

高速かつ非接触な水産物鮮度検査の AI 基盤技術の開発

代表研究者

張 潮

富山大学 学術研究部工学系 特命教授

1 研究の背景と目的

水産物の鮮度は、食品衛生、流通管理、価格決定、および食品ロス削減に直結する重要な品質指標である。従来の鮮度評価では、熟練者の経験に基づく官能検査、K 値や TVB-N 値などを測定する生化学的・細菌学的手法、あるいは特殊な光学機器を用いる方法が用いられてきた。しかし、官能検査は評価者間のばらつきが大きく、生化学的手法は試料採取と処理に時間を要し、対象物の損傷を伴う。また、ハイパースペクトルセンサ等を利用する方法は装置コストが高く、流通現場や一般家庭での普及には課題が残る。従来法の課題は先行研究[1]でも指摘されている。

特に本研究では、鮮度低下が外観に現れやすく、かつ非破壊で観察できる魚眼領域に着目した。魚眼は鮮度が高い状態では透明感を有し、鮮度低下に伴って白濁や色調変化が生じるため、画像から鮮度を推定するうえで有効な手掛かりとなる。一方で、撮影画像には氷、容器、魚体表面、照明反射など多様な背景情報が含まれるため、通常の画像分類では背景に依存した推論が生じる可能性がある。

本研究では、IoT 端末や一般的なカメラで撮影した水産物画像のみを用いて、非接触・非侵襲・高速に鮮度を判定する AI 基盤技術の確立を目的とした。特に、魚類鮮度の変化が視覚的に現れやすい魚眼領域に着目し、深層学習モデルが背景や照明条件ではなく、鮮度判定に有効な魚眼領域から特徴量を抽出するように誘導する手法を検討した。さらに、実利用では十分な光量が得られない環境で撮影される場合が想定されるため、暗所画像に対する画像復元ネットワークを統合し、照明条件の悪化に対する頑健性を高めることも目標とした。魚眼領域ガイダンスは[7]を、暗所画像への拡張は[8]を基礎とする。

したがって、本研究の技術的課題は、(1)魚眼領域を高精度に抽出すること、(2)抽出した領域情報を鮮度分類に有効に利用すること、(3)暗所など実環境に近い撮影条件でも安定した推定を行うこと、の三点に整理できる。これらを解決するため、領域分割、画像復元、分類の各ネットワークを段階的に組み合わせた。

研究開始時に想定した応用場面は、卸売市場、小売店、水産加工施設、物流拠点、および一般家庭である。これらの現場では、鮮度の確認が短時間で繰り返し求められる一方、専門的な分析機器や試薬を常時利用することは難しい。また、従来のサンプリング型検査では検査した個体自体を商品として扱いにくくなる場合があり、少量多品種を扱う流通現場では全数検査に適用しにくい。そこで本研究では、撮影という低負荷な操作のみで鮮度判定に必要な情報を取得し、ネットワーク上で保存・解析・共有できる技術として位置づけた。これは、情報通信技術を食品品質管理へ展開するうえで重要な意義を持つ。

魚眼に着目した理由は、生物学的・視覚的な鮮度変化と画像処理上の扱いやすさの両面にある。魚眼は魚体外部に露出しており、エラのように魚体を開く必要がない。また、鮮度が低い個体では眼球の透明度低下、白濁、反射の変化、周辺部の色調変化などが観察されることが多い。これらは専門家が目利きを行う際にも重要な手掛かりとなるが、人手による判断では経験差や照明条件の影響を受けやすい。深層学習を用いれば、これらの複雑な視覚的特徴を画像から自動的に抽出できる可能性がある。

一方で、魚眼画像をそのまま分類ネットワークに入力するだけでは、モデルが必ずしも魚眼そのものに注目するとは限らない。魚眼画像には、魚体表面の模様、容器、氷、撮影時の影、反射光などが含まれる。データセット内で背景と鮮度ラベルが偶然相関する場合、分類ネットワークは鮮度変化ではなく背景の違いを学習してしまう危険がある。この問題は、学習データ上の精度が高く見えても、異なる撮影環境に適用すると性能が急激に低下する原因となる。したがって、本研究では魚眼領域を明示的に抽出し、その情報を分類ネットワークに与えることで、推論の対象を鮮度と関連の深い領域へ誘導した。

さらに、実環境での利用を考えると、撮影条件の不安定性も大きな課題である。市場や漁港では自然光と人工照明が混在し、物流倉庫では照度が低い場合がある。一般家庭では撮影距離や角度が一定でなく、スマートフォンの自動露出や自動ホワイトバランスによって色再現性が変化する。このため、単に明るい条件で撮影されたデータに対して高精度を得るだけでは不十分であり、暗所・ノイズ・照明ムラを含む画像に対しても一定の頑健性を持つ必要がある。本研究ではこの点を下半期の主要課題として扱い、画像復元ネットワークを組み込んだ拡張手法を検討した。

2 研究方法

2-1 魚眼領域ガイダンスを用いた鮮度分類

本研究では、魚眼画像を入力とする分類ネットワーク（Classification Network, CN）に加え、魚眼領域を抽出する領域分割ネットワーク（Segmentation Network, SN）を導入した。SN にはエンコーダ・デコーダ構造を持つ U-Net を採用し、入力 RGB 画像から魚眼領域を示す 2 値マスクを生成する。FFE データセットに[2]は魚眼マスクの真値が付与されていないため、学習データから 500 枚を抽出し、LabelMe を用いて魚眼領域を手動アノテーションした。SN は 2 値クロスエントロピー損失により 50 エポック学習し、平均 IoU 0.92 を達成した。魚眼の画素単位抽出には U-Net[3]を用いた。

SN の学習には手動で作成した魚眼マスクを用いた。FFE データセットには魚眼領域の真値マスクが付属していないため、魚眼の輪郭を手でアノテーションし、U-Net の教師信号として利用した。この工程により、ネットワークが魚眼と背景の境界を学習し、後段の分類処理に対して信頼性の高いガイダンス画像を提供できるようにした。

鮮度分類では、元の RGB 画像に SN が出力した魚眼マスクを第 4 チャンネルとして連結し、RGB+マスクの 4 チャンネル画像を CN に入力する構成とした。この設計により、分類ネットワークは背景ではなく魚眼領域に注目して特徴抽出を行うよう明示的に誘導される。分類バックボーンとして、VGG-16, ResNet-34, MobileNetV1, MobileNetV2 を用い、魚眼領域ガイダンスの有無による精度を比較した。分類器には VGG 系[10], ResNet 系[4], MobileNet 系[9], MobileNetV2[5]を用いた。

分類バックボーンとしては、表現力の高い VGG 系・ResNet 系に加え、端末実装を想定した MobileNet 系を用いた。重いモデルだけでなく軽量モデルに対しても同じ入力形式を適用することで、提案するガイダンス方式が特定のネットワーク構造に依存しないかを確認した。

U-Net を用いた理由は、魚眼領域のように比較的小さく輪郭が連続した対象を画素単位で抽出するうえで、エンコーダ・デコーダ構造が有効であるためである。エンコーダ側では畳み込みとプーリングにより局所的な形状・色・明暗の特徴を階層的に抽出し、デコーダ側では転置畳み込みにより空間解像度を復元する。さらに、同じ解像度の特徴マップを結合するスキップ接続により、深層で得られる意味的特徴と浅層で保持される輪郭情報を同時に利用できる。魚眼マスクの生成では、眼球の境界を細かく保持することが後段の分類精度に関係するため、この構造は本課題に適している。

手動アノテーションでは、魚眼の可視領域を前景、それ以外の魚体・背景・容器を背景として二値マスクを作成した。作業量を抑えつつ学習に必要な代表性を確保するため、学習データから 500 枚を選択した。魚種や鮮度段階、明暗の違いを含む画像を対象とすることで、SN が特定の魚種や単一の見た目だけに過度に適合しないよう配慮した。得られたマスクは分類ネットワークに直接入力されるため、マスクの品質は分類の信頼性に大きく影響する。本研究で平均 IoU 0.92 を得られたことは、魚眼領域を後段のガイダンスとして利用するうえで十分な基盤が構築できたことを示している。

分類ネットワークへの入力には、通常の RGB 画像にマスク画像を追加した 4 チャンネル画像である。これは、魚眼領域だけを切り抜く方法とは異なり、元画像の色情報や周辺文脈を保持しながら、どの領域を重視すべきかをネットワークへ伝える設計である。単純な切り抜きでは、魚眼周辺の反射や色調変化の情報が失われる可能性がある。また、マスクで背景を完全に削除すると、境界部の自然な特徴が失われる場合がある。これに対し、4 チャンネル入力では、RGB に含まれる外観情報とマスクに含まれる位置情報を同時に学習できるため、柔軟性が高い。

この方式のもう一つの利点は、分類ネットワーク本体を大きく変更せずに導入できる点である。既存の CNN の入力層を 4 チャンネルに対応させれば、VGG, ResNet, MobileNet など多様な構造に同じ考え方を適用できる。したがって、本手法は特定のネットワークに閉じた専用設計ではなく、鮮度推定における前処理・注意誘導モジュールとして広く利用できる可能性がある。将来的により軽量のネットワークや Transformer 系の画像認識モデルを利用する場合にも、魚眼領域を示すガイダンス情報を付加するという考え方は応用可能である。図 1 に SN+CN の構成を、図 2 に FFE 画像と魚眼マスク例を示す。

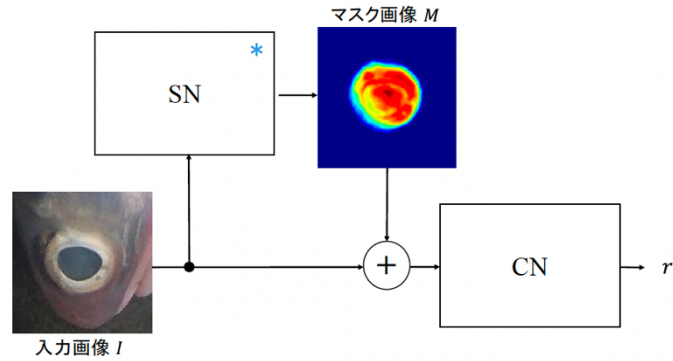


図 1 魚眼領域ガイダンスを用いた鮮度推定フレームワーク (SN+CN)

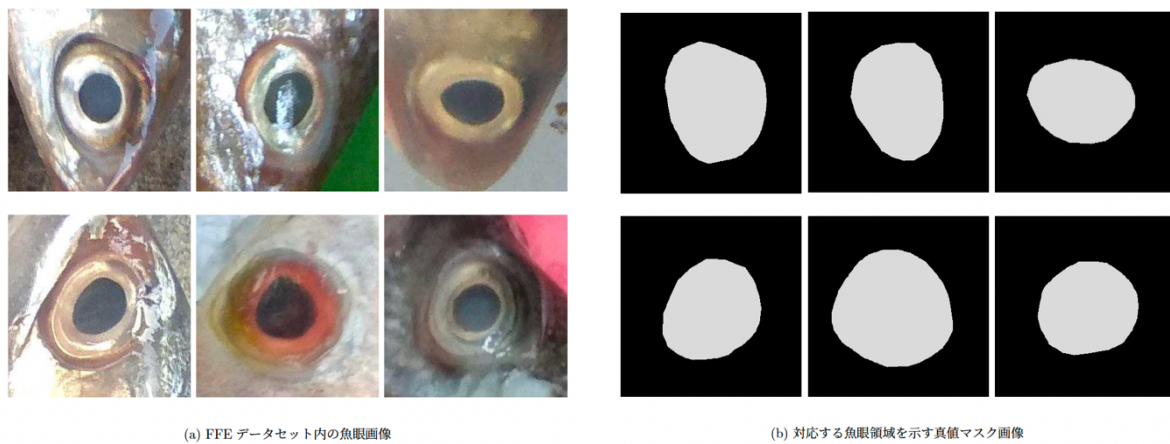


図 2 FFE データセットのサンプル画像および手動作成した魚眼マスク

2-2 暗所画像に対応する画像復元統合

暗い環境で撮影された魚眼画像に対応するため、画像復元ネットワーク (Restoration Network, RN) を導入した。まず入力画像を RN に通して照明条件を補正した復元画像を生成し、次に SN により復元画像から魚眼マスクを推定する。最後に、復元画像と魚眼マスクを連結して CN へ入力し、鮮度クラスを出力する。すなわち、RN+SN+CN の 3 段構成により、暗所環境の悪影響と背景の悪影響を同時に抑制する構成である。

RN を導入した理由は、実際の利用場面では理想的な照明条件が常に得られるとは限らないためである。漁港や市場では自然光や LED 照明の影響が大きく、家庭での撮影では光量不足や影が生じやすい。暗い画像では魚眼の透明度や白濁の程度が失われ、分類ネットワークが鮮度特徴を抽出しにくくなるため、鮮度分類の前段で画像を復元する処理を設けた。

暗所条件を模擬するため、FFE データセットに対してゲイン・バイアス補正およびガウシアンノイズ付与によるデータ拡張を行った。ゲインとバイアスのパラメータはそれぞれ 0.3 から 0.5、-50 から -20 の範囲に設定し、ガウシアンノイズの分散を 20 とした。学習では SN と RN を事前学習し、CN 学習時には RN のみをファインチューニングすることで、画像復元と鮮度分類の整合性を高めた。この低照度画像生成の例を図 3 に示す。

また、提案手法の有効性を分解して評価するため、RN を除いた SN+CN、SN を除いた RN+CN、および両者を統合した RN+SN+CN を比較した。この比較により、画像復元と魚眼領域ガイダンスがそれぞれ独立に与える効果と、統合した場合の相補的な効果を検証した。比較手法 I および比較手法 II の構造を図 4 に示し、RN、SN、CN を統合した提案手法の全体構造を図 5 に示す。

画像復元ネットワークの学習では、暗く劣化させた画像を入力、元の明るい画像を教師信号として用いた。損失関数には平均二乗誤差を利用し、画素値の差が小さくなるように RN を最適化した。鮮度分類ではクロスエントロピー損失を用い、最終的な鮮度クラスが真値ラベルに近づくように CN を学習した。提案手法で

は、画像復元と分類の両方を考慮するため、復元損失と分類損失を重み付きで組み合わせた。これにより、単に見た目を明るくするだけでなく、鮮度分類に役立つ特徴が保持されるように学習を進めた。

暗所画像の生成には、ゲイン・バイアス補正とガウシアンノイズを用いた。ゲインを小さくし、バイアスを負方向に設定することで画像全体を暗くし、さらにノイズを加えることで低照度撮影時に生じやすい画質劣化を模擬した。この人工劣化は実環境のすべてを完全に再現するものではないが、照度不足が魚眼の視覚的特徴に与える影響を制御して検証できる利点がある。特に、透明度や白濁のような微細な特徴は暗所で失われやすいため、復元処理の有無が分類精度に与える影響を評価するうえで有用である。

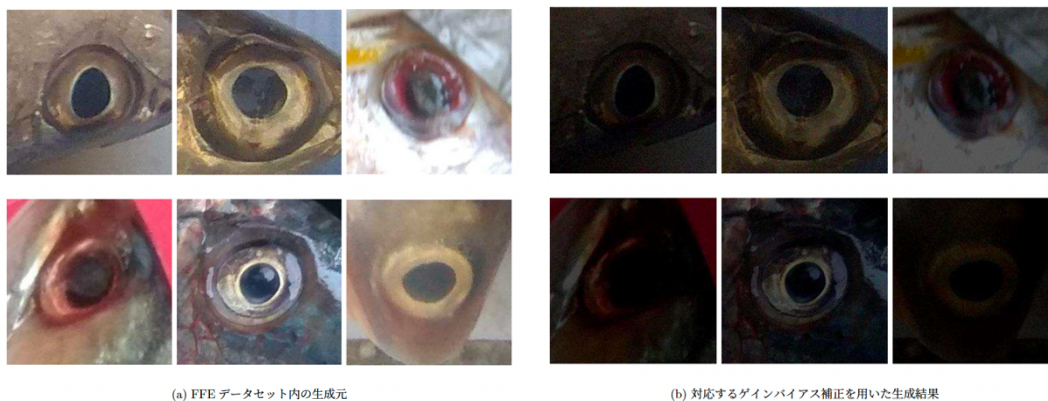


図3 ゲイン・バイアス補正およびガウシアンノイズによる暗所画像生成例

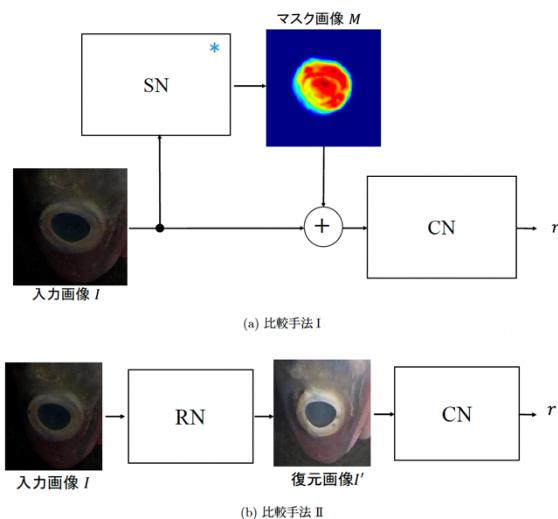


図4 比較手法 I (SN+CN)，比較手法 II (RN+CN) の構造比較

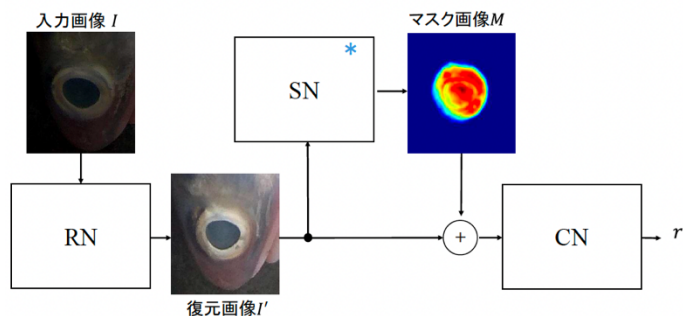


図5 暗所画像に対応する提案手法の全体構造 (RN+SN+CN)

3 実験結果

3-1 魚眼領域ガイダンスの効果

公開データセット The Freshness of the Fish Eyes Dataset (FFE) を用いて実験を行った。FFE データセットは 8 種類の魚の魚眼画像 4,390 枚から構成され、魚は氷とともに発泡スチロール箱で 6 日間保存されている。鮮度ラベルは保存日数に基づき、「非常に新鮮 (1~2 日目)」、「新鮮 (3~4 日目)」、「新鮮ではない (5~6 日目)」の 3 クラスに分類される。FFE データセット[2]を評価用データとして用いた。

表 1 に魚眼領域ガイダンスの有無による分類精度を示す。VGG-16, ResNet-34, MobileNetV2 では、マスクガイダンスを導入することで精度が向上した。特に VGG-16 では 0.525 から 0.546, MobileNetV2 では 0.500 から 0.531 へ改善した。ResNet-34 でも 0.540 から 0.549 へ改善した。一方、MobileNetV1 では 0.528 から 0.509 へ低下した。これは、MobileNetV1 が軽量化に特化した構造であり、追加されたマスク情報を十分に活用する特徴抽出能力が不足した可能性を示している。

ただし、MobileNetV1 ではガイダンス導入により精度がわずかに低下した。この結果は、マスクを単純に第 4 チャンネルとして連結する方法がすべての軽量モデルに対して最適とは限らないことを示している。軽量ネットワークでは特徴抽出能力が制限されるため、今後は入力層の設計や特徴融合方法を再検討する必要がある。

表 1 の結果をより詳細に見ると、VGG-16 ではガイダンス導入により 0.021 ポイント、ResNet-34 では 0.009 ポイント、MobileNetV2 では 0.031 ポイントの改善が得られた。改善幅はモデルによって異なるが、複数の構造で同じ傾向が確認されたことは重要である。VGG-16 は畳み込み層を単純に積み重ねた構造であり、背景を含む画像からでも特徴を抽出できる一方、注目すべき領域を明示しない場合には不要な特徴も取り込みやすい。マスクチャンネルの追加により、魚眼周辺の情報を優先して利用するように誘導されたと考えられる。

ResNet-34 は残差接続により深いネットワークでも安定した学習が可能であり、本実験でもガイダンスなしの時点で比較的高い精度を示した。ガイダンス導入による改善幅は大きくないが、Grad-CAM の可視化では注目領域が魚眼に集まる傾向が明確に確認された。つまり、精度向上だけでなく、推論根拠を鮮度に関連する領域へ近づける効果があったと考えられる。実用化においては、単に正解率を高めるだけでなく、利用者が結果を信頼できる説明可能性が重要であり、この点で魚眼ガイダンスは有効である。

MobileNetV2 で改善幅が比較的大きかったことは、軽量モデルであっても適切な構造を持つ場合にはマスク情報を有効に活用できることを示す。MobileNetV2 は逆残差構造と線形ボトルネックを用いており、軽量化と特徴表現の両立を図っている。この構造が第 4 チャンネルとして与えられた魚眼マスクを利用しやすかった可能性がある。一方、MobileNetV1 では精度が低下したため、軽量モデルでは入力チャンネルの増加が必ずしも性能向上につながらないことも明らかになった。今後は、マスクを単純連結するだけでなく、注意機構として中間特徴に乗算する方法や、魚眼領域を重み付けした損失関数を導入する方法などを検討する必要がある。MobileNetV1[9]と MobileNetV2[5]の差から、軽量モデルでの特徴融合が重要である。

表 1 魚眼領域ガイダンスの有無による鮮度分類精度の比較

分類バックボーン	ガイダンスなし	ガイダンスあり	差分
VGG-16	0.525	0.546	+0.021
ResNet-34	0.540	0.549	+0.009
MobileNetV1	0.528	0.509	-0.019
MobileNetV2	0.500	0.531	+0.031

Grad-CAM による可視化では、ガイダンスなしのモデルが背景領域にも注目する傾向を示したのに対し、ガイダンスありのモデルでは魚眼領域に注目が集中していることが確認された。この結果は、提案手法が分類ネットワークの注目領域を鮮度に関連する部位へ誘導し、背景ノイズの影響を抑制できることを示している。可視化には Grad-CAM[6]を用い、図 6 にガイダンスの有無による注目領域の違いを示す。

Grad-CAM は、分類結果に対して画像中のどの領域が強く寄与したかを可視化する手法である。本研究では、分類精度の数値だけではモデルが何を根拠に鮮度を判断しているかを十分に説明できないため、推論時の注目領域を可視化して確認した。ガイダンスなしのモデルでは、魚眼だけでなく魚体表面や背景、画像周辺部にも高い応答が現れる場合があった。これは、分類ネットワークが鮮度とは直接関係しない情報も利用している可能性を示す。

一方、マスクガイダンスを導入したモデルでは、強い応答が魚眼領域の内部またはその近傍に集中した。特に、眼球の透明度や白濁の変化が現れる領域に注目が集まることは、モデルの推論が人間の目利きに近い視覚的手掛かりを利用している可能性を示している。このような可視化結果は、食品検査技術としての信頼性を説明するうえで重要である。現場で利用する場合、判定結果だけを提示するのではなく、どの領域を根拠として判断したかを併せて示すことで、利用者が AI の出力を確認しやすくなる。

ただし、Grad-CAM はあくまで注目領域を概略的に示す手法であり、魚眼のどの色成分やテクスチャが鮮度クラスに寄与したかを定量的に説明するものではない。今後は、Grad-CAM に加えて、特徴量分解、注意マップの定量評価、クラス間特徴差の可視化などを導入し、鮮度推定の根拠をより詳細に説明できる仕組みを検討する必要がある。

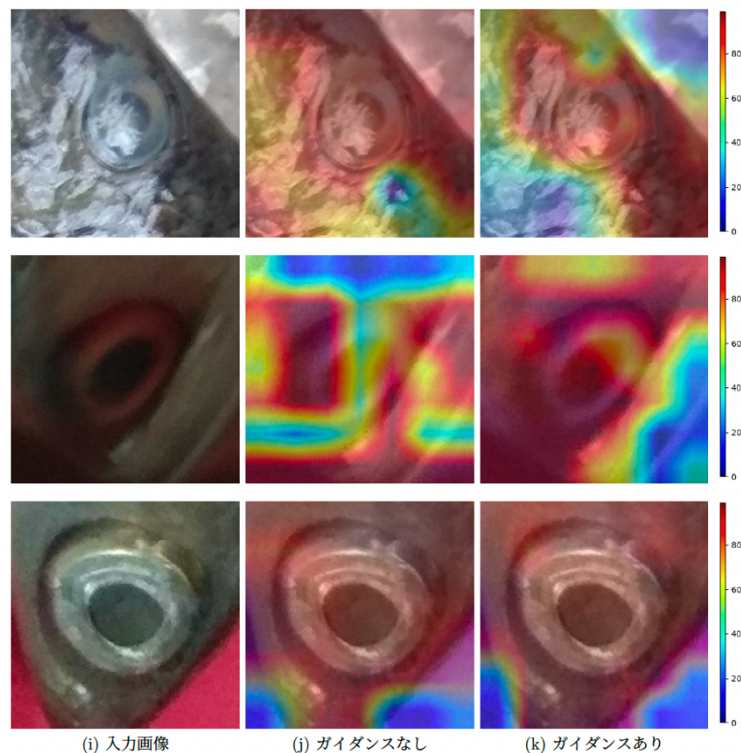


図 6 Grad-CAM による注目領域の比較（ガイダンスなし／あり）

3-2 暗所環境における復元・分類性能

暗所画像を想定した追加実験では、画像復元モジュールを除去し魚眼領域抽出のみを用いる比較手法 I (SN+CN)、魚眼領域抽出を除去し画像復元のみを用いる比較手法 II (RN+CN)、および両方を統合した提案手法 (RN+SN+CN) を比較した。分類ネットワークには VGG-19, ResNet-34, MobileNetV1, MobileNetV2 を用い、学習データ 3,065 枚、テストデータ 1,325 枚、入力画像サイズ 224×224 ピクセル、バッチサイズ 8, Adam により 100 エポック学習した。

表 2 に示すように、提案手法は 4 つの分類ネットワークのうち 3 つで最良の分類精度を達成した。VGG-19 では比較手法 I の 0.462 および比較手法 II の 0.476 に対し、提案手法は 0.514 を達成した。ResNet-34 では 0.525, 0.546 に対し 0.562 となり、本実験で最も高い精度を示した。MobileNetV2 でも 0.490, 0.493 に対し 0.495 とわずかに改善した。一方で、MobileNetV1 では RN+CN が 0.516 で最良となり、提案手法は 0.498 にとどまった。この結果から、暗所画像では照明補正と魚眼領域ガイダンスの両方が有効である一方、軽量モデルではモジュール統合方法や特徴抽出層の設計に改善余地があることが分かった。

この結果から、暗所画像に対しては RN による復元が有効であり、さらに魚眼領域を示すマスクを併用することで分類ネットワークが重要領域に集中しやすくなることが分かる。特に ResNet-34 では、RN+CN よりも RN+SN+CN の方が高い精度を示しており、画像復元と領域ガイダンスを統合する意義が確認された。

表 2 では、暗所環境における各モジュールの寄与を比較した。比較手法 I (SN+CN) は、暗い画像のまま魚眼領域を抽出して分類を行う構成である。この場合、マスクによって背景の影響はある程度抑制できるが、

入力画像自体が暗く、眼球内部の明暗差や色調が失われているため、分類に必要な特徴が不足する。比較手法 II (RN+CN) は、画像を復元したうえで分類するため、暗所による画質劣化には対応しやすいが、復元画像に含まれる背景情報を分類ネットワークが利用してしまう可能性が残る。提案手法 (RN+SN+CN) は、復元によって視覚的特徴を回復し、さらにマスクによって魚眼領域へ注目を誘導するため、両者の長所を組み合わせた構成である。

VGG-19 と ResNet-34 では、提案手法が比較手法 I および II を上回った。これは、表現力の高いネットワークほど、復元画像とマスク情報の両方から有効な特徴を抽出しやすいことを示唆している。特に ResNet-34 では 0.562 の精度を達成し、本実験条件下で最も高い値となった。残差接続により深い特徴表現を安定して学習できるため、復元によって回復したテクスチャや色調変化と、マスクによる位置情報を効果的に組み合わせられたと考えられる。

一方、MobileNetV1 と MobileNetV2 では、提案手法の改善は限定的であった。MobileNetV1 では比較手法 II が 0.516 で最も高く、提案手法は 0.498 にとどまった。MobileNetV2 では 3 手法の差が小さく、提案手法は 0.495 でわずかに最良であった。この結果から、軽量モデルでは、RN や SN を追加しても、限られた特徴表現能力の中で情報を十分に統合できない場合があると考えられる。端末実装を目指すうえでは、単純なモジュール追加だけでなく、軽量モデル向けの効率的な特徴融合や知識蒸留、量子化後の精度維持などを併せて検討する必要がある。

表 2 暗所環境における鮮度分類精度の比較

分類ネットワーク	比較手法 I SN+CN	比較手法 II RN+CN	提案手法 RN+SN+CN
VGG-19	0.462	0.476	0.514
ResNet-34	0.525	0.546	0.562
MobileNetV1	0.488	0.516	0.498
MobileNetV2	0.490	0.493	0.495

画像復元結果の視覚的検証では、適度に暗く劣化した画像に対しては、RN によりディテールや色調が回復し、鮮度判断に必要な視覚の手がかりが改善された。一方、極端に暗くノイズの強い画像では復元精度が低下し、魚眼の白濁や透明感といった微細な特徴を十分に回復できない場合があった。これは、実運用に向けて、高動的レンジ画像への対応、低照度ノイズ除去、および照明条件に対するドメイン適応が今後重要であることを示している。

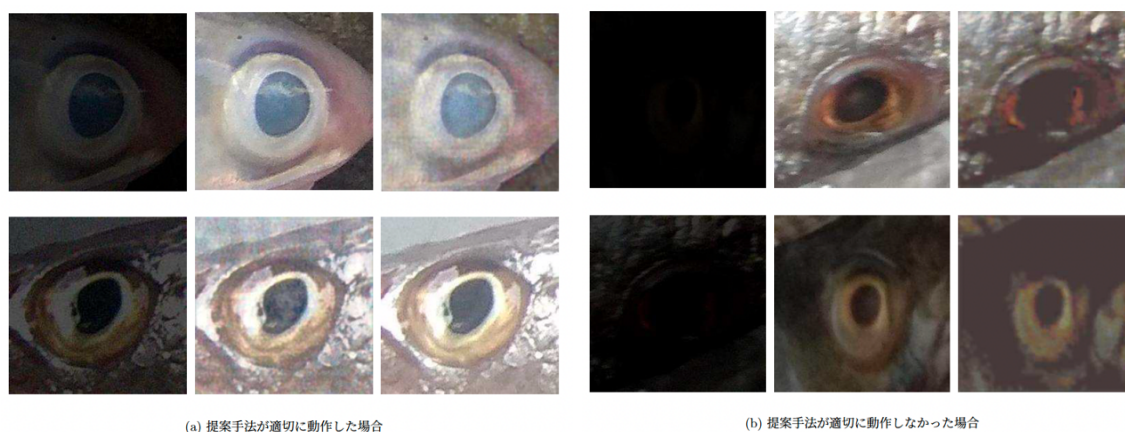


図 7 暗所魚眼画像に対する復元結果の例

図 7 に示す視覚的な復元例からは、提案手法の有効範囲と限界の両方が確認できる。適度な暗所画像では、RN により眼球の輪郭、反射、周辺部の色調が明瞭になり、分類ネットワークが利用できる情報量が増加した。特に、元画像では黒つぶれに近い領域であっても、復元後には眼球と背景の境界が判別しやすくなり、SN によるマスク推定も安定する傾向が見られた。これは、RN が単なる前処理ではなく、後段の領域分割と分類の両方を支援する役割を持つことを示している。

しかし、極端に劣化した画像では、復元後にもノイズが残る、または本来の色調が十分に戻らない場合が

あった。画像に含まれていない情報を完全に復元することは困難であり、過度な暗所や強いノイズでは、鮮度判断に必要な微細特徴が撮影時点で失われている可能性がある。このため、実運用では AI モデルの改善だけでなく、撮影時に最低限必要な照度、撮影距離、ピント、反射の抑制などのガイドラインを設けることも重要である。

4 研究成果の意義と今後の展望

本研究により、水産物画像のみを用いた非接触鮮度判定において、魚眼領域を明示的に利用するガイドンス情報が分類精度向上に有効であることを確認した。従来の CV ベースの手法では、魚体全体や背景の影響を受けやすく、モデルが鮮度に関係しない領域を学習する危険性があった。これに対して、本研究の SN+CN 構成は、鮮度変化が顕著に表れる魚眼領域を抽出し、分類ネットワークの入力として利用することで、判断根拠を鮮度関連領域に集中させることができる。Grad-CAM 可視化によりこの効果を確認できた点は、実用化に必要な説明可能性の観点からも意義がある。この結果は初期成果[7]とも整合する。

本成果の特徴は、特殊なセンサや試薬を用いず、画像処理と深層学習のみで鮮度推定を行う点にある。スマートフォンや IoT 端末で取得した画像を入力とできるため、研究成果をアプリケーション化すれば、市場、小売店、物流倉庫、家庭など多様な場面で利用できる可能性がある。

さらに、暗所画像に対する RN+SN+CN 構成を検討し、実利用で問題となる照明条件の変動に対しても一定の有効性を確認した。普通の IoT 端末やスマートフォンで取得される画像は、市場、漁港、物流倉庫、家庭の台所など多様な環境下で撮影されるため、照明変動への頑健性は社会実装に不可欠である。本研究の成果は、画像復元、領域分割、鮮度分類を統合した AI 基盤技術として、水産物流通における品質管理の効率化、鮮度に基づく価格・配送判断、食品ロス削減、および消費者向け鮮度可視化アプリケーションへの展開につながる。

今後の課題として、第一に、公開データセットに依存した評価から脱却し、実際の市場・漁場・小売環境で撮影した多様な魚種・背景・照明条件のデータを追加収集する必要がある。第二に、MobileNet 系など軽量モデルで安定して精度向上を得るため、マスク統合方法、注意機構、知識蒸留、量子化を含むエッジ端末向けモデル最適化を進める。第三に、単なる 3 クラス分類だけでなく、K 値や TVB-N 値などの連続的な鮮度指標との対応付けを進め、より実務的な鮮度スコアの出力を目指す。以上により、非接触・非侵襲・リアルタイムな水産物鮮度検査技術の実用化に向けた基盤をさらに発展させる。

さらに、説明可能性の向上も重要である。Grad-CAM により注目領域を確認できたが、実際の利用者には鮮度クラスだけでなく、判定根拠、信頼度、推奨行動を分かりやすく提示する必要がある。今後は、鮮度スコアと可視化結果を組み合わせたユーザーインターフェースの設計も検討する。

情報通信技術との関係では、本研究成果は単体の画像分類モデルにとどまらず、IoT 端末、クラウド処理、データベース、ユーザーインターフェースを組み合わせた鮮度管理システムへ展開できる。例えば、スマートフォンで撮影した魚眼画像を端末上またはクラウド上の AI モデルに入力し、鮮度クラス、信頼度、注目領域を即時に返す仕組みを構築すれば、専門知識を持たない利用者でも簡易に鮮度を確認できる。さらに、撮影日時、場所、魚種、保存条件などのメタデータを蓄積すれば、流通経路ごとの品質変化を分析し、輸送距離や販売優先度の最適化に利用できる。

水産物流通では、鮮度情報が共有されにくいことが食品ロスの一因となる場合がある。鮮度が十分に高い個体は生食や高付加価値販売へ、鮮度低下が始まった個体は加熱加工や早期販売へ振り分けるなど、鮮度に応じた意思決定が可能になれば、廃棄量の削減につながる。本研究で得られた非接触 AI 鮮度判定技術は、このような判断を支援するデータ取得手段として有用である。特に、カメラ画像のみで処理できる点は、多地点・多数個体の情報を低コストで収集するうえで大きな利点である。

本研究の社会実装に向けては、精度、速度、信頼性、運用性の四つを同時に満たす必要がある。精度については、魚種や撮影環境の多様性に対応するため、実環境データを追加し、ドメイン適応やデータ拡張を強化する必要がある。速度については、SN, RN, CN を連結した構成では計算量が増加するため、モデル圧縮、軽量ネットワーク、推論の量子化などが必要となる。信頼性については、異常な入力画像や判定不能な画像を検出し、無理に鮮度クラスを出力しない仕組みも求められる。運用性については、ユーザーが正しく撮影できるように、画面上で魚眼位置や明るさを確認できる撮影支援機能が有効である。

本研究で明らかになった課題の一つは、公開データセットと実環境の差である。FFE データセットは研究

の再現性を確保するうえで有用であるが、撮影条件が一定であり、実際の市場や家庭で生じる複雑な背景、水滴、氷の反射、斜め方向からの撮影、複数個体の重なりなどは十分に含まれていない。今後は、実際の水産現場で取得した画像を追加し、モデルが未知の魚種や環境にどの程度適応できるかを検証する必要がある。また、鮮度ラベルについても保存日数だけでなく、K 値、TVB-N 値、細菌数などの客観的指標と組み合わせることで、より信頼性の高い評価が可能になる。

もう一つの課題は、三段階分類から連続的な鮮度推定への拡張である。本研究では「非常に新鮮」、「新鮮」、「新鮮ではない」の三クラス分類として鮮度を扱った。この形式は実験を行いやすく、ユーザーにも理解しやすい一方、流通管理や価格決定ではより細かな鮮度スコアが必要になる場合がある。今後は、分類問題としての枠組みに加え、保存時間や生化学的指標を推定する回帰問題としてモデルを拡張することが考えられる。分類スコアと回帰値を併用すれば、実用上の判断により適した鮮度情報を提供できる。

以上の成果を総合すると、本研究は、申請時に掲げた「画像のみを用いた非接触・非侵襲・リアルタイムな水産物鮮度判定法の確立」に向けて、魚眼領域ガイダンスと暗所画像復元という二つの基盤要素を具体化した。前者は、分類ネットワークの注目領域を魚眼に誘導し、背景依存を抑制する技術である。後者は、実利用で避けられない照明条件の悪化に対して、画像復元により視覚的手掛かりを回復する技術である。これらを組み合わせることで、単なる研究用データセット上の分類精度向上にとどまらず、現場利用を見据えた AI 鮮度判定プラットフォームの基盤を構築できたと考えられる。

5 まとめ

本年度の研究では、水産物鮮度判定において重要な魚眼領域に注目し、深層学習により非接触で鮮度を推定する基盤技術を開発した。まず、U-Net に基づく領域分割ネットワークを構築し、手動アノテーションした魚眼マスクを用いて学習することで、高精度な魚眼領域抽出を実現した。次に、得られたマスクを RGB 画像に追加した 4 チャネル入力として分類ネットワークに与えることで、複数の分類バックボーンにおいて鮮度分類精度の向上を確認した。さらに、Grad-CAM による可視化により、提案手法が魚眼領域への注目を促進することを確認した。

また、実利用で想定される低照度環境への対応として、画像復元ネットワークを導入した。暗所画像を生成するためにゲイン・バイアス補正とガウシアンノイズを用い、RN+SN+CN の統合構成を評価した。その結果、4 つの分類ネットワークのうち 3 つで提案手法が最良の精度を示し、暗所環境においても画像復元と魚眼領域ガイダンスを組み合わせることの有効性を確認した。視覚的検証では、適度に暗い画像に対してはディテールや色調が回復し、鮮度判断に有用な情報が復元されることが分かった。

一方で、極端な低照度や強いノイズを含む画像では復元が不十分となる場合があり、軽量モデルではマスク情報や復元情報を十分に活用できない場合も確認された。これらは今後の重要な課題であり、より強力な画像復元手法、軽量モデル向けの特徴融合、実環境データの収集、客観的鮮度指標との対応付けを進める必要がある。今後は、本研究で構築した AI 基盤技術を IoT 端末上またはクラウド上で動作するシステムへ発展させ、水産物流通における品質管理、食品ロス削減、消費者への鮮度情報提供に貢献することを目指す。

【参考文献】

- [1] M. K. Dutta, A. Issac, N. Minhas, and B. Sarkar, Image processing based method to assess fish quality and freshness, Journal of Food Engineering, Vol.124, pp.108-120, 2016.
- [2] R. A. Prasetyo et al., The Freshness of the Fish Eyes Dataset and CNN-based fish freshness classification, 2021.
- [3] O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation, MICCAI, 2015.
- [4] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, Deep Residual Learning for Image Recognition, CVPR, 2016.
- [5] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L.-C. Chen, MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks, CVPR, 2018.

- [6] R. R. Selvaraju et al., Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-based Localization, ICCV, 2017.
- [7] D. Kato, C. Gu, J. Yu, and C. Zhang, Improving Fish Freshness Classification with Fish Eye Segmentation Guidance, IEEE GCCE, pp.1150-1151, 2023.
- [8] D. Kato, Y. Ding, C. Zhang, S. Tokai, and C. Gu, Fish Freshness Classification in Low-Light Environments via Segmentation Guidance, KST, 2025.
- [9] A. G. Howard et al., MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications, arXiv:1704.04861, 2017.
- [10] K. Simonyan and A. Zisserman, Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition, arXiv:1409.1556, 2014.

〈 発 表 資 料 〉

題 名	掲載誌・学会名等	発表年月
Fish Freshness Classification in Low-Light Environments via Segmentation Guidance	Proc. of 17th International Conference on Knowledge and Smart Technology (KST)	2025 年 5 月