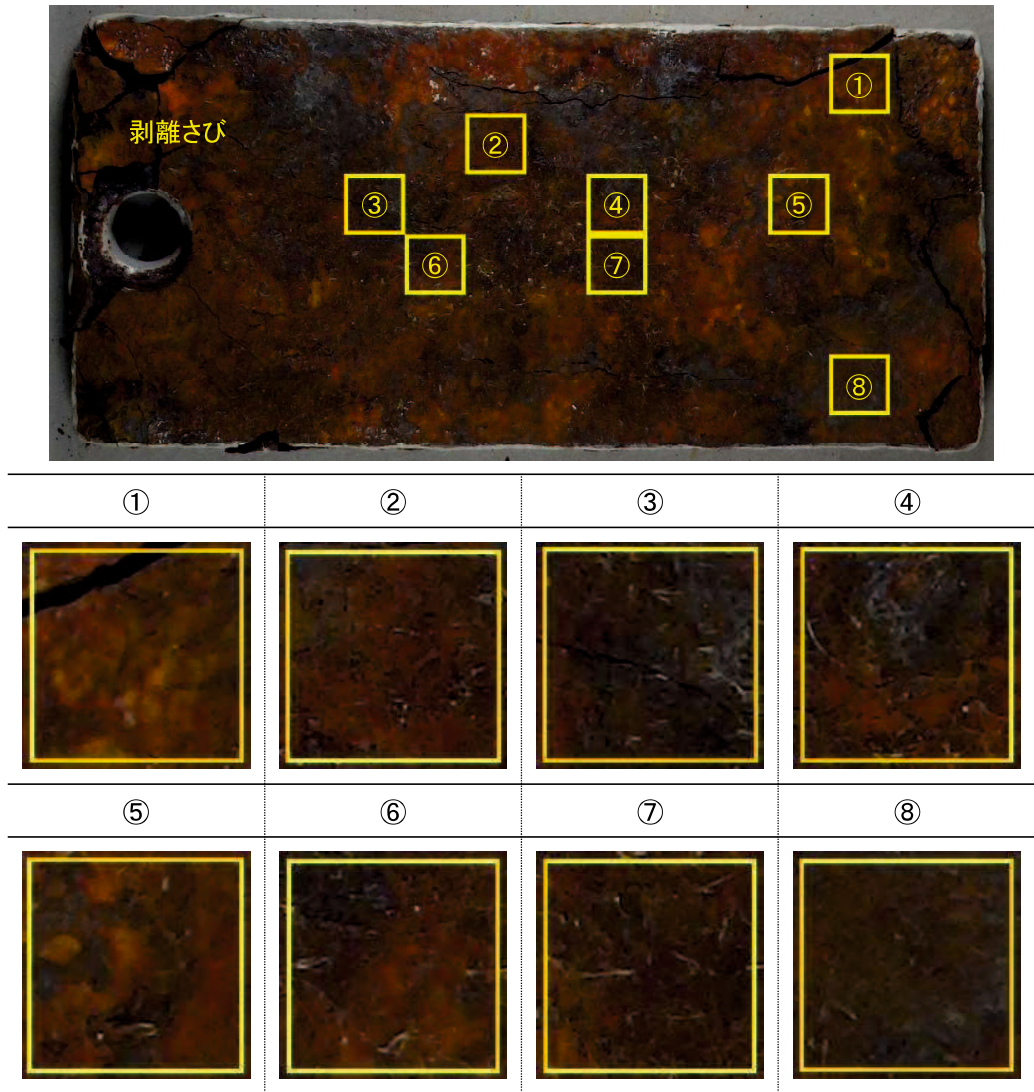


図 4.14 クラス D の不正解データの外観写真

4.5.3 特徴波長

本研究で特徴波長と定義した 4 つの波長のうちどの波長が評価精度に影響を与えるか、感度分析により検討した。そのために、特徴波長の中から 3 つの波長を選び、これらの波長における反射強度から抽出した第一主成分と第二主成分を使用して分類器を再構築した。なお、次元削減法には KPCA を使用した。その結果を図 4.15 に示す。選択する波長の組み合わせを変えても正解率はほとんど変わらないことから、さび状態評価のためには 4 つの波長のうち少なくとも 3 つは必要である。

特徴波長のうち、波長 569 nm と波長 694 nm は可視光であるため、これらの波長の光はさびの色調に関する特徴をとらえていると考えられる。一方、波長 796 nm と波長 896 nm は近赤外線のため、さびの色調以外の特徴をとらえていると考えられる。前述した通り、これらの波長は耐候性鋼材表面の腐食生成物の特徴をとらえているためと推察される[21-22]。しかし、本研究では特徴波長とさびの色調の関係および特徴波長とさび組成の関係を解明できていないため、今後の課題としたい。

加えて、耐候性鋼材表面のさび状態評価に有効な波長（波長 569 nm、波長 694 nm、波長 796 nm および波長 896 nm）と耐候性鋼材表面の濡れ状態評価に有効な波長（波長 970 nm）は異なる。

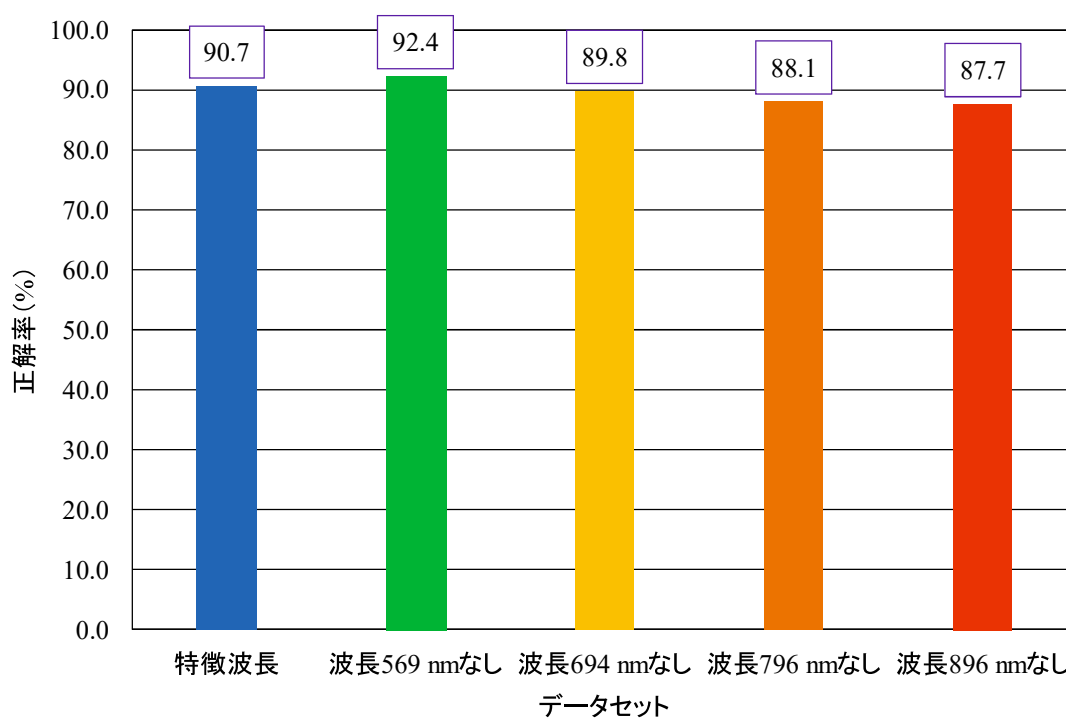


図 4.15 感度分析結果

4.5.4 2クラス分類

耐候性鋼橋梁の維持管理のためには保護性さび（クラスB）と非保護性さび（クラスC）の区別が特に重要であるため、クラスBとクラスCのデータを使用して2クラス分類を試みた。具体的には、クラスBとクラスCのデータの特徴波長における反射強度に対してKPCAを適用し、抽出された第一主成分と第二主成分を使用してRF分類器を構築した。なお、データの内訳は表4.3に示す通り、学習データは各クラス180づつ、検証データは各クラス20づつとし、テストデータはクラスBが65、クラスCが63である。

構築した分類器の正解率は100.0%であった。さび状態の4段階評価ではクラスBとクラスDの評価精度に課題が残るが、2段階評価にすることでさび厚200-400 μm のさび（保護性さび）とさび厚400-800 μm のさび（非保護性さび）は100.0%の精度で区別できる。

4.6 本章のまとめ

本研究では箱内密封曝露により腐食させた耐候性鋼材試験片と小型環境試験機で腐食させた試験片を使用して、耐候性鋼材表面に生成したさびの光学スペクトル特性を検討した。また、耐候性鋼材表面のさび状態評価のための特徴量抽出方法を示し、分類器構築方法を提案した。本研究で得られた知見を以下に示す。

- 1) HSC を使用して耐候性鋼材表面の光学スペクトルを 1 cm^2 毎に測定し、測定された光学スペクトルの一次微分から耐候性鋼材表面のさび状態評価に有効な波長（特徴波長）を検討した。その結果、鋼材の腐食過程やさび厚によらず、可視光と近赤外線において特徴波長があることを見出した。この特徴波長は、波長 569 nm、波長 694 nm、波長 796 nm および波長 896 nm である。
- 2) 特徴波長における反射強度を分類器の入力データとするのではなく、前処理としての次元削減が有効である。RF 分類器へ各波長の反射強度に対して KPCA を適用して抽出した第一主成分と第二主成分を入力することで、評価精度の高い分類器を構築した。特に、特徴波長から抽出した第一主成分と第二主成分を入力データとした RF 分類器の評価精度は 90.7 % であった。この分類器はクラス A (96.2 %) とクラス C (100.0 %) の評価精度は高いが、クラス B (81.5 %) とクラス D (85.6 %) の評価精度はやや低い。
- 3) 2) の分類器におけるクラス B の不正解データ (12 データ) のうち 10 データはクラス D と、クラス D の不正解データ (8 データ) は全てクラス A と判別された。これは、クラス B の不正解データの第一主成分と第二主成分がクラス D の第一主成分と第二主成分と、クラス D の不正解データの第一主成分と第二主成分がクラス A の第一主成分と第二主成分と重複しているものが多いためと考えられる。
- 4) さび状態評価のためには、今回見出した 4 つの特徴波長のうち、少なくとも 3 つを使用する必要がある。
- 5) また、提案した手法は 2 段階評価にすることで、さび厚 200-400 μm のさび（保護性さび）とさび厚 400-800 μm のさび（非保護性さび）を 100.0 % の精度で区別できる。

本研究では実験の再現性確保を目的に、安定した光学環境である暗室にて光学スペクトル測定を実施し、その結果に基づき検討した。そのため、暗室では他の試験片であっても、特徴波長は汎用性や再現性があると推察される。また、耐候性鋼材表面のさびの特徴波長は変わらないと考えられるものの、光源を太陽光とする光学環境での光学スペクトル測定方法については今後検討する必要がある。そのため、第 5 章では太陽光下での光学スペクトル測定方法を検討し、本研究で提案した耐候性鋼材表面のさび状態評価方法の現場適用可能性を検討する。加えて、耐候性鋼材表面の光学スペクトル特性を詳細に説明するために、本研究では手動で特徴量（特徴波長選択とスペクトル特徴抽出）を抽出したが、畳み込みニューラルネットワーク (CNN) によって自動抽出することも検討したい。

参考文献

- [1] 山口栄輝, 中村聖三, 廣門公二, 森田千尋, 園田佳巨, 麻生稔彦, 渡辺浩, 山口浩平, 岩坪要: 九州・山口地区における耐候性鋼橋梁の実態調査, 土木学会論文集A, 62 巻 2 号, pp.243-254, 2006.
- [2] B. Yan, S. Goto, A. Miyamoto and H. Zhao: Imaging-Based Rating for Corrosion States of Weathering Steel Using Wavelet Transform and PSO-SVM Techniques, *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 28, Issue 3, 2013.
- [3] (社) 日本鋼構造協会: 耐候性鋼橋梁の適用性評価と防食予防保全, JSSC テクニカルレポート, No.86, 2009.
- [4] 後藤悟史, 麻生稔彦, 宮本文穂: 画像処理とパターン認識方法を利用した耐候性鋼材のさび外観評価, 土木学会論文集F, 62 巻 4 号, pp.674-683, 2006.
- [5] 河村圭, 荒瀬陽平, 後藤悟史, 宮本文穂: 画像処理とニューラルネットワークを利用した耐候性鋼材のさび外観評価, 第 24 回ファジィシステムシンポジウム, TB4-1, pp.472-477, 2008.
- [6] 森田千尋, 梅崎俊樹, 山口栄輝, 松田浩, 武崎啓太: セロファンテープ試験の画像解析による耐候性鋼材のさびの外観評価, 構造工学論文集A, 61A 巻, pp.429-438, 2015.
- [7] 佐々木輝音, 原田隆郎: 畳み込みニューラルネットワークによる耐候性鋼材のさび外観評点判定モデルの汎用性向上に関する基礎的研究, 土木学会論文集, 79 巻 22 号, 2023.
- [8] 光野正大, 櫻井彰人, 山口栄輝: 畳み込みニューラルネットワークを使用した耐候性鋼材におけるさび外観評価, AI・データサイエンス論文集, 3 巻 J2 号, pp.594-601, 2022.
- [9] 有村和也, 重井徳貴, 森田千尋, 石塚洋一, 宮島廣美: Bagging と複数バッチ画像を使用した CNN 識別器による耐候性鋼材のさびの外観評価方法, 知能と情報 (日本知能情報ファジィ学会誌), Vol.34, No.2, pp.533-538, 2022.
- [10] Y. Wang, X. Shen, K. Wu and M. Huang: Corrosion grade recognition for weathering steel plate based on a convolutional neural network, *Measurement Science and Technology*, Vol. 33, No. 9, 2022.
- [11] 蓮池里菜, 木下幸治: 畳み込みニューラルネットワークを使用した耐候性鋼材腐食部劣化度判定の試み, AI・データサイエンス論文集, 2 巻 J2 号, pp.813-820, 2021.
- [12] 田村晃一郎, 原田隆郎: 敵対的生成ネットワークを使用した耐候性鋼材のさび画像生成に関する基礎的研究, AI・データサイエンス論文集, 2 巻 J2 号, pp.792-800, 2021.
- [13] 田井政行, 関屋英彦, 岡谷貴之, 中村聖三, 清水隆史: 耐候性鋼板のさび外観評点識別精度に及ぼす CNN モデルと画像サイズの影響, AI・データサイエンス論文集, 2 巻 J2 号, pp.378-385, 2021.
- [14] 高田耕平, 北原武嗣: 深層学習を使用した耐候性鋼橋梁のさび外観評点判定システム, AI・データサイエンス論文集, 1 巻 J1 号, pp.359-364, 2020.
- [15] W. G. Rowley: Hyperspectral imaging for detection of corrosion on intermediate level nuclear waste containers, Dissertation, University of Birmingham, 2018.
- [16] K. Yang, C. Shi, Y. Guo, X. Zhang, C. Li and G. Wu: Non-contact identification method for carbon steel corrosion grade of transmission tower based on hyperspectral technology, *International Conference on Electrical*

Materials and Power Equipment (ICEMPE), Chongqing, China, pp. 1-4, 2021.

- [17] 三木千壽, 市川篤司, 鵜飼真, 竹村誠洋, 中山武典, 紀平寛: 無塗装橋梁用鋼材の耐候性合金指標および耐候性評価方法の提案, 土木学会論文集, 2003 巻 738 号, pp. 271-281, 2003.
- [18] (社) 日本橋梁建設協会: 無塗装橋梁の手引き, 1998.
- [19] E. M. Louchard, R. P. Reid, C. F. Stephens, C. O. Davis, R. A. Leathers, T. V. Downes and R. Maffione: Derivative analysis of absorption features in hyperspectral remote sensing data of carbonate sediments, *Optics Express*, Vol. 10, Issue 26, pp. 1573-1584, 2002.
- [20] 有田淳, 遠藤貴宏, 奥山康二, 越智士郎, 安岡善文: ハイパースペクトルリモートセンシングによるコンクリート劣化評価方法の検討, 生産研究, 53 巻 11 号, 2001.
- [21] Catelli, E., Randeberg, L., L., Strandberg, H., Alsberg, B., K., Maris, A. and Vikki, L.: Can hyperspectral imaging be used to map corrosion products on outdoor bronze sculptures?, *Journal of Spectral Imaging*, Vol. 7, 2018.
- [22] T. D. Kerf, G. Pipintakos, Z. Zahiri, S. Vanlanduit and P. Scheunders: Identification of corrosion minerals using shortwave infrared hyperspectral imaging, *Sensors*, Vol. 22, Issue 1, 2022.
- [23] R. Cui, H. Yu, T. Xu, X. Xing, X. Cao, K. Yan and J. Chen: Deep Learning in Medical Hyperspectral Images: A Review, *Sensors*, Vol. 22, Issue 24, 2022.
- [24] L. Mou, S. Saha, Y. Hua, F. Bovolo, L. Bruzzone and X. X. Zhu: Deep Reinforcement Learning for Band Selection in Hyperspectral Image Classification, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 60, pp. 1-14, 2022.
- [25] Z. Wang, X. Wang, G. Zhong, J. Liu, Y. Sun and C. Zhang: Rapid determination of ammonia nitrogen concentration in biogas slurry based on NIR transmission spectroscopy with characteristic wavelength selection, *Infrared Physics & Technology*, Vol. 122, 2022.
- [26] L. Zhang, Y. Wang, H. Bian, L. Wang and H. Li: Optimal wavelengths selection from all points for blood species identification based on spatially resolved near-infrared diffuse transmission spectroscopy, *Infrared Physics & Technology*, Vol. 117, 2021.
- [27] P. Mishra, M. Angileri, E. Woltering: Identifying the best rice physical form for non-destructive prediction of protein content utilising near-infrared spectroscopy to support digital phenotyping, *Infrared Physics & Technology*, Vol. 116, 2021.
- [28] 小玉修嗣, 山本敦, 齋藤行雄, 高柳信孝, 松永明信: スペクトルの微分解析を使用する高速液体クロマトグラフィーによる水中の除草剤の分析, 分析化学, 45 巻 3 号, pp. 259-263, 1996.
- [29] 岡田夏男, 前川陽平, 大和田済熙, 芳賀一寿, 柴山敦, 川村洋平: 選鉱プロセスにおけるハイパースペクトルイメージングと深層学習を使用したヒ素含有鉱石の分類, *Journal of MMIJ*, 137 巻 1 号, pp. 1-9, 2021.
- [30] 田口敏行, 川野健二, 安田栄一, 窪田彩, 本幡和之: ロジスティック回帰を使用した乗員の反応動作の分析, 自動車技術会論文集, 49 巻, 2 号, pp. 428-433, 2018.
- [31] scikit-learn 1.3.2, sklearn.svm.SVC: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.svm.SVC.html>. (2023 年 11 月閲覧)
- [32] scikit-learn 1.3.2, sklearn.ensemble.RandomForestClassifier: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestClassifier.html>. (2023 年 11 月閲覧)

- [33] scikit-learn 1.3.2, sklearn.linear_model.LogisticRegression: https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear_model.LogisticRegression.html. (2023 年 11 月閲覧)
- [34] scikit-learn 1.3.2, sklearn.tree.DecisionTreeClassifier: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.tree.DecisionTreeClassifier.html#sklearn.tree.DecisionTreeClassifier>. (2023 年 11 月閲覧)
- [35] scikit-learn 1.3.2, sklearn.ensemble.GradientBoostingRegressor: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.GradientBoostingRegressor.html>. (2023 年 11 月閲覧)
- [36] Y. Sun, S. Chen, X. Dai, D. Li, H. Jiang and K. Jia: Coupled retrieval of heavy metal nickel concentration in agricultural soil from spaceborne hyperspectral imagery, *Journal of Hazardous Materials*, Vol. 446, Issue 15, 2023.
- [37] L. Shen, M. Gao, J. Yan, Z. L. Li, P. Leng, Q. Yang and S. B. Duan: Hyperspectral Estimation of Soil Organic Matter Content using Different Spectral Preprocessing Techniques and PLSR Method, *Remote Sensing*, Vol. 12, Issue 7, 2020.
- [38] 横矢直人, 岩崎晃: ハイパースペクトル画像処理が拓く新しい地球観測, 人工知能, 29 巻 4 号, pp. 357-365, 2014.
- [39] L. J. Cao, K. S. Chua, W. K. Chong, H. P. Lee and Q. M. Gu: A comparison of PCA, KPCA and ICA for dimensionality reduction in support vector machine, *Neurocomputing*, Vol. 55, Issues 1-2, pp. 321-336, 2003.
- [40] Q. Jiang and X. Yan: Parallel PCA-KPCA for nonlinear process monitoring, *Control Engineering Practice*, Vol. 80, pp. 17-25, 2018.
- [41] A. Bakdi, A. Kouadri and A. Bensmail: Fault detection and diagnosis in a cement rotary kiln using PCA with EWMA-based adaptive threshold monitoring scheme, *Control Engineering Practice*, Vol. 66, pp. 64-75, 2017.
- [42] D. G. Alvarez, A. Bregon, B. Pulido and C. J. A. Gonzalez: Integrating PCA and structural model decomposition to improve fault monitoring and diagnosis with varying operation points, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 122, 2023.
- [43] T. Ishida, R. Kitagaki, Y. Elakneswaran, J. Mizukado, H. Shinzawa, H. Sato, H. Hagihara and R. Watanabe: Network Degradation Assessed by Evolved Gas Analysis-Mass Spectrometry Combined with Principal Component Analysis (EGA-MS-PCA): A Case of Thermo-Oxidized Epoxy/Amine Network, *Macromolecules*, Vol. 56, pp. 883-891, 2023.
- [44] 関口涼平, 高橋治久, 堀田一弘: カーネル主成分分析を用いた学習機会のパラメータ自動決定法, 情報処理学会論文誌: 数理モデル化と応用, Vol. 49, No. SIG 4 (TOM 20), 2008.

第5章 太陽光下での光学スペクトル測定方法に関する検討

5.1 本章の目的

HSC は様々な分野で幅広く活用されているが、HSC による光学スペクトル測定は測定用の光源以外の光を遮断した光学環境である暗室で実施されてきた。これは実験の再現性を確保するためであるが、HSC を現場適用する際には光源として太陽光を使用することが想定される。

太陽光の分光特性は可視光における放射輝度値が全放射輝度値の約半分を占め、赤外線における放射輝度値は波長が長くなるにつれて減少する[1]。ハロゲンライトの分光特性は放射輝度値が波長 400 nm 付近から単調に増加して波長 1000 nm 付近で最大になり、その後波長が長くなるにつれて放射輝度値は単調に減少する。ハロゲンライトが放射する光は恒常的であり、特定の波長で吸収帯をもたないため、再現性のある測定が可能である。一方、太陽光は地球に到達後空気や雲に吸収、散乱されるため、地表に到達するまでに減衰、拡散する。例えば、波長 760 nm における吸収帯は酸素による減衰であり、波長 940 nm 付近における吸収帯は水蒸気による減衰である[3]。さらに、吸収帯の谷の深さは雲量や天候、時間帯によっても変化するため[3-4]、太陽光下では再現性のある測定が困難である[4]。

光学スペクトルは、光源の分光特性と対象（物体）の分光特性の積で表現される[4-5]。既往の研究ではカラーコンスタンシ理論に基づいて、様々な雲量や天候、時間帯の太陽光下で測定された光学スペクトルを復元する方法が提案された。ここで、カラーコンスタンシ理論とは[4]、測定された光学スペクトルから光源の分光特性と対象の分光特性を分離するアプローチである。カラーコンスタンシ理論では有限次元線形モデルを採用し、光源の分光特性と対象の分光特性をそれぞれ少数の基底関数に重み係数を乗じた加重和で表現する。実際の光学スペクトルと理論解（有限次元線形モデルで表現される光源の分光特性と対象の分光特性の積）の誤差が最小となる重み係数をみつけることで、光源の分光特性と対象の分光特性を分離する。

カラーコンスタンシ理論には基底関数の数や誤差最小化問題の解法に依拠していくつかの派生理論[4-9]があり、光学スペクトルの復元精度は光源の分光特性のモデル化精度に依存する。高精度な光源の分光特性モデルをカラーコンスタンシ理論における光源の分光特性として使用することで、測定された光学スペクトルから光源の分光特性と対象の分光特性を精度よく復元可能となり[4]、太陽光下でも再現性のある測定ができる。

例えば、Judd ら[7]が提案した CIE 昼光モデルでは、平均ベクトル、第一主成分ベクトルおよび第二主成分ベクトルの 3 つの基底関数を使用して、昼光（太陽光による昼間の光）の分光特性を表現した。当該モデルは精度の良い昼光の分光特性モデルであるが[4]、波長 300-830 nm の昼光にのみ適用可能であるため、近赤外線の光学スペクトル測定を目的とする場合には使用できない。また、Bird ら[9]は波長 300-4000 nm の昼光に適用可能な昼光の分光特性モデル（Bird モデル）を提案したが、当該モデルは晴天時にのみ有効であるため、雲が存在する大気環境下では使用できない。一方、金子ら[4]は波長 400-3000 nm の昼光に対応しつつ、晴天から曇天まで適用可能な昼光の分光特性モデルを提案した。当該モデルでは、晴天と曇天の夕方に測定された白色板の光学スペクトルを晴天の正午に測定された同じ白色板の光学スペクトルにそれぞれ精

度よく復元可能である。

以上のようにカラーコンスタンシ理論に基づく検討により，太陽光下でも再現性のある光学スペクトル測定が可能になりつつあるが，太陽光下で光学スペクトルを測定する際の知見が十分とはいえない．本章では，暗室と太陽光下で耐候性鋼材表面の光学スペクトルをそれぞれ測定し，その特性を比較することで HSC による光学スペクトル測定を太陽光下で実施する際の課題を明らかにする．また，課題解決方法を提案したうえで実橋梁でも光学スペクトル測定を実施し，第 4 章で提案した耐候性鋼材表面のさび状態評価方法の現場適用可能性を検討する．

5.2 HSCによる光学スペクトル測定を太陽光下で実施する際の課題

光源をハロゲンライトとする光学環境（以下、暗室）と光源を太陽光とする光学環境（以下、実環境Ⅰ）で耐候性鋼材表面の光学スペクトルをそれぞれ測定し、その特性を比較することで、HSCによる光学スペクトル測定を太陽光下で実施する際の課題を明らかにする。

5.2.1 試験片と光学スペクトルの測定方法

本研究では、JIS-SMA400（7×15 cm）を試験片として使用した。これらの試験片は3%濃度および1%濃度の塩水を供給したうえで、山口大学工学部（山口県宇部市）内で3年間以上の密封箱内曝露により腐食させた。曝露試験を開始した2017年の年間平均気温は17.3℃、年間平均湿度は69.8%であり、腐食環境はマイルドである。なお、第3章で説明した通り、耐候性鋼材表面の各波長における反射強度の大きさは鋼材表面に付着した水の水位によって変化するため、本章では乾燥状態の試験片を使用した。

図5.1に光学スペクトルの測定範囲とさび厚の測定位置を示す。光学スペクトルの測定範囲は6×6 cmとした。また、光学スペクトルの測定範囲を1 cm²毎に36分割し、各1 cm四方の中心部をさび厚の測定位置とした。さび厚は電磁膜厚計（Elcometer456）で10回ずつ測定し、最大値と最小値を除いた8回の平均を各測定位置のさび厚とした。さらに、36点の平均をその試験片のさび厚とした。

図5.2に本研究で使用した試験片の外観写真とその諸元を示す。試験片Aはほとんど腐食しておらず、赤さびが試験片の表面全体に薄く広がっている。他の試験片（試験片I、試験片Kおよび試験片P）では黒褐色のさびが試験片の表面全体に生成しており、クラスAやクラスBのさびが混在して分布している。また、クラスCに分類される非保護性さびもある。

図5.3に暗室と実環境Ⅰにおける実験風景を示す。暗室では3.2.2と同様に、光源の照度は試験片横の照度が400-700 Luxになるように調節し、HSCは試験片表面から20-30 cm離して設置した。実環境Ⅰでは太陽光を光源とすることが重要であり、光源以外の測定条件を暗室と揃えるために、実環境Ⅰは屋内測定とした。また、光源を太陽光とするために、試験片とHSCを太陽光が入射する窓際に置いた。なお、各試験片を1回ずつ測定した。

図5.4に示す照度計（セコニック社、C7000）を使用して、光学スペクトルの測定と同時に試験片の真横で光源の分光特性と照度を測定した。本研究で使用する照度計の波長分解能は1 nmで、波長380-780 nmの範囲で光源の分光特性を測定する。表5.1に暗室と実環境Ⅰにおける光源の諸元を、図5.5にその分光特性を示す。ハロゲンライトの分光特性は、放射輝度値が波長380 nmから単調に増加して波長780 nmで最大になる。一方、太陽光の分光特性は波長380-780 nmにおいて複数の吸収帯があり、波長430 nm付近、波長720 nm付近および波長760 nm付近における吸収帯の谷は他の波長における吸収帯の谷と比較して深い。また、各波長における放射輝度値は、光源の照度が大きいほど大きい。

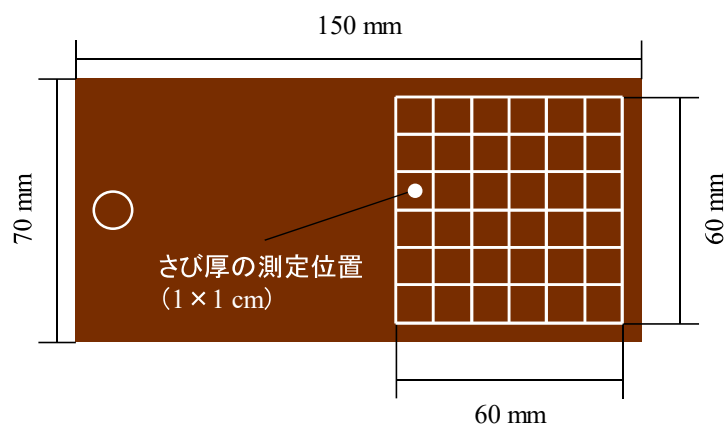


図 5.1 光学スペクトルの測定範囲とさび厚の測定位置

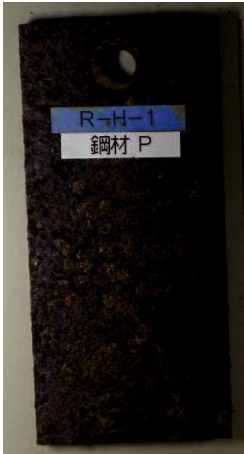
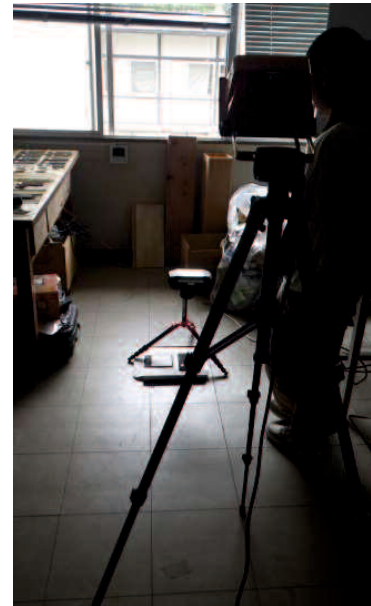
	試験片A	試験片I	試験片K	試験片P																																																																																																																																																
外観写真																																																																																																																																																				
さび分布	<table><tr><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td></tr><tr><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td></tr><tr><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td></tr><tr><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td></tr><tr><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td></tr><tr><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td></tr></table>	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	<table><tr><td>B</td><td>A</td><td>B</td><td>B</td><td>A</td><td>B</td></tr><tr><td>A</td><td>A</td><td>B</td><td>B</td><td>A</td><td>A</td></tr><tr><td>B</td><td>A</td><td>A</td><td>B</td><td>B</td><td>A</td></tr><tr><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>B</td><td>A</td><td>A</td></tr><tr><td>C</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>B</td></tr><tr><td>B</td><td>B</td><td>B</td><td>B</td><td>A</td><td>A</td></tr></table>	B	A	B	B	A	B	A	A	B	B	A	A	B	A	A	B	B	A	A	A	A	B	A	A	C	A	A	A	A	B	B	B	B	B	A	A	<table><tr><td>B</td><td>C</td><td>B</td><td>B</td><td>C</td><td>B</td></tr><tr><td>B</td><td>A</td><td>B</td><td>A</td><td>B</td><td>B</td></tr><tr><td>B</td><td>C</td><td>B</td><td>C</td><td>B</td><td>B</td></tr><tr><td>A</td><td>A</td><td>B</td><td>B</td><td>C</td><td>B</td></tr><tr><td>A</td><td>B</td><td>B</td><td>B</td><td>A</td><td>B</td></tr><tr><td>B</td><td>B</td><td>A</td><td>C</td><td>B</td><td>A</td></tr></table>	B	C	B	B	C	B	B	A	B	A	B	B	B	C	B	C	B	B	A	A	B	B	C	B	A	B	B	B	A	B	B	B	A	C	B	A	<table><tr><td>B</td><td>A</td><td>B</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td></tr><tr><td>A</td><td>A</td><td>B</td><td>B</td><td>A</td><td>A</td></tr><tr><td>A</td><td>B</td><td>A</td><td>A</td><td>B</td><td>A</td></tr><tr><td>B</td><td>A</td><td>B</td><td>B</td><td>A</td><td>B</td></tr><tr><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>C</td><td>B</td><td>B</td></tr><tr><td>B</td><td>B</td><td>A</td><td>A</td><td>A</td><td>B</td></tr></table>	B	A	B	A	A	A	A	A	B	B	A	A	A	B	A	A	B	A	B	A	B	B	A	B	A	A	A	C	B	B	B	B	A	A	A	B
A	A	A	A	A	A																																																																																																																																															
A	A	A	A	A	A																																																																																																																																															
A	A	A	A	A	A																																																																																																																																															
A	A	A	A	A	A																																																																																																																																															
A	A	A	A	A	A																																																																																																																																															
A	A	A	A	A	A																																																																																																																																															
B	A	B	B	A	B																																																																																																																																															
A	A	B	B	A	A																																																																																																																																															
B	A	A	B	B	A																																																																																																																																															
A	A	A	B	A	A																																																																																																																																															
C	A	A	A	A	B																																																																																																																																															
B	B	B	B	A	A																																																																																																																																															
B	C	B	B	C	B																																																																																																																																															
B	A	B	A	B	B																																																																																																																																															
B	C	B	C	B	B																																																																																																																																															
A	A	B	B	C	B																																																																																																																																															
A	B	B	B	A	B																																																																																																																																															
B	B	A	C	B	A																																																																																																																																															
B	A	B	A	A	A																																																																																																																																															
A	A	B	B	A	A																																																																																																																																															
A	B	A	A	B	A																																																																																																																																															
B	A	B	B	A	B																																																																																																																																															
A	A	A	C	B	B																																																																																																																																															
B	B	A	A	A	B																																																																																																																																															
さび厚 (μm)	68	193	201	287																																																																																																																																																
	さび外観評点5(クラスA)		さび外観評点4(クラスB)																																																																																																																																																	

図 5.2 本研究で使用した試験片の外観写真とその諸元



(a) 暗室



(b) 実環境 I

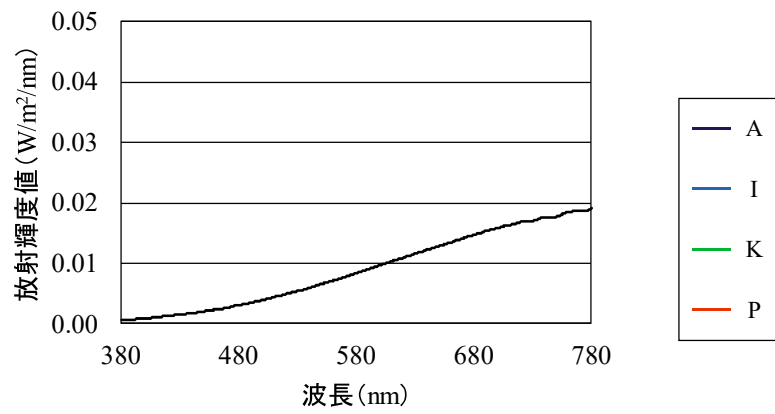
図 5.3 暗室と実環境 I における実験風景



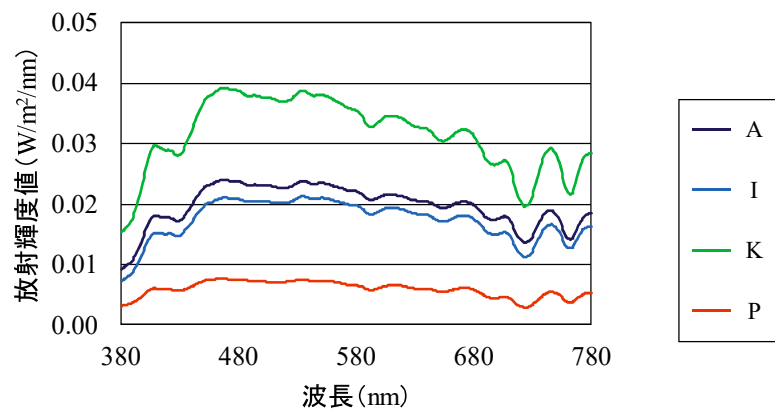
図 5.4 本研究で使用した照度計（出典：https://www.sekonic.co.jp/product/meter/c_7000/c_7000.html）

表 5.1 暗室と実環境 I における光源の諸元

光学環境		試験片	A	I	K	P
暗室	照度 (Lux)	太陽光	-	-	-	-
		ハロゲンライト	531	531	531	531
		合計	531	531	531	531
実環境 I	照度 (Lux)	太陽光	1640	1460	2640	499
		ハロゲンライト	-	-	-	-
		合計	1640	1460	2640	499



(a) 暗室



(b) 実環境 I

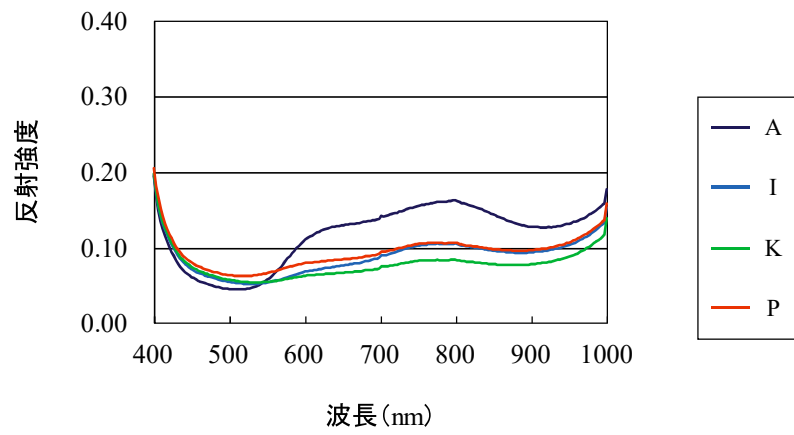
図 5.5 暗室と実環境 I における光源の分光特性

5.2.2 光学スペクトルの測定結果

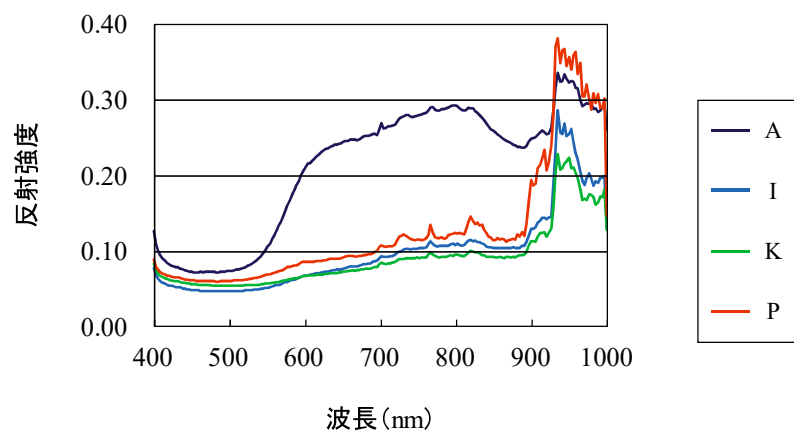
図 5.6 に暗室と実環境 I で測定された光学スペクトルを示す。いずれの試験片においても、暗室で測定された光学スペクトルは波長 500 nm 付近と波長 900 nm 付近で極小値をとり、波長 800 nm 付近で極大値をとる。これは、第 4 章で説明した耐候性鋼材表面の光学スペクトル特性と一致する。一方、試験片によらず、暗室と実環境 I で測定された光学スペクトルの特性は異なり、特にその違いは近赤外線（波長 800-1000 nm）において顕著である。また、実環境 I で測定された光学スペクトルは波長 720 nm 付近や波長 760 nm 付近において吸収帯をもつが、これは太陽光が吸収帯をもつ波長である。

光源をハロゲンライトとする光学環境と光源を太陽光とする光学環境で測定された光学スペクトルではその特性が異なるため、抽出される特徴量の特性も異なり、このことがさび状態評価結果に影響を与えると考えられる。また、光源を太陽光とする光学環境で測定された光学スペクトルは光源と同じ波長で吸収帯をもつことがあるが、このような場合には測定された光学スペクトルがもつ吸収帯が光源の分光特性に起因するのか、対象の分光特性に起因するのかを判断するのは困難である。そのため、第 3 章のように特定の波長で検出される吸収帯に着目する場合、正確な評価ができない。

以上より、光源を太陽光とする光学環境でも光源をハロゲンライトとする光学環境と同様の特性をもった光学スペクトルの測定方法を検討する必要がある。



(a) 暗室



(b) 実環境I

図 5.6 暗室と実環境 I で測定された光学スペクトル

5.3 HSCによる光学スペクトル測定を太陽光下で実施する方法

本研究では太陽光に加えてハロゲンライトを併用することで太陽光がもつ吸収帯をキャンセルし、太陽光下でも暗室における光源と同様の分光特性をもつ光源での測定を試みた。光源を太陽光とハロゲンライトの併用とする光学環境として、実環境Ⅰと比較して太陽光の照度が小さい実環境Ⅱと、実環境Ⅰや実環境Ⅱと比較して太陽光の照度が大きい実環境Ⅲを検討した。

ここで、図 5.7 に実環境Ⅱにおける太陽光の分光特性を示す。実環境Ⅱは実環境Ⅰと比較して各波長における放射輝度値が小さいものの、実環境Ⅱでも実環境Ⅰと同様に波長 430 nm 付近、波長 720 nm 付近および波長 760 nm 付近において吸収帯をもつ。そのため太陽光においては、照度の大きさは各波長における放射輝度値の大きさや吸収帯の谷の深さにのみ影響を与え、分光特性には影響を与えないと考えられる。

5.3.1 光学スペクトルの測定方法と光源の分光特性

図 5.8 に実環境Ⅱと実環境Ⅲにおける実験風景を示す。また、表 5.2 に実環境Ⅱと実環境Ⅲにおける光源の諸元を、図 5.9 にその分光特性を示す。実環境Ⅱでは実環境Ⅰと比較して太陽光の照度を小さくするために試験片と HSC を窓から遠ざけて置き、実環境Ⅲでは実環境Ⅰと同様に試験片と HSC を太陽光が入射する窓際に置いた。また、実環境Ⅱではハロゲンライトと試験片の距離を暗室と同様に概ね 3 m とした。一方、実環境Ⅲではハロゲンライトの照度が太陽光の照度の 2 倍以上となるようにハロゲンライトと試験片の距離を概ね 1 m とし、太陽光下でも暗室における光源と同様の分光特性をもつ光源とした。

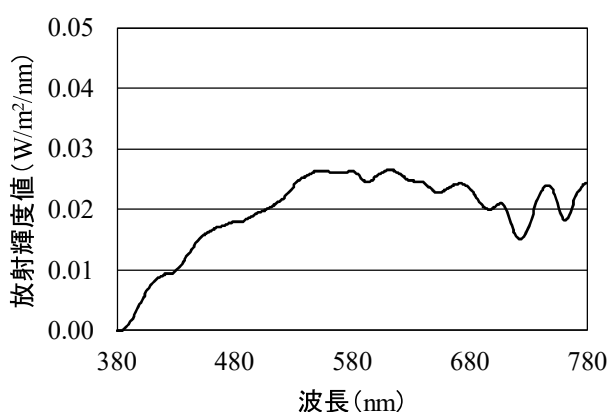


図 5.7 実環境Ⅱにおける太陽光の分光特性



(a) 実環境Ⅱ

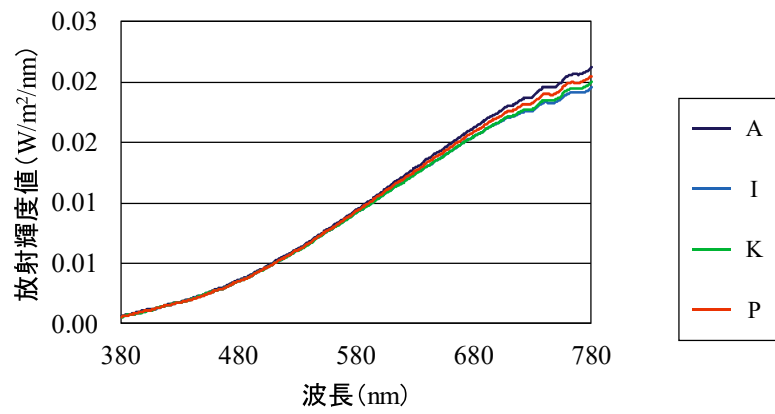


(b) 実環境Ⅲ

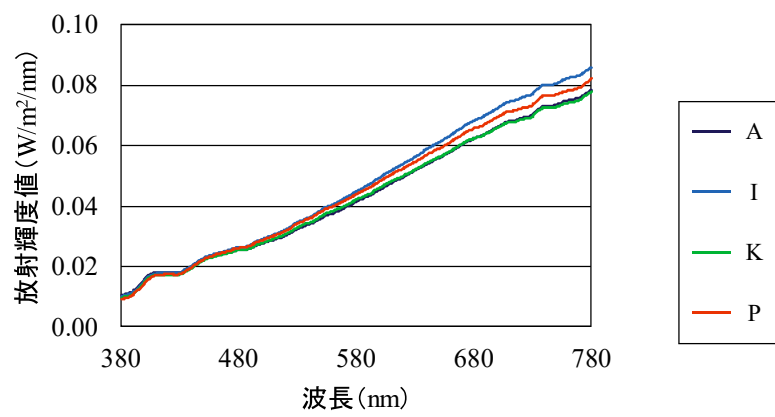
図 5.8 実環境Ⅱと実環境Ⅲにおける実験風景

表 5.2 実環境Ⅱと実環境Ⅲにおける光源の諸元

光学環境		試験片	A	I	K	P
実環境Ⅱ	照度 (Lux)	太陽光	18	18	18	18
		ハロゲンライト	582	567	565	573
		合計	600	585	583	591
実環境Ⅲ	照度 (Lux)	太陽光	769	652	937	686
		ハロゲンライト	2011	2338	1883	2254
		合計	2780	2990	2820	2940



(a) 実環境Ⅱ



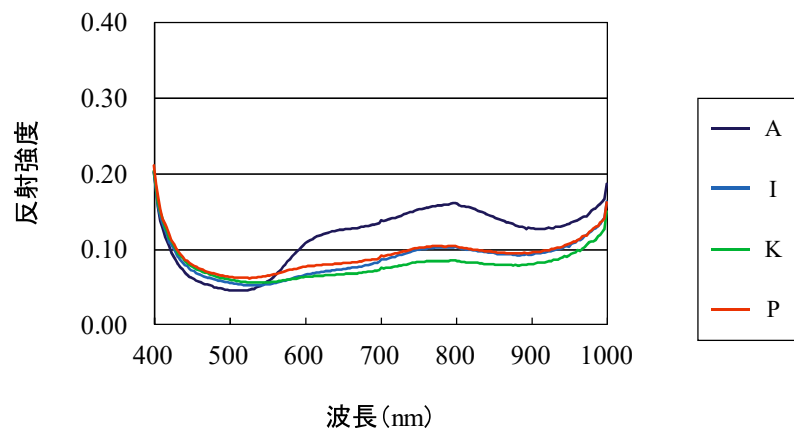
(b) 実環境Ⅲ

図 5.9 実環境Ⅱと実環境Ⅲにおける光源の分光特性

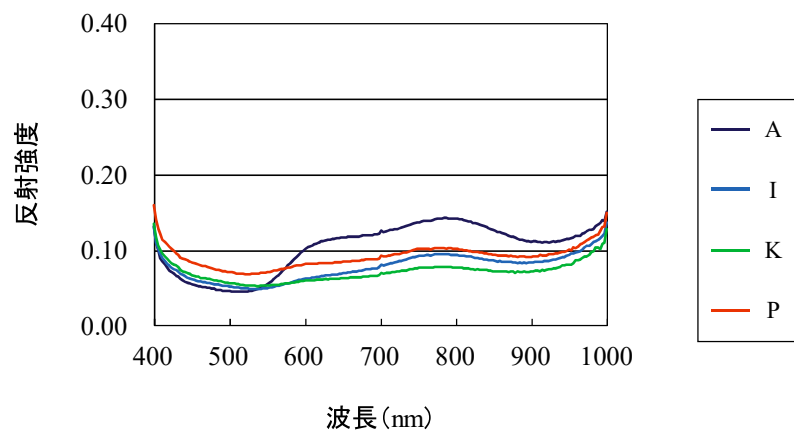
5.3.2 光学スペクトルの測定結果

図 5.10 に実環境Ⅱと実環境Ⅲで測定された光学スペクトルを示す。光学環境によらず、いずれの試験片においても測定された光学スペクトルは吸収帯をもたない。

さらに、本研究では耐候性鋼材表面のさび状態評価を目的としているため、特徴波長（波長 569 nm、波長 694 nm、波長 796 nm および波長 896 nm）における反射強度比に着目した。図 5.11 に特徴波長と反射強度比の関係を示す。ここでの反射強度比とは、暗室で測定された光学スペクトルの特徴波長における反射強度に対する実環境Ⅱ（もしくは実環境Ⅲ）で測定された光学スペクトルの特徴波長における反射強度の比であり、反射強度比が 1.00 に近いほど暗室で測定された光学スペクトルと実環境Ⅱ（もしくは実環境Ⅲ）で測定された光学スペクトルが一致することを示す。実環境Ⅱにおいては、試験片によらず暗室で測定された光学スペクトルと実環境Ⅱで測定された光学スペクトルは一致する。一方、実環境Ⅲにおいては、試験片 A の波長 796 nm と波長 896 nm における反射強度比が最も小さく 0.87 であり、実環境Ⅲで測定された光学スペクトルは暗室で測定された光学スペクトルと比較して最大で 13 % 小さい。そこで、このことがさび状態評価精度に与える影響を検討した。

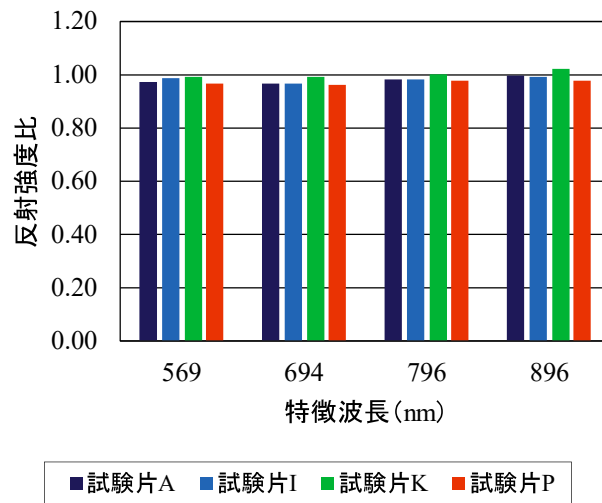


(a) 実環境Ⅱ

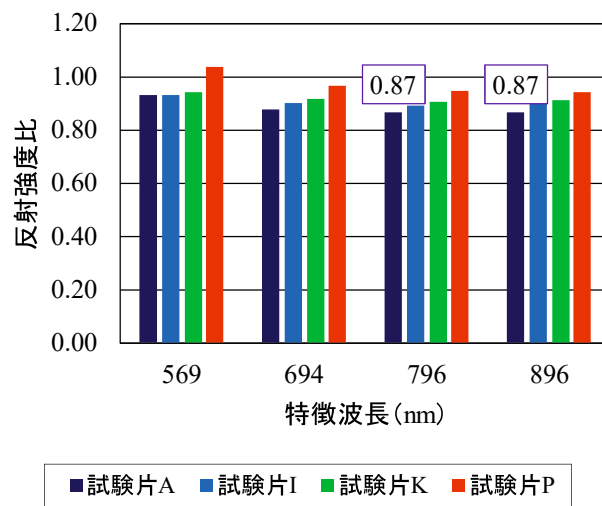


(b) 実環境Ⅲ

図 5.10 実環境Ⅱと実環境Ⅲで測定された光学スペクトル



(a) 実環境Ⅱ



(b) 実環境Ⅲ

図 5.11 特徴波長と反射強度比の関係

5.3.3 実環境Ⅲで測定された光学スペクトルによるさび状態評価

光学スペクトルの測定範囲（6 cm 四方）を 1 cm²毎に 36 分割し、1 cm 四方の各 pixel から出力された全ての光学スペクトルについて、各波長における反射強度を波長毎に平均し、これを 1 つのデータとした。なお、これをテストデータとした。また、学習データと検証データは第 4 章で使用したデータとした。表 5.3 にデータの内訳を示す。学習データは 932、検証データは 104、テストデータは 144 ある。

特徴波長における反射強度に対して KPCA を適用し、第一主成分と第二主成分を抽出した。抽出された第一主成分と第二主成分を RF 分類器に入力し、クラス A からクラス D を出力した。なお、ハイパーパラメータは第 4 章の表 4.4 に示すデフォルト値とし、構築した分類器は正解率によって評価した。

構築した分類器の正解率は、79.9 %であった。表 5.4 に予測データと正解データの一致率を、括弧内に各クラスの予測データ数と正解データ数を示す。クラス C の一致率は 100.0 %である。一方、クラス A とクラス B の一致率はクラス C の一致率と比較して低く、クラス A の一致率は 73.8%，クラス B の一致率は 86.5 %である。このとき、クラス A とクラス B の不正解データはそれぞれ、22 と 7 ある。しかし、クラス A をクラス B やクラス D と誤判別することや、クラス B をクラス D と誤判別することは危険側に評価しているため、重要な誤判別ではない。また、全体一致率（79.9 %）が第 4 章で提案した分類器の全体一致率（90.7 %）と比較して低いのは、教師データが異なるためであると考えられる。

太陽光に加えてハロゲンライトを併用することで太陽光がもつ吸収帯をキャンセルし、太陽光下でも暗室における光源と同様の分光特性をもつ光源での測定を試みた。その結果、比較的太陽光の照度が小さい実環境Ⅱでは、暗室と同様の特性をもった光学スペクトルの測定が可能である。一方、実環境Ⅰや実環境Ⅱと比較して太陽光の照度が大きい実環境Ⅲで測定された光学スペクトルは、暗室で測定された光学スペクトルと比較して最大で 13 %小さい。しかし、実環境Ⅲで測定された光学スペクトルデータによってさび状態評価を試みた結果、全体一致率は 79.9 %を達成しており、さび状態評価精度に重要な影響を与えないことが認められた。以上より、HSC による光学スペクトル測定を太陽光下で実施する際は、光源を太陽光とハロゲンライトの併用とするといふ。

第 4 章で提案した分類器は太陽光下で測定された光学スペクトルから抽出された特徴量に対しても汎用性や再現性が認められた。そこで実橋梁でも光学スペクトル測定を実施し、第 4 章で提案した耐候性鋼材表面のさび状態評価方法の現場適用可能性を検討する。

表 5.3 データの内訳

	学習データ	検証データ	テストデータ
A	227	25	84
B	238	27	52
C	237	26	8
D	230	26	0

表 5.4 予測データと正解データ的一致率

		予測			
		A	B	C	D
正解	A	73.8 % (62 / 84)	22.6 % (19 / 84)	0.0 % (0 / 84)	3.6 % (3 / 84)
	B	0.0 % (0 / 52)	86.5 % (45 / 52)	0.0 % (0 / 52)	13.5 % (7 / 52)
	C	0.0 % (0 / 8)	0.0 % (0 / 8)	100.0 % (8 / 8)	0.0 % (0 / 8)
	D	-	-	-	-

5.4 実橋梁での検討

本節では，第4章で提案したさび状態評価方法の現場適用可能性を検討する．

5.4.1 対象橋梁と測定位置

図 5.12 に対象橋梁の外観を，表 5.5 に対象橋梁の諸元を示す．当該橋梁は山口県宇部市の国道 219 号線に架橋されており，離岸距離 10 km の平野部（標高 10 m）に位置する．

図 5.13 に対象橋梁の測面図を，図 5.14 に対象橋梁の断面図を示す．本研究では接近が容易な AI 橋台側の G1 桁において，下フランジ上面付近のウェブ（外側）で光学スペクトル測定とさび厚測定を実施した．なお，対象橋梁における光学スペクトルの測定範囲は，図 5.15 に示す黄線内側（5×10 cm）とした．なお，中桁の方が暗いためより暗室に近い光学環境であるが，ハロゲンライトの設置が困難であったことと安全な測定が困難であったため，外桁での検討とした．



図 5.12 対象橋梁の外観

表 5.5 対象橋梁の諸元

橋長(m)	離岸距離(km)	橋軸方向	構造形式
100	10	南東－北西	4主桁 3径間連続鋼合成鈹桁橋

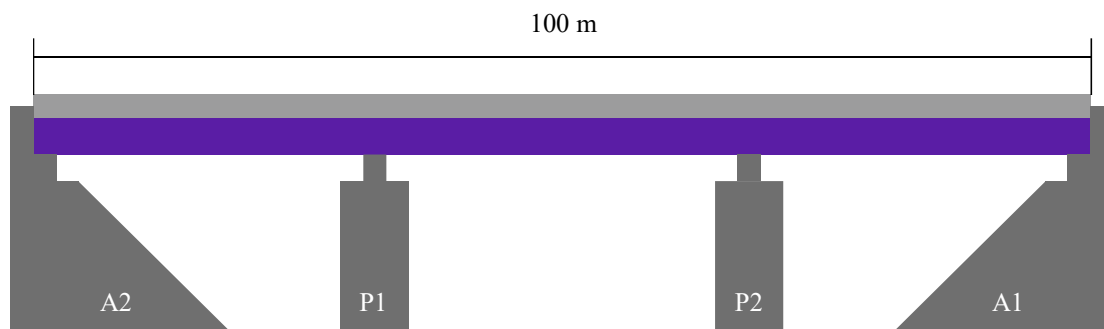


図 5.13 対象橋梁の側面図

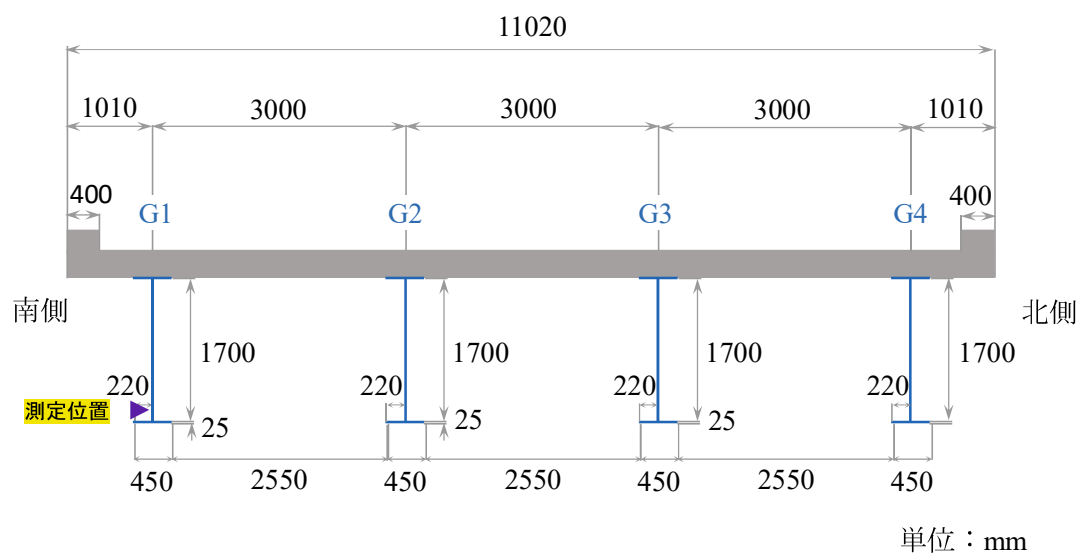


図 5.14 対象橋梁の断面図

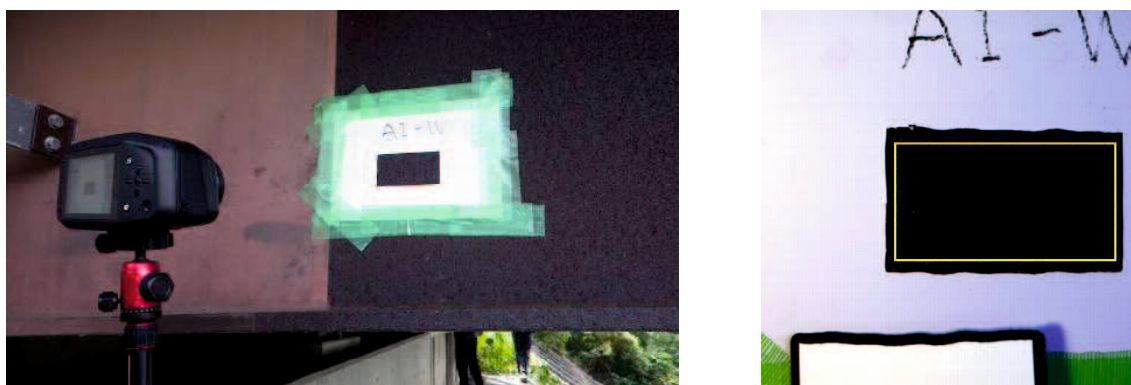


図 5.15 光学スペクトルの測定範囲

5.4.2 さび厚測定

光学スペクトルの測定範囲を 1 cm² 毎に 50 分割し、各 1 cm 四方の中心部をさび厚の測定位置とした。さび厚は電磁膜厚計 (Elcometer456) で 10 回ずつ測定し、最大値と最小値を除いた 8 回の平均を各測定位置のさび厚とした。さらに、50 点の平均をその範囲全体のさび厚とした。

図 5.16 に光学スペクトルの測定範囲におけるさび分布を示す。さび厚 0-200 μm のさび (クラス A) が最も多いが、さび厚 400 μm 以上のさび (クラス C やクラス D) も確認された。また、平均さび厚は 262 μm (クラス B) であり、この範囲においては保護性さびが生成している。

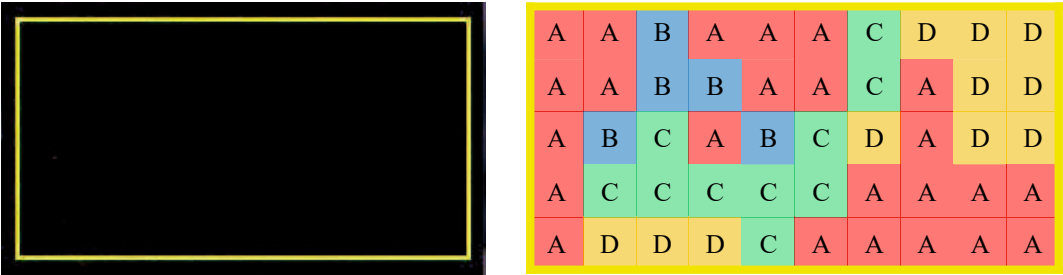


図 5.16 光学スペクトルの測定範囲におけるさび分布

5.4.3 光学スペクトルの測定方法

図 5.17 に実験風景を示す。光学スペクトルの測定範囲全体を HSC 側の測定範囲に収めるために、HSC はウェブ表面から 30-40 cm 離して設置した。また、ハロゲンライトとウェブの距離は、概ね 1 m である。

図 5.18 に測定時における光源（太陽光とハロゲンライトの併用）の分光特性を示す。測定時の照度は、10400 Lux である。光源は波長 410 nm 付近、波長 430 nm 付近、波長 720 nm 付近、波長 740 nm 付近および波長 760 nm 付近において吸収帯をもつ。ここで、本研究では耐候性鋼材表面のさび状態評価を目的としているため、光源が特徴波長において吸収帯をもたないことが重要である。これら 5 つの波長は特徴波長とは異なるため、この光源で測定した。

図 5.19 に特徴波長と反射強度比の関係をそれぞれ示す。ここでの反射強度比とは、暗室で測定された光学スペクトルの反射強度に対する実橋梁で測定された光学スペクトルの反射強度の比であり、反射強度比が 1.00 に近いほど暗室で測定された光学スペクトルと実橋梁で測定された光学スペクトルが一致することを示す。なお、試験片 P のさび厚は 287 μm であり、実橋梁での測定範囲におけるさび厚 (262 μm) と概ね等しいため、試験片 P を基準とした。波長 694 nm における反射強度比が最も小さく 0.86 であり、実橋梁で測定された光学スペクトルは暗室で測定された光学スペクトルと比較して最大で 14 % 小さい。これは、実環境Ⅲにおける結果 (図 5.11 (b)) と概ね一致する。



図 5.17 対象橋梁における実験風景

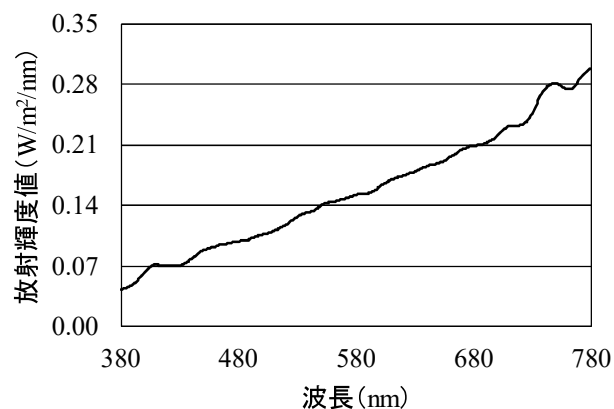


図 5.18 測定時における光源（太陽光とハロゲンライトの併用）の分光特性

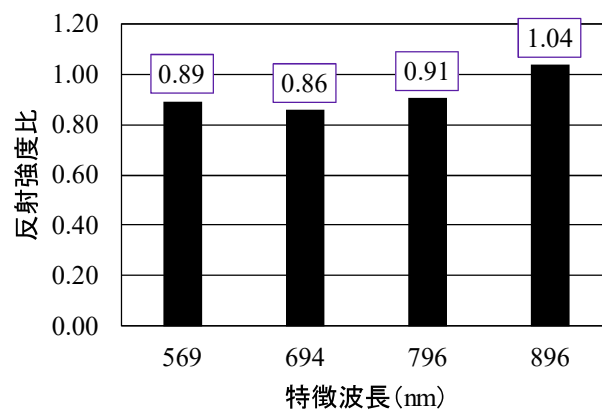


図 5.19 特徴波長と反射強度比の関係

5.4.4 実橋梁で測定された光学スペクトルによるさび状態評価

測定範囲を 1 cm^2 毎に 50 分割し、 1 cm 四方の各 pixel から出力された全ての光学スペクトルについて、各波長における反射強度を波長毎に平均し、これを 1 つのデータとした。なお、これをテストデータとした。また、学習データと検証データは第 4 章で使ったデータとした。表 5.6 にデータの内訳を示す。学習データは 932、検証データは 104、テストデータは 50 ある。

第 4 章の感度分析結果より、分類器構築のためには 4 つある特徴波長のうち 3 つ使用すればよい。そのため、反射強度比が最小となる波長 694 nm を除いた残りの 3 つの波長を使用して分類器を構築した。

波長 569 nm 、波長 796 nm および波長 896 nm における反射強度に対して KPCA を適用し、第一主成分と第二主成分を抽出した。抽出された第一主成分と第二主成分を RF 分類器に入力し、クラス A からクラス D を出力した。なお、ハイパーパラメータは第 4 章の表 4.4 に示すデフォルト値とし、構築した分類器は正解率によって評価した。

構築した分類器の正解率は、 90.0% であった。表 5.7 に予測データと正解データの一致率を、括弧内に各クラスの予測データ数と正解データ数を示す。クラス B、クラス C およびクラス D の一致率は 100.0% であり、保護性さび（クラス B）と非保護性さび（クラス C）は 100.0% の精度で区別できる。一方、クラス A の一致率は他クラスの一致率と比較して低く、 79.2% である。このとき、クラス A の不正解データは 5 ある。しかし、クラス A をクラス B と誤判別することは危険側に評価しているため、重要な誤判別ではない。

実環境Ⅲと実橋梁においてさび状態評価を検討した結果、太陽光下で測定された光学スペクトルから抽出された特徴量や異なる環境で生成したさびに対しても、第 4 章で提案した分類器は汎用性や再現性があることが認められた。一方、ほこりや汚れが付着したさびと付着しないさびではその光学スペクトル特性が異なると考えられるため、ほこりや汚れが存在する場合の特徴量抽出方法については今後検討したい。

表 5.6 データの内訳

	学習データ	検証データ	テストデータ
A	227	25	24
B	238	27	5
C	237	26	10
D	230	26	11

表 5.7 予測データと正解データ的一致率

		予測			
		A	B	C	D
正解	A	79.2 % (19 / 24)	20.8 % (5 / 24)	0.0 % (0 / 24)	0.0 % (0 / 24)
	B	0.0 % (0 / 5)	100.0 % (5 / 5)	0.0 % (0 / 5)	0.0 % (0 / 5)
	C	0.0 % (0 / 10)	0.0 % (0 / 10)	100.0 % (10 / 10)	0.0 % (0 / 10)
	D	0.0 % (0 / 11)	0.0 % (0 / 11)	0.0 % (0 / 11)	100.0 % (11 / 11)

5.5 本章のまとめ

本研究では暗室と太陽光下で耐候性鋼材表面の光学スペクトルをそれぞれ測定し、その特性を比較することで HSC による光学スペクトル測定を太陽光下で実施する際の課題を明らかにした。また、課題解決方法を提案したうえで実橋梁でも光学スペクトル測定を実施し、第 4 章で提案した耐候性鋼材表面のさび状態評価方法の現場適用可能性を検討した。本研究で得られた知見を以下に示す。

- 1) 光源をハロゲンライトとする光学環境と光源を太陽光とする光学環境で測定された光学スペクトルではその特性が異なり、特にその違いは近赤外線（波長 800-1000 nm）において顕著である。また、光源を太陽光とする光学環境で測定された光学スペクトルは光源と同じ波長で吸収帯をもつことがあるが、このような場合には測定された光学スペクトルがもつ吸収帯が光源の分光特性に起因するのか、対象の分光特性に起因するのかを判断するのは困難である。
- 2) 1) の課題は、光源を太陽光とハロゲンライトの併用とすることで解決できる。この光源での光学スペクトル測定を試みた結果、実環境Ⅰや実環境Ⅱと比較して太陽光の照度が大きい実環境Ⅲで測定された光学スペクトルは暗室で測定された光学スペクトルと比較して最大で 13 %小さい。しかし、実環境Ⅲで測定された光学スペクトルデータによってさび状態評価を試みた結果、全体一致率は 79.9 %を達成しており、さび状態評価精度に重要な影響を与えないことが認められた。
- 3) また、実橋梁でも光学スペクトル測定を実施し、第 4 章で提案した耐候性鋼材表面のさび状態評価方法の現場適用可能性を検討した結果、全体一致率は 90.0 %を達成した。そのため、太陽光下で測定された光学スペクトルから抽出された特徴量や異なる環境で生成したさびに対しても、第 4 章で提案した分類器は汎用性や再現性があると考ええる。一方、ほこりや汚れが付着したさびと付着しないさびではその光学スペクトル特性が異なると考えられるため、ほこりや汚れが存在する場合の特徴量抽出方法については今後検討したい。

実橋梁において光学スペクトル測定を実施する際、暗闇での測定には危険が伴うため、本研究では昼間での測定を想定して、太陽光下での測定方法を検討した。一方、夜間の方が暗室に近い光学環境であるため、昼間よりも測定精度は良いと考えられる。実橋梁での安全な測定も考慮しつつ、今後は HSC の現場適用可能性を検討したい。

参考文献

- [1] C. Strümpel, M. M. Cann, G. Beaucarne, V. Arkhipov, A. Slaoui, V. Švrček, C. D. Cañizo d and I. Tobias: Modifying the solar spectrum to enhance silicon solar cell efficiency—An overview of available materials, *Solar Energy Materials and Solar Cells*, Vol. 91, Issue 4, pp. 238-249, 2007.
- [2] 島津製作所ホームページ : <https://www.an.shimadzu.co.jp/service-support/technical-support/analysis-basics/uv/fundamentals/uvtalk6-basic/index.html>. (2023 年 11 月閲覧)
- [3] 居島修, 島村哲也 : 分光型全天日射計 (MS-710) の測器常数較正とつくばにおける太陽光スペクトルの試験観測, 高層気象台彙報, 第 71 号, pp. 11-20, 2013.
- [4] 金子瑛士, 戸田真人, 青木啓史, 塚田正人 : 晴天から曇天までの天候に対応可能な昼光の分光分布モデル, 研究報告コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM) , 2012 巻 32 号, pp. 1-6, 2012.
- [5] 小林由枝, 川上玲, 池内克史 : 対数空間における反射率分布と光源スペクトルの分離—有効な拘束条件の検証—, 研究報告コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM) , 2010 巻 17 号, pp. 1-7, 2010.
- [6] J. Ho, B. V. Funt and M. S. Drew: Separating a color signal into illumination and surface reflectance components: theory and applications, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 12, Issue 10, pp. 966-977, 1990.
- [7] D. B. Judd, D. L. M. Adam, G. Wyszecki, H. W. Budde, H. R. Condit, S. T. Henderson and J. L. Simonds: Spectral Distribution of Typical Daylight as a Function of Correlated Color Temperature, *Journal of the Optical Society of America*, Vol. 54, Issue 8, pp. 1031-1040, 1964.
- [8] P. R. Chang and T. H. Hsieh: Constrained nonlinear optimization approaches to color-signal separation, *IEEE Trans Image Process*, Vol. 4, Issue 1, pp. 81-94, 1995.
- [9] R. E. Bird and C. Riordan: Simple Solar Spectral Model for Direct and Diffuse Irradiance on Horizontal and Tilted Planes at the Earth's Surface for Cloudless Atmospheres, *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, Vol. 25, Issue 1, 1986.
- [10] (社) 日本鋼構造協会 : 耐候性鋼橋梁の適用性評価と防食予防保全, JSSC テクニカルレポート, No. 86, 2009.

第6章 総括

6.1 本研究の結論

近年、高度経済成長期頃に建設された橋梁の老朽化が深刻な社会問題として浮上しており、1巡目点検では建設後 50 年が経過した橋梁に限らず橋梁の老朽化の進行が顕在化した。一方、構造物建設投資額は 2017 年以降ほとんど増加しておらず、新たな公共事業への資金投下が難しい状況にある。このような状況においては、我国の橋梁は適切な維持管理による長寿命化および LCC の低減を図るべきである。

耐候性鋼材は鋼材表面の緻密な保護性さびが防食機能を発揮する鋼材であり、溶接構造用鋼材としての優れた特性を有すると共に LCC 低減の観点から魅力的な防食方法であるため、橋梁の材料として使用されることもある。一方、腐食環境によっては層状剥離さび等の処置が必要なさびが生成される場合もあるため、耐候性鋼橋梁の長寿命化へ向けた維持管理のためには、定期点検（5 年に 1 度の近接目視点検）の際に鋼材表面のさび状態を把握することが必要不可欠である。また、水は腐食の本質的な要因であるため、耐候性鋼材表面の濡れ状態を把握することは腐食の進行を予測するうえで重要である。

これまでは近接目視点検によって橋梁の安全性を担保してきたが、少子高齢化の進展を考慮すると、今後も経済力低下や労働者および技術者不足は避けられない。そのため、今後もこれまでと同様に全ての橋梁とその部材について近接目視点検を実施することは困難であろう。

このような背景のもと、本研究では光学カメラの 1 種である HSC で測定される光学スペクトルによって、耐候性鋼材表面の濡れ状態とさび状態を評価する方法を検討した。また、太陽光下で光学スペクトル測定を実施する方法を検討した。本研究で得られた知見を以下に示す。

第 3 章「耐候性鋼材表面の濡れ状態評価に関する検討」ではまず、腐食生成物上の水の検出に向けた基礎的な研究として、シャーレ内で水位を変えて水の光学スペクトルを測定し、HSC で検出される水の光学スペクトル特性を検討した。次に、霧吹きで水を噴霧した耐候性鋼材試験片を使用して、腐食生成物上の水の光学スペクトル特性を検討した。これらの検討結果により、耐候性鋼材表面に付着した水の非接触検出方法および検出した水の水位の定量評価方法を提案した。

- 1) シャーレ内で水位を変えて水の光学スペクトルを測定した結果、HSC で検出される水の基本的な光学スペクトル特性として、波長 970 nm において O-H の伸縮振動による水の吸収帯がみられることや波長 970 nm における反射強度比（乾燥状態の反射強度に対する湿潤状態の反射強度の相対値）によってシャーレ内の水の水位は概ね予測可能である。
- 2) 腐食した耐候性鋼材試験片表面の光学スペクトルを乾湿状態でそれぞれ測定した結果、本研究で使用した試験片（試験片 A：さび厚 201 μm ，試験片 B：さび厚 387 μm ）においては、波長 970 nm における反射強度比（乾燥状態の反射強度に対する湿潤状態の反射強度の相対値）によって腐食への影響が顕著となる厚さ 0.1 mm の水膜を検出できた。
- 3) また、シャーレ内の水と腐食生成物上の水の光学スペクトル特性を比較した結果、これら

の光学スペクトル特性は異なり、シャーレ内の水の光学スペクトルでは耐候性鋼材表面に付着した水の水位を予測できないことが認められた。一方、腐食生成物上の水の波長 970 nm における反射強度比や反射強度と耐候性鋼材表面に付着した水の水位の関係式を示した。この関係式によって耐候性鋼材表面に付着した水の水位を精度よく推定できる可能性を示したが、試験片毎に異なる係数を乗じる必要があり、この原因はさび厚や外観に起因していると考えられる。

第 4 章「耐候性鋼材表面のさび状態評価に関する検討」では箱内密封曝露により腐食させた耐候性鋼材試験片と小型環境試験機で腐食させた試験片を使用して、耐候性鋼材表面に生成したさびの光学スペクトル特性を検討した。また、耐候性鋼材表面のさび状態評価のための特徴量抽出方法を示し、分類器構築方法を提案した。

- 1) HSC を使用して耐候性鋼材表面の光学スペクトルを 1 cm²毎に測定し、測定された光学スペクトルの一次微分から耐候性鋼材表面のさび状態評価に有効な波長（特徴波長）を検討した。その結果、鋼材の腐食過程やさび厚によらず、可視光と近赤外線において特徴波長があることを見出した。この特徴波長は、波長 569 nm、波長 694 nm、波長 796 nm および波長 896 nm である。
- 2) 特徴波長における反射強度を分類器の入力データとするのではなく、前処理としての次元削減が有効である。RF 分類器へ各波長の反射強度に対して KPCA を適用して抽出した第一主成分と第二主成分を入力することで、評価精度の高い分類器を構築した。特に、特徴波長から抽出した第一主成分と第二主成分を入力データとした RF 分類器の評価精度は 90.7 % であった。この分類器はクラス A (96.2 %) とクラス C (100.0 %) の評価精度は高いが、クラス B (81.5 %) とクラス D (85.6 %) の評価精度はやや低い。
- 3) 2) の分類器におけるクラス B の不正解データ (12 データ) のうち 10 データはクラス D と、クラス D の不正解データ (8 データ) は全てクラス A と判別された。これは、クラス B の不正解データの第一主成分と第二主成分がクラス D の第一主成分と第二主成分と、クラス D の不正解データの第一主成分と第二主成分がクラス A の第一主成分と第二主成分と重複しているものが多いためと考えられる。
- 4) さび状態評価のためには、今回見出した 4 つの特徴波長のうち、少なくとも 3 つを使用する必要がある。
- 5) また、提案した手法は 2 段階評価にすることで、さび厚 200-400 μm のさび（保護性さび）とさび厚 400-800 μm のさび（非保護性さび）を 100.0 % の精度で区別できる。

第 5 章「太陽光下での光学スペクトル測定方法に関する検討」では暗室と太陽光下で耐候性鋼材表面の光学スペクトルをそれぞれ測定し、その特性を比較することで HSC による光学スペクトル測定を太陽光下で実施する際の課題を明らかにした。また、課題解決方法を提案したうえで実橋梁でも光学スペクトル測定を実施し、第 4 章で提案した耐候性鋼材表面のさび状態評価方法の現場適用可能性を検討した。

- 1) 光源をハロゲンライトとする光学環境と光源を太陽光とする光学環境で測定された光学スペクトルではその特性が異なり、特にその違いは近赤外線（波長 800-1000 nm）において顕

著である。また、光源を太陽光とする光学環境で測定された光学スペクトルは光源と同じ波長で吸収帯をもつことがあるが、このような場合には測定された光学スペクトルがもつ吸収帯が光源の分光特性に起因するのか、対象の分光特性に起因するのかを判断するのは困難である。

- 2) 1) の課題は、光源を太陽光とハロゲンライトの併用とすることで解決できる。この光源での光学スペクトル測定を試みた結果、実環境Ⅰや実環境Ⅱと比較して太陽光の照度が大きい実環境Ⅲで測定された光学スペクトルは暗室で測定された光学スペクトルと比較して最大で 13 %小さい。しかし、実環境Ⅲで測定された光学スペクトルデータによってさび状態評価を試みた結果、全体一致率は 79.9 %を達成しており、さび状態評価精度に重要な影響を与えないことが認められた。
- 3) また、実橋梁でも光学スペクトル測定を実施し、第 4 章で提案した耐候性鋼材表面のさび状態評価方法の現場適用可能性を検討した結果、全体一致率は 90.0 %を達成した。そのため、太陽光下で測定された光学スペクトルから抽出された特徴量や異なる環境で生成したさびに対しても、第 4 章で提案した分類器は汎用性や再現性があると考ええる。一方、ほこりや汚れが付着したさびと付着しないさびではその光学スペクトル特性が異なると考えられるため、ほこりや汚れが存在する場合の特徴量抽出方法については今後検討したい。

6.2 今後の課題と展望

第3章で提案した耐候性鋼材表面の濡れ状態評価方法によって、腐食への影響が顕著となる厚さ 0.1 mm の水膜を検出できることや耐候性鋼材表面に付着した水の水位を予測できる可能性を示した。しかし、実験では2つの試験片しか使用しておらず提案手法の汎用性に課題があるため、今後はさび厚や外観が異なる試験片で同様の検討をしてデータの蓄積を図り、提案手法の汎用性について検討したい。加えて、腐食環境の把握のためには濡れ状態を継続的にモニタリングする必要があると考えるが、本研究では暗室における90分間の測定であったため、温湿度や季節、時間帯が異なる環境でのモニタリング方法を提案する必要がある。

第4章で提案した耐候性鋼材表面のさび状態評価方法は、ハロゲンライトを使用することで暗室だけでなく太陽光下でも高い精度でさび状態を評価できることを示した。しかし、実橋梁で光学スペクトル測定を実施した際、ハロゲンライトを設置するための空間が確保できない場合もあった。また、本研究では接近が困難な部材の光学スペクトル測定方法について検討していない。これに対して、RGBカメラはHSCと比較して光源や測定距離の制限がないため、耐候性鋼材表面のさび状態評価方法としてはさび画像に画像処理や機械学習を適用する方法の方が実用的であろう。一方、耐候性鋼材表面のさび状態評価のためには可視光（波長 569 nm および波長 694 nm）だけでなく近赤外線（波長 796 nm および波長 896 nm）の分光情報も必要であることを示したが、RGBカメラでは近赤外線の光学スペクトルを測定することはできないため、HSCによってさび状態を評価するメリットもある。今後は、ハロゲンライトに変わる光源や測定距離について検討し、さらに特徴波長がもつ物理的な意味を解明することで、提案方法の優位性を示しつつ、提案方法と従来方法（さび画像に画像処理や機械学習を適用する方法）の使い分けについても検討したい。

以上のような課題を解決することで、本研究の提案手法が将来的に広く普及すると考える。本研究の成果が、耐候性鋼橋梁の長寿命化および、安全、安心な使用に貢献できることを期待する。特に、提案したさび状態評価方法は現場適用可能性が十分にあるため、橋梁点検者の判断を支援可能なスクリーニング技術としての活用を期待したい。

加えて、近年HSCやMSCの性能は著しく発展しており、測定波長範囲が拡張されている。一般的に対象とする物質の固有な特徴は波長の長い方にあると考えられるので、測定波長範囲の拡張によって本研究が提案した濡れ状態評価方法やさび状態評価方法の評価精度向上に期待ができる。また、マグネットを使ってスマートフォンに貼付けて使用するものやカメラ本体と光源が一体化したものも開発されており、太陽光下での光学スペクトル測定は簡易になりつつある。このような測定機器の性能向上が助長してHSCやMSCを使用した研究は増えつつあるので、今後も活発な議論を続けてほしい。

謝辞

本論文は、著者が山口大学大学院 創成科学研究科 博士後期課程において実施した、**可視光から近赤外線までの光学スペクトルによる耐候性鋼材表面の濡れ状態評価およびさび状態評価に関する研究**の成果をまとめたものです。ご多忙の中、本論文の審査をお引き受け頂きました主査の麻生稔彦教授、副査の中村秀明教授、中山雅晴教授、吉武勇教授、そして渡邊学歩准教授には深く感謝申し上げます。

麻生教授には博士後期課程進学の道をお示し頂くとともに、7年間にわたり大変熱心にご指導頂きました。特に、研究発表資料の作り方や発表と質疑応答の所作に関しては、言葉の選び方から図表や文字の大きさまで、細部にわたってご指導して頂きました。逃げ出したいと考えることも多々ありましたが、先生との発表練習で身に着けたスキルは特に入社してから評価されることがあります。また、長年の経験で培われた哲学ともいえる貴重なご助言は、いつもの確でした。本論文をまとめることができたのは、先生の多大なるご尽力があってこそのもので、大変感謝しております。

中村教授には、著者が知識不足であった機械学習分野において、多くのご指摘を賜りました。先生のご指摘のおかげで、第4章の考察が深まり、信頼性が向上しました。

中山教授には、ハイパースペクトルカメラの原理や実験条件の決定理由等、本論文の読者が内容を理解しやすくなるための貴重なご指摘を頂戴しました。

吉武教授には、本研究の本質的なご指摘を頂くとともに、論文本体や発表スライドの構成についてもご指導いただきました。また、シドニーやローマの学会では、著者の稚拙な英語をご指導頂き、発表を温かく見守っていただきました。

渡邊准教授には、廊下ですれ違うたびに激励のお言葉を頂きました。また、先生の研究室とは合同で研究発表会をする機会もあり、長年にわたってご助言を賜りました。

麻生研究室の蓮池里菜助教には、論文執筆や発表資料作成のために夜遅くまでお付き合い頂きました。また先生が赴任されてから、当研究室に新しいテーマが増えました。特に、著者が光学スペクトルと機械学習を組み合わせる発想に至り、実践できたのは、先生の熱心かつ丁寧なご指導のおかげです。

日本工営株式会社の古木宏和氏には、本論文の核であるハイパースペクトルカメラをご提供頂きました。古木氏との出会いがあったからこそ、本研究を遂行することができました。

麻生研究室の先輩方や同期の皆様のご指導のおかげで、今日の私があります。ブリコンや飲み会等、オンとオフのメリハリがある研究室だったからこそ、研究活動に集中できました。また、後輩の皆様には、著者が研究を進めるうえで、実験やデータ整理にご協力頂きました。感謝申し上げます。

著者が学位審査を受けるにあたり、特別にご配慮頂いた、UBE マシナリー株式会社の後藤悟史部長や川内康寛 GL をはじめとする橋梁・鉄構技術部の皆様に感謝申し上げます。

上述の方々以外にも多くの方からご指導とご協力を頂きました。本論文は決して著者一人の

成果ではなく、皆様のご支援なくしては完成し得ませんでした。改めて深く感謝申し上げます。

最後になりますが、4年で卒業して就職する約束で大学に入学したにもかかわらず、5年間も大学院で勉強する機会を与えてくださった家族には感謝しております。特に、博士後期課程に進学する決意を伝えたときは、著者の予想とは異なり、大変喜んでくれました。このことが著者の進学を後押しし、研究に行き詰ったときに心の支えとなったことは言うまでもありません。ありがとう。

2025年1月

井上龍一