

〈一般研究課題〉 悪撮影環境下における非侵襲な
魚類鮮度判定法の確立

助成研究者 豊橋技術科学大学 顧 淳祉



悪撮影環境下における非侵襲な 魚類鮮度判定法の確立

顧 淳祉
(豊橋技術科学大学)

A Non-Invasive Fish Freshness Evaluation System in Poor Imaging Environments

Chunzhi Gu
(Toyohashi University of Technology)

Abstract :

Fish freshness estimation is a key procedure to ensure the quality of products in the marine industry. Recently, this field has progressed towards using computer vision-based techniques to realize fast and convenient classification using fish-eye images considering the high freshness sensitivity. However, prior approaches can only handle the fish images taken in ideal shooting environments, which limits the applications. In this study, we propose to address the task of fish freshness estimation under low-light environments using dark fish-eye images. Specifically, we first learn to recover the bright image from the dark one, and then segment the fish-eye area to produce a score mask. Eventually, the mask image is regarded as a guidance to improve the estimation accuracy. Our method jointly classifies the freshness into three pre-determined and realizes image recovery. Experiments on a publicly available fish eye dataset demonstrate the effectiveness of our method to the fish-eye images captured in low-light shooting environments.

1. はじめに

魚の鮮度は、販売前に品質を確保するために頻繁に確認しなければならない重要な指標である。従来の鮮度推定方法は、主に生化学的なアプローチで開発されてきた[1]-[8]。しかし、これらの手法は結果を得るまでに時間がかかるうえ、魚体を傷つけてしまうという問題を抱える。そこで、よ

り素早く信頼性の高い鮮度検出を実現するために、最近では従来の生化学的アプローチからコンピュータビジョン (CV) 技術を活用した方法へとシフトしつつある。

一般的に、CVベースの手法は魚の画像から鮮度を推定することを目的としている。先駆的な研究として、Duttaら[9]は魚のエラを手作業で露出させ、その後Wavelet変換係数を解析してエラ組織や魚体の情報を学習する手法を提案した。しかし、この手法には大きく2つの問題がある。(i) エラを露出させるには魚のサンプルを大きく損傷する必要がある；(ii) 魚体だけでは鮮度を判断するのに十分な情報が得られないことだ。より非侵襲的で、鮮度をより正確に推定できる手法を開発するために、畳み込みニューラルネットワークを設計し、魚眼の画像から効果的に特徴を抽出できるようにした。しかし、これらの方法は、十分な光量がある理想的な環境で撮影されることを前提としている。実応用において、ユーザーが低光量環境 (例えば野外) で画像を撮影することが多いため、画像が暗くなり、ノイズが増えたりすることがある。この問題を解決するために、画像の前処理アルゴリズム[11]–[13]を適用することもできるが、これらの方法は画像にアーティファクトを生じさせる可能性もある。したがって、従来のCVベースの手法は悪撮影環境で得られた画像には対応できず、予測精度が低下する傾向にある。

本研究では、低照度環境下で撮影された魚の眼の画像を用いて、魚の鮮度を推定するシンプルかつ効果的な手法を提案する。手法の本質的な発想として、モデルに「クリーンな画像」を学習させ、元画像を復元させて、推定精度を向上させることである。具体的には、暗くノイズを含む魚の眼画像を入力として与えた場合、まず復元ネットワーク (RN) を用いて復元されたクリーンな画像を生成する。しかし、この復元画像には背景情報が含まれており、鮮度推定に影響する可能性がある。そのため、セグメンテーションネットワーク (SN) を用いて魚眼領域を特定し、スコアマスクを作成する。このスコアマスクはガイダンスチャンネルとして使用し、魚眼画像と結合し分類ネットワーク (CN) に入力する。最終的に、CNは事前に定められた鮮度レベルを出力する。図1に本手法の概要を示す。本モデルは、画像の復元と鮮度分類を同時に学習する。魚の眼のデータセット「Fish Eyes (FFE)」[10]を用いた実験により、低照度環境下で撮影された魚眼画像に対して、提案手法が先行手法より高い分類精度を達成したことを確認できた。

2. 提案手法

低照度環境で撮影された魚の眼の画像 I が与えられたとき、我々の目的は、事前に定められた K 個のカテゴリの中から、分類ネットワーク (CN) C_ϕ を用いて鮮度ラベルを推定することだ。ただし、 ϕ は CN のパラメータである。しかし、 I は一般的に暗いうえ、ノイズであるため、そのまま CN に入力して鮮度を予測すると、精度が低下してしまう。

2.1 画像復元

分類精度を向上させるために、提案手法はまず暗い画像 I を復元する。具体的には、輝度を増幅し、ノイズを除去するための復元ネットワーク (RN) R_ϕ を導入する。RN のパラメータを ϕ とし、以

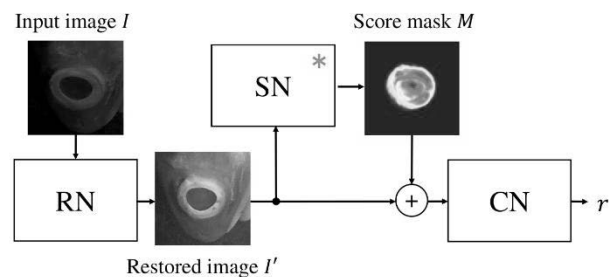


図1. 提案鮮度判定モデルの概要。

下のように定義する：

$$I' = R_{\phi}(I)$$

ここで、 I' は復元された画像を表す。

ただし、FFEデータセットには十分な光量で撮影された画像しか含まれていないため、手動で劣化画像を作成し、学習を行う。具体的には、画像のゲインとバイアス補正を行って暗くし、その後、手動でガウスノイズを追加することで劣化画像を生成した。

2.2 魚眼領域抽出

鮮度推定にける画像の背景情報は不要であるため、背景を含む I' を用いてCNを学習させるのではなく、セグメンテーションを行い、魚眼領域を特定するアプローチをとる。そこで、セグメンテーションネットワーク (SN) E_{ϵ} (パラメータ： ϵ) を利用し、 I' を入力として前景スコアマスク M を生成する：

$$M = E_{\epsilon}(I')$$

これにより、背景の影響を除去し、CNが魚眼領域に集中して鮮度判定を学習させることを目的とする。次に、 M をどのように鮮度推定に活用するかを検討する。

2.3 魚眼領域抽出

(I', M) が与えられた場合、 M をガイダンスチャンネルとして使用し、鮮度判定を行う。具体的には、 I' と M を結合させ、分類ネットワーク (CN) の入力画像 I_c を作成する。追加されたチャンネルによって、CNは背景の影響を抑えながら鮮度分類を学習できる。最終的に、CNは以下のようにしてワンホット形式の分類結果 r を出力する：

$$r = C_{\phi}(I_c)$$

2.4 学習

提案モデルの学習損失関数は以下のように定義される：

$$L = w_1 * L^{rec} + w_2 * L^{ce}$$

ここで、 w_1 と w_2 は重みを表し、 L^{rec} と L^{ce} はそれぞれ

- L^{rec} は、元画像 I と復元画像 I' の平均二乗誤差 (MSE) によって計算される再構成損失。
- L^{ce} は、推定されたラベル r と正解ラベルとのクロスエントロピー損失。

を意味する。また、学習時には事前学習済みのSNを用い、重みはフリーズする。

3. 実験

3.1 データセット

本研究では、魚の眼の画像とその鮮度のアノテーションが含まれる大規模データセット「FFEデータセット」を用いて実験を行った。FFEデータセットでは、魚の鮮度を捕獲日からの日数に基づいて3つのレベルに分類している：**Highly Fresh (非常に新鮮)**: 1～2日目；**Fresh (新鮮)**: 3～4日目；**Not Fresh (新鮮ではない)**: 5～6日目。FFEデータセットには、8種類の魚種にわたる4,390枚の画像が含まれている。

また、FFEデータセットは使用された訓練データおよびテストデータを公開していないため、FFEデータセットをランダムに分割し、訓練用3,065枚、テスト用1,325枚と分けた。そのうち、SN(セグメンテーションネットワーク)の訓練にはランダムに選んだ500枚の画像を使用した。さ

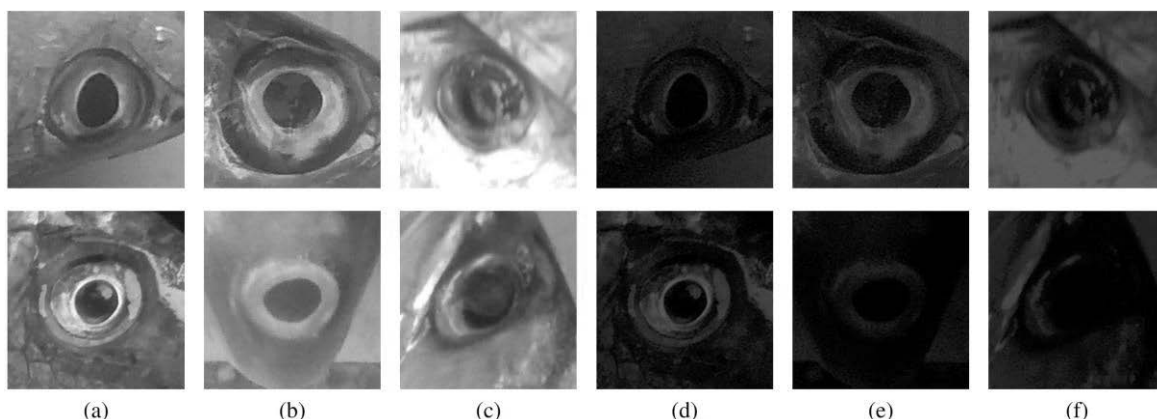


図2. FFEデータセットにおける画像例. 画像a～cに対して、ゲイン/バイアス補正を施した劣化画像がd～fである.

らに、FFEデータセットには魚の眼の領域を示す正解マスクが含まれていないため、手動で魚の眼の領域をアノテーションし、正解マスクを作成した. FFEデータセットの画像はすべて均一な照明環境で撮影されているため、画像を暗くするためにゲイン補正とバイアス補正のパラメータ(α , β)を(0.3～0.5, -50～-20)の範囲で設定した. なお、実際の劣化をシミュレートするために、分散が20のガウスノイズを加えた. RN(復元ネットワーク)の訓練には、劣化させた訓練データの中からランダムに選んだ500枚の画像を使用し、学習時の正解データとしてFFEデータセットの魚眼の画像を用いた. 図2では、FFEデータセットに含まれる魚眼の画像と、それを暗くした画像の例を示している.

3.2 実装

提案手法の効果を詳しく検証するために、以下の一般的に使用されるネットワークバックボーンを用いて実験を行った: ResNet-34, VGG19, MobileNetV1, MobileNetV2. 入力画像として、大きさが 224×224 の魚眼の画像を使用した. バッチサイズは全モデルで8に設定. 分類ネットワーク(CN)の学習損失の重みを(0.7, 1.0)に設定した. CNの訓練には最適化機であるAdamを用いて、100エポック分の学習を行った. また、本手法を以下の2つのベースライン方法と比較した.

- **Method I:** 画像復元モジュールを除去し、魚眼領域抽出モジュール(SN + CN)のみを使用
- **Method II:** 魚眼領域抽出モジュールを除去し、画像復元モジュール(RN + CN)のみを使用

なお、RNおよびSNにはU-Net構造を採用した. SNとRNは事前学習を行い、CNの学習時にはRNのみを微調整した. SNとRNの訓練には、SNにはバイナリクロスエントロピー損失、RNには平均二乗誤差(MSE)を適用し、それぞれ50エポック学習した.

3.2 結果

表1では、比較手法に対する分類精度の定量的な結果を示す. 表1の最終列から、提案手法(すなわち、RN + SN + CN)が一般的に最も良い結果(4つのバックボーンのうち3つ)を獲得していることが分かる. 特に、劣化画像から直接学習することは、著しく精度の低下を引き起こすことが確認できる(第2列). これは、暗い画像が鮮度分類のために十分な手がかりを提供できないためと考えられる. また、表1の第3列には、セグメンテーションガイダンスが除去された場合の結果を示し

ている。セグメンテーションマスクが結果に対してポジティブな影響を与えることが確認できるため、鮮度分類において有効であることが分かる。

models	Method I	Method II	Ours
ResNet-34	0.525	0.546	0.562
VGG19	0.462	0.476	0.514
MobileNetV1	0.488	0.516	0.498
MobileNetV2	0.490	0.493	0.495

表1. 鮮度判定精度.

さらに、図3 に視覚的な復元結

果を示す。上段から、暗くなった入力画像に対して、提案モデルが良好な復元結果を生成できることが確認できる。しかし、下段に示すように、過度に劣化した入力画像には依然として扱うことが困難であることが分かる。

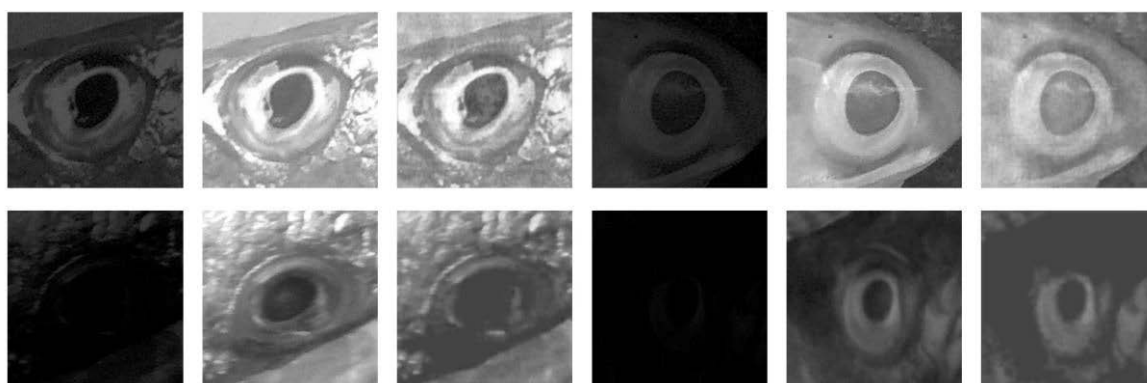


図3. 魚眼画像復元結果.

4. まとめ

本研究では、悪撮影環境下での非侵襲な魚類鮮度推定法を提案した。本手法は、特徴抽出を促進するためにクリーンな画像を生成する画像復元モジュールを導入することで有効性を示す。また、モデルが背景ではなく、魚眼領域に注目できるようにセグメンテーションガイダンスを活用した。実験結果では、提案手法は従来法と比較して鮮度推定精度を向上させることが確認できた。今後の展望として、より強力な画像復元機構を採用することでさらなる精度向上を目指す。

参考文献

- [1] K. L. B. Chang, J. Chang, C.-Y. Shiau, and B. S. Pan, “Biochemical, microbiological, and sensory changes of sea bass (*lateolabrax japonicus*) under partial freezing and refrigerated storage,” *Journal of Agricultural and Food Chemistry*, vol. 46, no. 2, pp. 682–686, 1998.
- [2] Y. “Ozogul, G. “Ozyurt, F. “Ozogul, E. Kuley, and A. Polat, “Freshness assessment of european eel (*anguilla anguilla*) by sensory, chemical and microbiological methods,” *Food chemistry*, vol. 92, no. 4, pp. 745–751, 2005.
- [3] V. Ocaño-Higuera, E. Marquez-Ríos, M. Canizales-D’ávila, F. Castillo- Yañez, R. Pacheco-Aguilar, M. Lugo-Sánchez, K. García-Orozco, and A. Graciano-Verdugo, “Postmortem changes in cazon fish muscle stored on ice,” *Food chemistry*, vol. 116, no. 4, pp. 933–938, 2009.

- [4] V. Ocaño-Higuera, A. Maeda-Martínez, E. Marquez-Ríos, D. Canizales-Rodríguez, F. Castillo-Yañez, E. Ruíz-Bustos, A. Graciano-Verdugo, and M. Plascencia-Jatomea, “Freshness assessment of ray fish stored in ice by biochemical, chemical and physical methods,” *Food Chemistry*, vol. 125, no. 1, 2011.
- [5] G. ElMasry, H. Nagai, K. Moria, N. Nakazawa, M. Tsuta, J. Sugiyama, E. Okazaki, and S. Nakauchi, “Freshness estimation of intact frozen fish using fluorescence spectroscopy and chemometrics of excitation–emission matrix,” *Talanta*, vol. 143, pp. 145–156, 2015.
- [6] X. Zhai, J. Shi, X. Zou, S. Wang, C. Jiang, J. Zhang, X. Huang, W. Zhang, and M. Holmes, “Novel colorimetric films based on starch/polyvinyl alcohol incorporated with roselle anthocyanins for fish freshness monitoring,” *Food Hydrocolloids*, vol. 69, pp. 308–317, 2017.
- [7] S. Huang, Y. Xiong, Y. Zou, Q. Dong, F. Ding, X. Liu, and H. Li, “A novel colorimetric indicator based on agar incorporated with arnebia euchroma root extracts for monitoring fish freshness,” *Food Hydrocolloids*, vol. 90, pp. 198–205, 2019.
- [8] P. Ezati, Y.-J. Bang, and J.-W. Rhim, “Preparation of a shikonin-based pH-sensitive color indicator for monitoring the freshness of fish and pork,” *Food chemistry*, vol. 337, p. 127995, 2021.