

学位論文

情報・生産工学

専攻

氏名 小島 範子

題 目	確率共鳴による厳しい照明環境下の 画像強調法に関する研究
--------	---------------------------------

足利大学大学院

(工学研究科博士後期課程)

目次

第 1 章 序論	1
1.1 研究の背景	1
1.2 従来の研究	2
1.3 本研究の必要性と目的.....	6
1.4 本論文の構成.....	7
第 2 章 確率共鳴を用いた画像強調法	9
2.1 はじめに	9
2.2 SR の基本原理.....	10
2.3 オリジナル SR を利用した画像強調法の提案	13
2.4 画像強調のためのオリジナル SR	15
2.4.1 予備実験	15
2.4.2 評価	17
2.5 Collins type SR.....	17
2.6 SR を用いた画像強調アルゴリズムの提案	20
2.7 提案アルゴリズムの実験結果と評価	22
2.7.1 実験環境.....	22
2.7.2 実験結果と評価	24
2.8 第 2 章のまとめ	31
第 3 章 SR を用いたオートチューニング 画像強調法の提案.....	32
3.1 はじめに	32
3.2 オートチューニングシステムの開発	33
3.3 提案手法の実験結果	34
3.4 SR に基づく提案手法の評価	53
3.5 第 3 章のまとめ	56
第 4 章 SR に基づく提案手法に関する PQM を用いた画像強調品質の評価	57
4.1 はじめに	57
4.2 画像品質の評価法の分類.....	58

4.3	PQMに関する実験	60
4.4	PQMの実験に基づく提案手法の評価	66
4.5	第4章のまとめ	66
第5章	結論	67
	謝辞	69
	参考文献	70
	論文目録	74

第1章 序論

1.1 研究の背景

セキュリティ分野では顔や人物などの検出・認識が防犯システムに関連して注目されている。今までデジタルカメラなどで人物を捉えてピントを自動調整することなどに利用されていたが、近年ではスマートフォンなどセキュリティ対策に顔認識が搭載されるようになった。また、検出・認識システムは監視カメラ、敷地内の入退管理システムや空港などのテロ対策に利用され、特定の人物の早期発見などに活用することで犯罪を未然に防ぐことも期待されている。

しかし、高性能なカメラは高価であり、一般的に用いられる安価な防犯用のカメラなどから得られる画像では、検出・認識を妨げる問題がある。それは図 1.1 に示すような撮影時の「暗い」、「背景に様々なイルミネーションがある」、「逆光」、「ハレーション」、「フレアーやゴースト」などの様々な厳しい撮影条件により、画像から検出すべき対象を簡単に判別できないことである。このような問題を解決する新しい画像処理システムの開発をすることが必要である。セキュリティシステムの一層の強化をし、人々の生活の安全に貢献できると考える。

本研究では、照明の有無や夜間などによる画像内のコントラストの影響で特徴検出・認識ができない問題に重点を置き、システムの使用環境に依存しない画像強調システムの研究を行った。

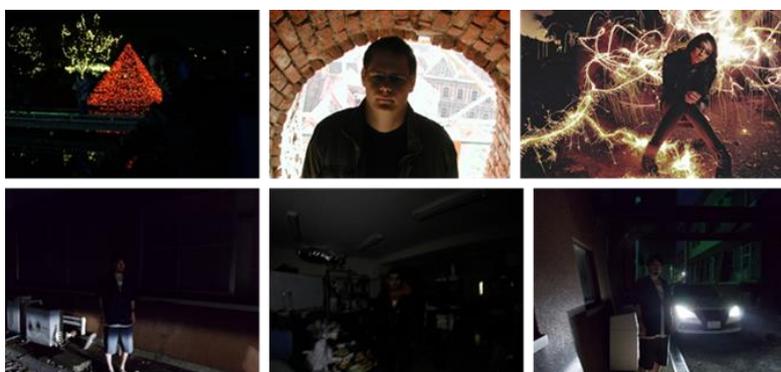


図 1.1 厳しい撮影条件の画像例

1.2 従来の研究

本論文で扱う「暗い画像」、「背景に様々な（バリエーション）イルミネーションのある画像」、「逆光の画像」、「ハレーション画像」、「フレアーやゴースト画像」などの「厳しい撮影条件」の画像中から、検出対象をクリアにする方法として画像強調[1-1]がある。画像強調は対象物を明瞭にする処理であり、コントラスト強調と画像先鋭化の二種類に大別できる。コントラスト強調は画像中の白い領域はより白く、黒い領域をより黒く強調する処理である。画像先鋭化は、光学的に劣化した画像についてエッジや細部の高周波成分を強調するフィルタ類を用いて見やすくする処理である。

画像強調に関する従来の手法について、代表的な処理や研究を以下に示す。

A) ヒストグラム補正

ヒストグラムはピクセル分布を濃淡レベル別に頻度をグラフ化したもので、画像全体をとらえるために使用される。ヒストグラムは、輝度や RGB の平均値などから得られる。図 1.2 の(a)入力画像では、(b)のようなヒストグラムになる。ここではヒストグラム拡張[1-1]について述べる。

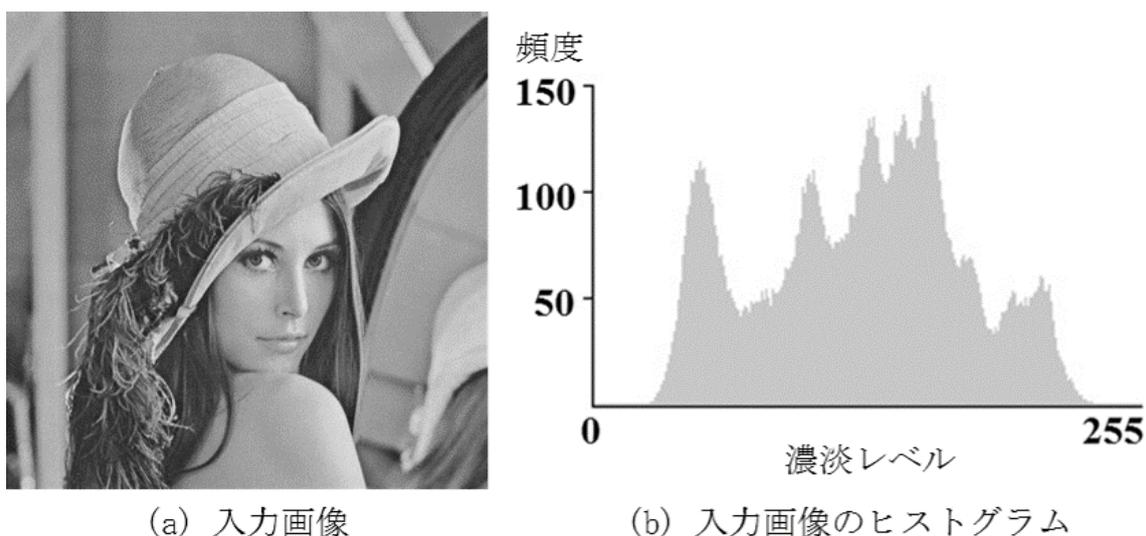


図 1.2 画像のヒストグラム(入力画像[1-2])

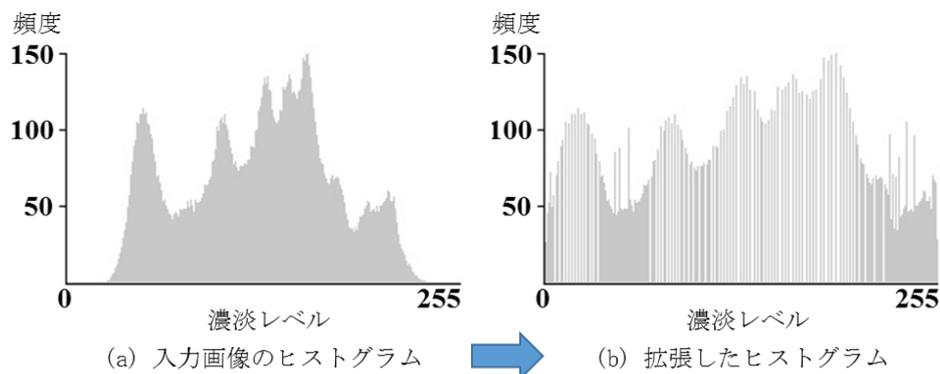


図 1.3 ヒストグラム拡張

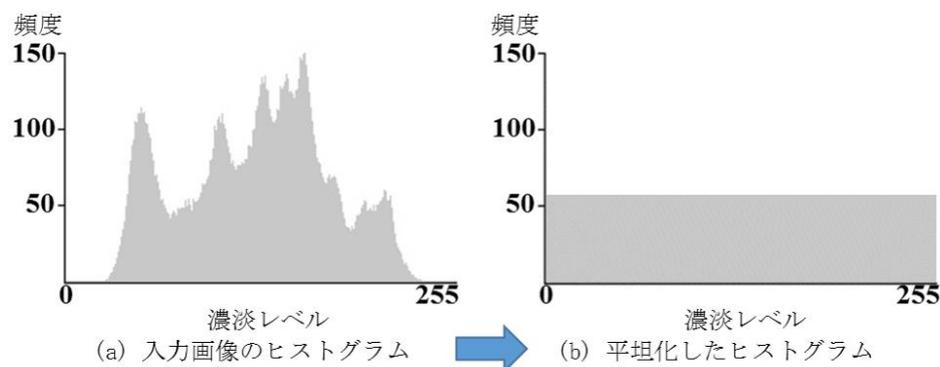


図 1.4 ヒストグラム平坦化

ヒストグラム拡張は、濃淡レベルがある範囲に偏って分布している画像に対して、広い範囲に濃淡の分布を広げる濃度変換方法である。全体もしくは大部分に明暗の差がない画像などの濃淡を明確にし、視覚的な画質を改善する。図 1.3(a)のヒストグラムを拡張すると、図(b)のようにヒストグラムが引き伸ばされる。

コントラスト平坦化は、明るい部分と暗い部分をともに持つ画像に対して用いられる方法で、ヒストグラム全体が平均化されることで画像がみやすくなる。図 1.4(a)のヒストグラムを平坦化すると図(b)のようになる。図 1.5 に入力画像を 2 種類のコントラスト補正した結果を示す。(a)の入力画像に比べ、(b)ヒストグラム拡張結果と(c)ヒストグラム平坦化結果は濃淡が明確になり、画質が改善したのがわかる。



図 1.5 コントラスト補正の結果

B) コンボリューション処理

コンボリューション処理[1-1]は、畳み込みと呼ばれる処理である。原画像のノイズ除去のための平滑化、ボケをシャープにする鮮鋭化、エッジのみを検出することなどに広く用いられる手法である。コンボリューション処理は、 3×3 などのサイズのカーネルを原画像に沿って移動させ、カーネルの要素と画素を掛け合わせ合計して行う。

C) アンシャープ処理

アンシャープ処理[1-1]は、主にピンボケした画像の補正や画像の光沢を鮮明に表現にしたいときに用いられる。この処理の特徴は、閾値を設定してシャープにしたい範囲を指定できることである。閾値は処理をする境界を表す値で、閾値 0 であれば画像全体を処理し、閾値の設定を大きくすると階調の差が大きい部分のみを処理することができる。

D) 雑音(ノイズ)を抑制した画像強調

雑音が重畳したまま強調処理を行うと、雑音成分まで強調するため画質が改善されない[1-1]。このため、強調処理に影響がある雑音についてあらかじめ除去する。除去には一般的にガウシアンフィルタやメディアンフィルタなどが用いられるが、画像をぼけさせる要因になるため注意が必要である。

E) 多重スケール平滑化

多重スケール平滑化に基づいた画像強調法[1-3]は、画像のコントラストを改善、強調する手法について研究である。平滑化を通して局所領域の情報を抽出し、その情報を用いた局所シーンに対応する画像強調の手法を提案している。多重スケールを用いた階調変換後、統合することで高いコントラストと鮮鋭化された調和のある強調画像を得られる。

F) 適応型近傍コントラスト強調法

近傍領域に注目した画質改善の手法として適応型近傍コントラスト強調法が提案されている[1-4]。この手法は、雑音除去やエッジ強調などのフィルタを適応的に変えながら注目画素と近傍領域の画素とのコントラストを計算し、画素値をコントラスト値に変換する。そのあとで強調処理をし、階調値空間に逆変換することでコントラスト強調された画像ことができる。また、コントラスト強調または維持をしながら雑音を抑制する。パラメータの設定が重要で、性能を大きく左右するため、パラメータを自動的に設定する方法[1-3]が研究されている。

G) SR に関する従来の研究

SR は氷河期の繰り返し周期を説明する概念であるが、脳が視覚パターンを解釈するときの測定手法[1-5]、振動デバイスを付加することで触知覚感度の向上を目的とした研究[1-6]広く扱われるようになった。SR の特徴は、ノイズを加えると隠れた情報が抽出されることである。この特徴を利用した画像強調手法が提案されている。低いコントラストの画像を強調するための SR の研究[1-7,8,9]がされ、既存の強調方法と比較し検証をしている。これらの研究はいずれも、「暗い」、「背景に様々なイルミネーションがある」、「逆光」、「ハレーション」、「フレアーやゴースト」などの厳しい撮影条件を研究対象として扱っていない。

また、SR を用いて夜間などでのドライバーの歩行認識を補助するナイトビューシステム、自動運転車に関わるデバイスのダイナミックレンジの改善について研究[1-10]がされている。車のライトによる「ハレーション」に焦

点をあてた研究で、試作した実証機により実験と評価をしている。

「暗い」、「背景に様々なイルミネーションがある」、「逆光」、「ハレーション」、「フレアーやゴースト」などの厳しい撮影条件の画像を扱った研究はなく、既存の研究[1-7,8,9,10]では、SRパラメータのオートチューニングについては扱っていない。よって、SRの適用による画像強調アルゴリズムに関して、検討すべき余地が残されている。

1.3 本研究の必要性と目的

本論文で扱う画像は検出の難しい「厳しい撮影条件」の画像である。「厳しい撮影条件」の画像とは、「暗い」、「背景に様々なイルミネーションがある」、「逆光」、「ハレーション」、「フレアーやゴースト」に大別できる。この分類はカメラの撮影技術で使われている典型的な画像分類に対応する。画像の検出対象を鮮明にする方法として従来からコントラスト強調法がある。これはコントラストの幅を調整して濃度を変換する処理であるが、この方法では厳しい撮影条件の画像を強調できず、正確に顔検出できないケースが多々ある。厳しい撮影条件の画像を強調し、そこに含まれる検出対象を鮮明にする新たな画像強調方法の開発が必要である。本論文では、確率共鳴(SR: Stochastic Resonance)を利用した画像強調法を提案し、有効性について明らかにする。

本論文では厳しい撮影条件画像からの検出対象として「顔検出」に注目している。顔検出は、人物を判別する手段の顔認証の前段階であり、顔検出の精度を高めることは不可欠であるので、主に「顔検出」を提案手法の評価に採用し、実験をした。他にSRによる提案手法が顔検出以外の検出にも応用できるか検証するため、上半身を検出する「人体検出」を使った実験も行っている。また、画像の包括的な評価法として、客観的な品質評価方法であるPQM(Perceptual Quality Metric)を採用した。PQMの結果を顔や人体の検出器を用いた実験と比較し、本論文の提案手法の有効性を検証している。

1.4 本論文の構成

第1章では、序論で本研究の背景や従来の研究や関連する研究について述べ、本研究の概要を述べている。

第2章では、本研究で提案する画像強調法に用いたSRについて、原理と提案手法のマニュアルで行った実験について述べている。SRの原理は、オリジナルの微小な時系列信号に適切なガウシアン白色ノイズを加えることにより、信号の振幅が増幅され、ピーク時に閾値を超える確率を高めることができる。これはノイズの付加によって、オリジナル信号の振幅情報がパルス密度に変換されることを示す。

SRとは適切な強度のノイズと閾値を加えることで、隠れた周期信号を検出する現象である。つまり、画像中にノイズにより隠された情報を抽出できるようにすることを意図する。SRを利用した画像強調法を提案し、顔検出を用いた実験から有効性について明らかにした。この実験には、Lamsal's face detectorを使用した。ここではノイズ強度と閾値をマニュアルチューニングしている。このマニュアルでの実験から、オートチューニングのためのアルゴリズムの考察を行っている。

第3章では、前章で述べた提案手法のオートチューニング化についての実験について述べている。SRによる画像強調法では、付加するガウシアン白色ノイズの強度と閾値の調整が重要である。顔検出を用いた実験からもこのマニュアルによる調整の難しさが示された。

この章ではノイズ強度を3、閾値を0に設定したSRプロセスを繰り返すオートチューニングの考え方を提案している。これは画像のヒストグラムからMeanやMedianを計算し、これに関する条件を満たすことでSRプロセスを繰り返す回数 N_{tune} をオートチューニングすることを組み込んだシステムを開発し、実験によりシステムの実用性を検証した。提案するSRによる手法とコントラスト強調法と比較した。

また、ここではV-J法(Viola Jones Face detector)を用いたOpenCVの顔検出

器と、Lamsal's face detector の 2 つの顔検出器を用いて実験をしており、手法と顔検出器の組合せを比較し、検出結果の比較を検証した。

第 4 章では、これまでの実験では評価対象として「顔検出」を用いていたが、SR による画像強調法を顔以外にも応用できるか検証するため、「人体検出」による実験を行った。この実験では OpenCV の人体検出器の 1 つである胸より上を画像内から検出対象とする “upperbody” 検出器を用いた。

提案手法とコントラスト強調法の比較を行い、人体検出にも有効であるかについて検証をした。また、医学的な方面や建設現場での欠損を検査する場合は、これら検出器以外の評価方法が必要である。提案手法を様々な方面で応用するための評価方法を検討するため、PQM による画像品質メトリックを用いて実験を行った。PQM は画像の品質を定量化するメトリックで計算効率がよく良好な品質測定が可能であり、1~10 段階評価で 10 が最も高品質であることを示す。顔や人体の検出器を用いた実験と PQM の結果を比較し検証した。

第 5 章は、結論である。本研究から得られた成果と今後改善すべき課題について考察を述べている。

第2章 確率共鳴を用いた画像強調法

2.1 はじめに

民生用のデジタルカメラや一般的に使われている防犯用のカメラなどから得た画像では、撮影時の照明状況や逆光など様々な環境での厳しい撮影状況により、画像から検出すべき対象を簡単に判別できないケースがある。こうした厳しい照明条件で得た画像中の検出対象を明瞭にする方法として、従来からコントラスト調整法(コントラスト強調)がある。これは画像の明るさに差がないために見えにくい画像について、ヒストグラムの幅を広げて濃度を変換する処理である。ほかの画像強調の方法として、光学的に劣化した画像に対してエッジ強調するフィルタ類などを用いる画像鮮鋭化があるが、本論文ではコントラスト調整に注目し、実験に使用している。しかし、顔や人体の検出に関する著者らによる研究[2-1,2,3]でコントラストの調整では画像を強調できないケースが多々あることを示した。

厳しい照明条件の画像を強調し、そこに含まれる検出対象をクリアにする方法のアイデアとして、確率共鳴 (SR: Stochastic Resonance) の利用[1-6,7,8,9]が示されているが、これらは、低いコントラストの画像を研究対象としたものやハレーションのみに対象を絞ったもので、「背景に様々なイルミネーションのある画像」、「逆光の画像」、「ハレーション画像」、「フレアーやゴースト画像」など厳しい照明条件を研究対象とはしていない。また、SRに含まれるパラメータのオートチューニングについても扱っていない。したがって、SRの適用による画像強調アルゴリズムに関しては検討すべき余地が残されている。

SRによる画像強調法で、厳しい照明条件の画像を明瞭にできれば、特徴検出・認識システムの精度を上げることに繋がる。そこで、SRによる画像強調法の有効性を明らかにするために、「顔検出」を使用した実験を行い検証した。

2.2 SR の基本原理

SR は、1981 年に Benzi ら[2-4]によって、氷河期の繰り返し周期を説明するために導入された概念である。これは、科学の発展とともに広い分野で活用されるようになり、時系列信号処理[2-5]、医学[1-4]、ロボット[1-5]や画像処理[1-6,7,8,9]など広く扱われるようになった。

図 2.1 は、オリジナルの時系列信号（青色）に適切な強度のガウシアン白色ノイズを加え、その結果の信号にさらに適切なレベルの閾値を施すことにより、オリジナル信号に隠されたパルス信号の抽出の可能性を示している。これはノイズの付加によって、オリジナル信号の振幅情報がパルス密度に変換されることを示す。いわゆる、パルス密度変調（PDM: Pulse-Density Modulation）に相当する[2-7]。適切な強度のノイズを加えることで、周期信号の検出を可能にする現象である。付加するノイズ強度が大きすぎると信号全体が閾値を超えてしまう確率が高まり、小さすぎると閾値を超えないため、不適切なノイズを加えた場合、信号を抽出する確率が低くなる。よって、SR を実現させるには付加するノイズ強度を適切に調整することが重要である。

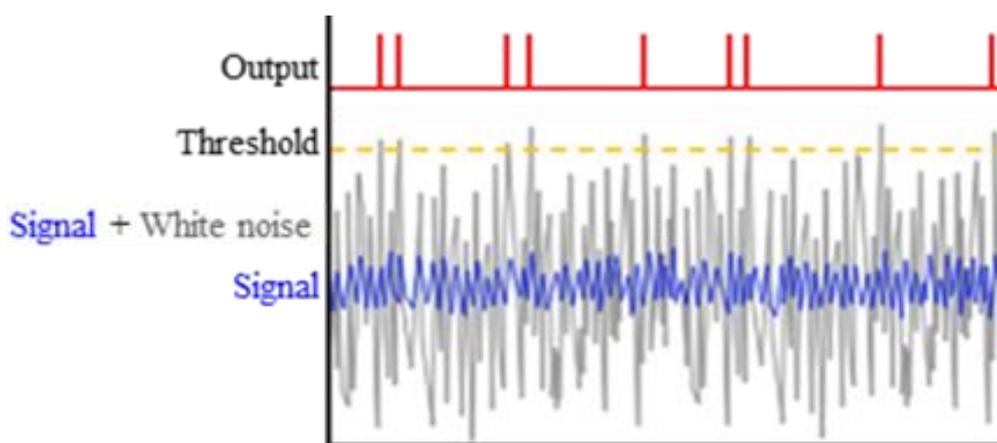


図 2.1 SR の基本原理

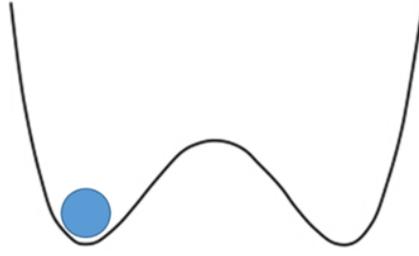


図 2.2 定常状態の双安定系ポテンシャル

SR の基本的な概念を図 2.2 に示すような双安定系のモデルをもとに説明する [2-5,6,7]. 1 つのポテンシャルの井戸に粒子が存在するものとする. 双安定系のポテンシャルを(2.1)式に記す.

$$U(x) = -a \frac{x^2}{2} + b \frac{x^4}{4} \quad (2.1)$$

この系が過減衰を受ける場合, (2.2)式のようなランジュバン方程式を考える.

$$m \frac{d^2x}{dt^2} + \gamma \frac{dx(t)}{dt} = -\frac{dU(x)}{dx} + \sqrt{D}\xi(t) \quad (2.2)$$

(2.2)式は質量 m の粒子が摩擦 γ を受けて運動する. $\xi(t)$ はノイズ, D はノイズ強度を示す. 系が強い過減衰を受ける場合, $m \frac{d^2x}{dt^2}$ を無視することができ(2.1)式はダフニング方程式に帰する. (2.3)式になる.

$$\frac{dx(t)}{dt} = -\frac{dU(x)}{dx} + \sqrt{D}\xi(t) \quad (2.3)$$

$S(t)$ の微弱信号を受けポテンシャル $U(x)$ が変動すると,

$$U(x, t) = -a \frac{x^2}{2} + b \frac{x^4}{4} + S(t) \quad (2.4)$$

となる. ポテンシャルの粒子が井戸の底から移動して初めて運動を検知できるものとした場合, ノイズを加えない場合を考えると微弱な信号だけではポテンシャルの変動も小さく, ポテンシャル内の粒子もポテンシャル障壁(閾値)を超えることができない. そこでノイズを加えていくと, ある適切なノイズ強度 D と微

弱な信号が合致し、図 2.3 に示すようにもう一方のポテンシャルに移動する．このように微弱な信号とノイズが合致したときに粒子がポテンシャル障壁を超える頻度をもとにすることで、周期信号の情報を検出することができる現象が SR である．

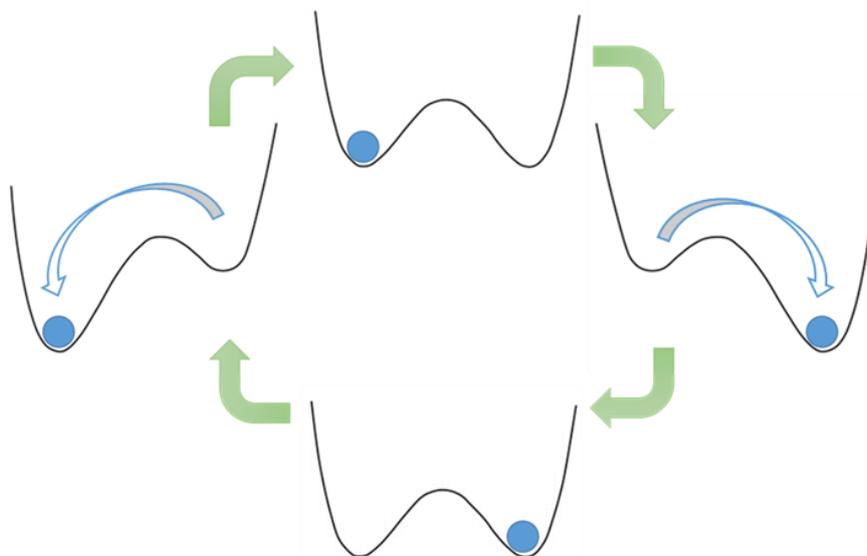


図 2.3 ノイズ強度と微弱な信号が合致したときのポテンシャル変動

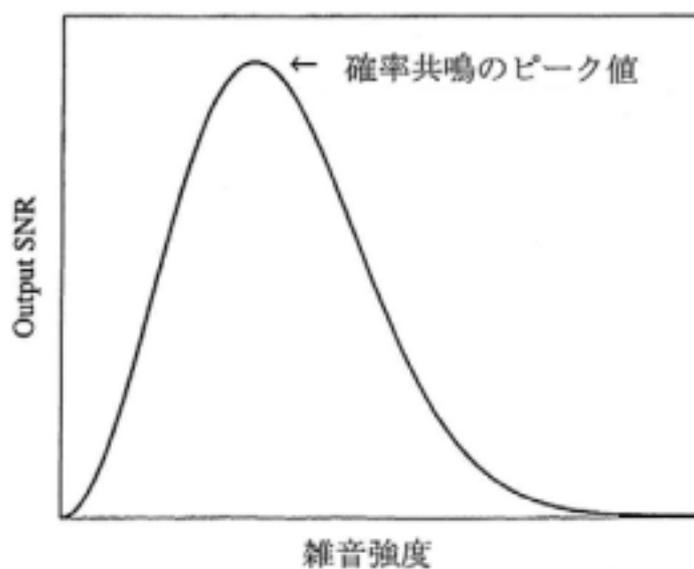


図 2.4 ノイズと SNR の関係曲線図(引用[2-6])

ノイズが最適に加えられると、出力には信号性が見られる。これを(2.5)式の SNR (パワースペクトル成分の信号対雑音比) との比較を示す[2-6]。

$$\text{SNR} = \frac{P(\omega_0)}{S_N} \quad (2.5)$$

$P(\omega_0)$ は印加信号の周波数 ω_0 での出力パワーベクトル密度、 S_N はノイズのパワーベクトルである。雑音(ノイズ)強度を横軸、SNR を縦軸にとると図 2.4 のようになる。ノイズ強度が小さいときや大きいときは出力が小さい。SNR がピークになるときがノイズ強度の最適値と考えられる。

2.3 オリジナル SR を利用した画像強調法の提案

SR にはノイズを加えると隠れた情報が抽出されるという特徴がある。この特徴を画像強調に利用することで、厳しい撮影条件の画像から必要な情報を抽出できる可能性がある。図 2.5(左)に示すような不鮮明画像から、必要な情報のみを強調して抽出できるのではないかと考えた。厳しい撮影条件の画像中より人物の顔を検出するために、SR を用いる基本的アイデアを提案し、いくつかの実験によりその有効性を明らかにする。画像処理で SR を利用する場合は、入力に画素毎の階調のスキャンデータを対象にし、図 2.6 のような流れで行う。SR を画像処理で考えた場合、画像の画素データに対してノイズと閾値を与える。

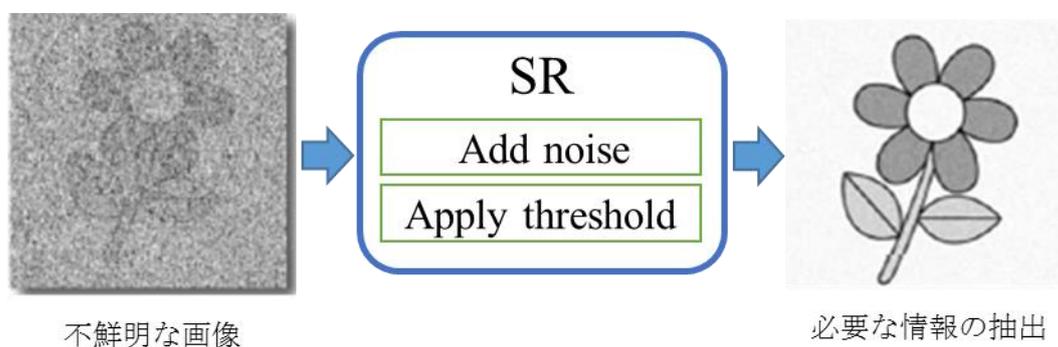


図 2.5 SR を画像強調に利用するアイデア

このとき扱う画像はグレースケール化したもので、画素データを 1 次配列として扱う。閾値はヒストグラムを 2 つの領域に分け二値化の際の基準となる。

ノイズと閾値を適切な組み合わせになると、隠れた情報を抽出することができる。図 2.7 左の不鮮明な入力画像に対してノイズを付加していくと、ノイズなしのときでは閾値処理後は情報が残らなかったが、ある適度なノイズが加えられたとき図 2.7 中央のように形が浮かび上がる。徐々にノイズを加え図 2.7 右のようなノイズ過多になると形の抽出ができなくなる。

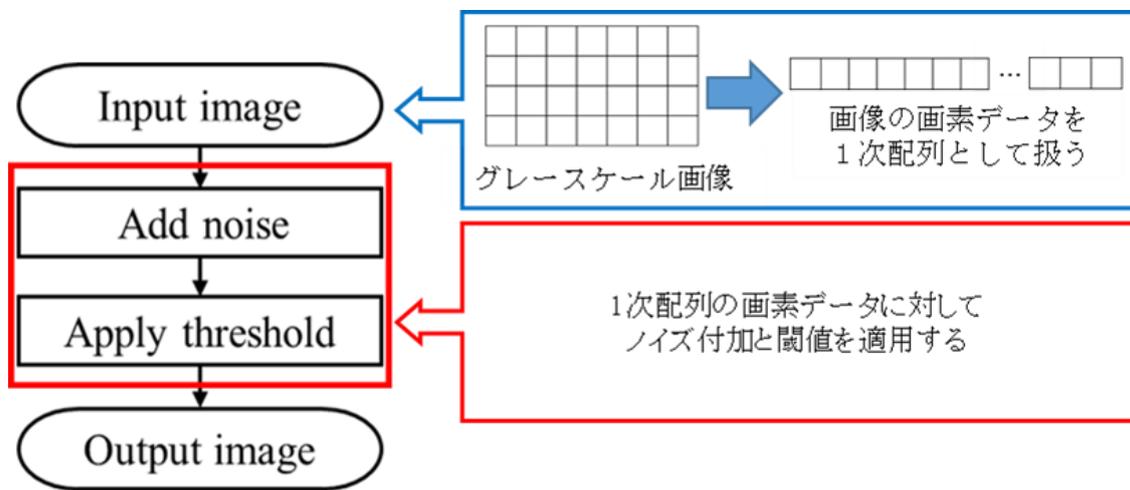


図 2.6 オリジナル SR の流れ

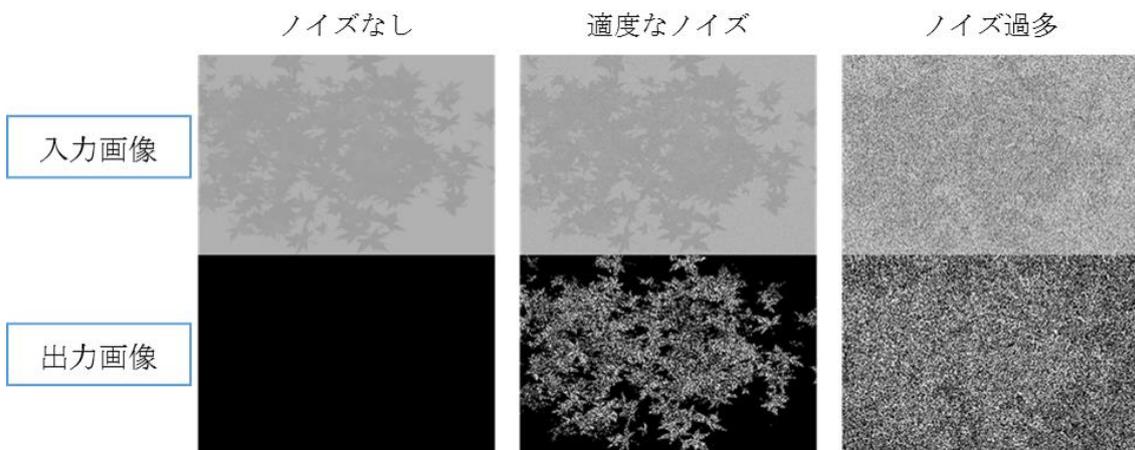


図 2.7 ノイズ強度による出力画像の変化

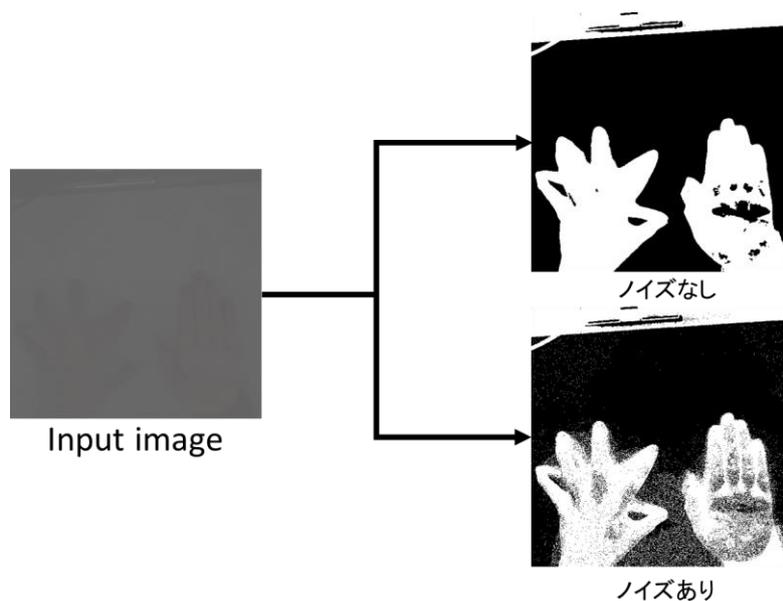


図 2.8 消失した濃淡情報の表現

また，ノイズが付加されることで二値化の際に失われる濃淡情報を表現することができる．これを図 2.8 不鮮明な手の画像で説明する．ノイズなしの場合は二値化すると階調情報が消失してしまい，濃淡が分からなくなる．ノイズ付加した場合は，二値化するとノイズで濃淡を表現することができ，より手の形がわかりやすくなる．

2.4 画像強調のためのオリジナル SR

2.4.1 予備実験

予備実験として，図 2.6 に示したオリジナル SR の手法の実験を行った．入力画像を 1 次配列にスキャンしたデータに適切なノイズ強度と閾値を与えて不鮮明な画像から隠れたイメージを抽出するため，最適な組み合わせを探った．この予備実験では，ノイズ強度と閾値の調整はマニュアルで行っている．また，本論文のノイズ強度とは，白色ノイズを正規乱数で発生させるときの標準偏差の値のことを指す．ノイズの生成には，OpenCV[2-8]の関数を使用していて Ziggurat アルゴリズムを基にしている．

実験で使用する画像は，「厳しい撮影条件」の画像データベースは見当たらな

いため、独自の画像やインターネットなどで公開されている画像を含め、総計 80 枚以上の画像について予備実験を行った。用いた画像は、コントラスト調整を経て、顔検出器にかけても正確に顔検出ができない、「厳しい撮影条件」で得た画像である。また、画像が強調されたと判断する基準として顔検出器を用いた。顔を検出したとき黄色の枠を描画する。

予備実験の一例を図 2.9 に示す。原画像(a)は暗い室内で 2 人の人物を撮影したもので、(a)に対してノイズ強度と閾値の組み合わせと結果をそれぞれ(b)(c)(d)に示す。(b)のときは顔を検出することはできなかった。(c)は 1 人の顔は検出したが、もう片方は検出できなかった。(d)は 2 人の顔を正確に検出することができた。顔検出は、顔の明暗差の特徴を捉えるシステムであるため、(b)(c)のように顔の情報が失われてしまうと顔が検出できなかった。

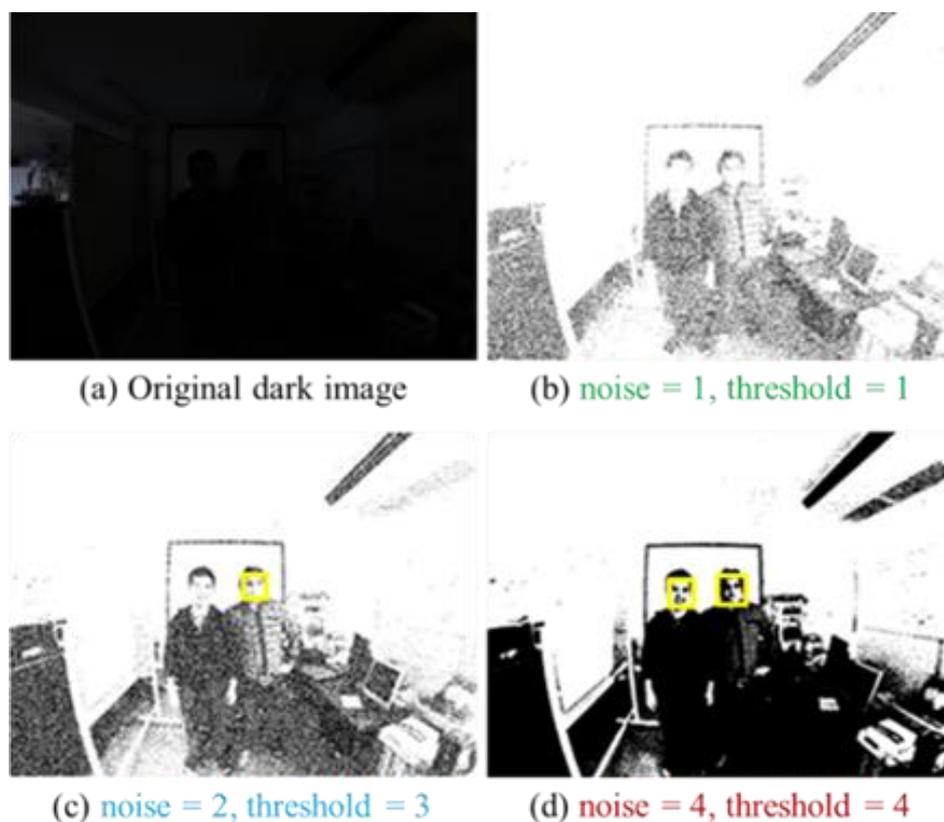


図 2.9 オリジナル SR の予備実験の結果

2.4.2 評価

表 2.1 は、2.4.1 に対するマニュアルで行った予備実験の結果をまとめたものである。○は 2 人とも顔検出できた場合、△は 1 人だけ検出できた場合、×は検出できない場合を示す。2 人の顔を正確に検出したノイズ強度と閾値の組合せは少なく、未検出の範囲が広いことからオリジナル SR のチューニングの難しさを示している。このことから、ノイズ強度と閾値の組み合わせが最も良くなるように調整することが重要であることが分かる。

表 2.1 オリジナル SR の実験結果

Threshold value	Noise Level						
	0	1	2	3	4	5	6
0	×	×	×	×	×	×	×
1	×	×	×	×	×	×	×
2	×	×	△	△	△	△	×
3	×	△	○	○	○	△	×
4	×	×	○	○	○	△	×
5	×	×	△	△	△	△	×
6	×	×	×	×	×	×	×

2.5 Collins type SR

1995 年に Collins ら[2-9]は信号を複数化し、並列処理することで情報を抽出する SR の方法を提案した。これは、図 2.6 のオリジナル SR を並列処理することで情報を抽出する。それぞれが独立してノイズ付加と閾値処理する。そこから得られた出力を加算器 Σ で足し合わせる。Collins type SR の流れを図 2.8 に示す。この考え方を画像強調のために採用する方法を検討した。画像強調では、グレースケール画像を一次的にスキャンしたデータを処理する。並列加算処理の回数 N のチューニングが必要である。

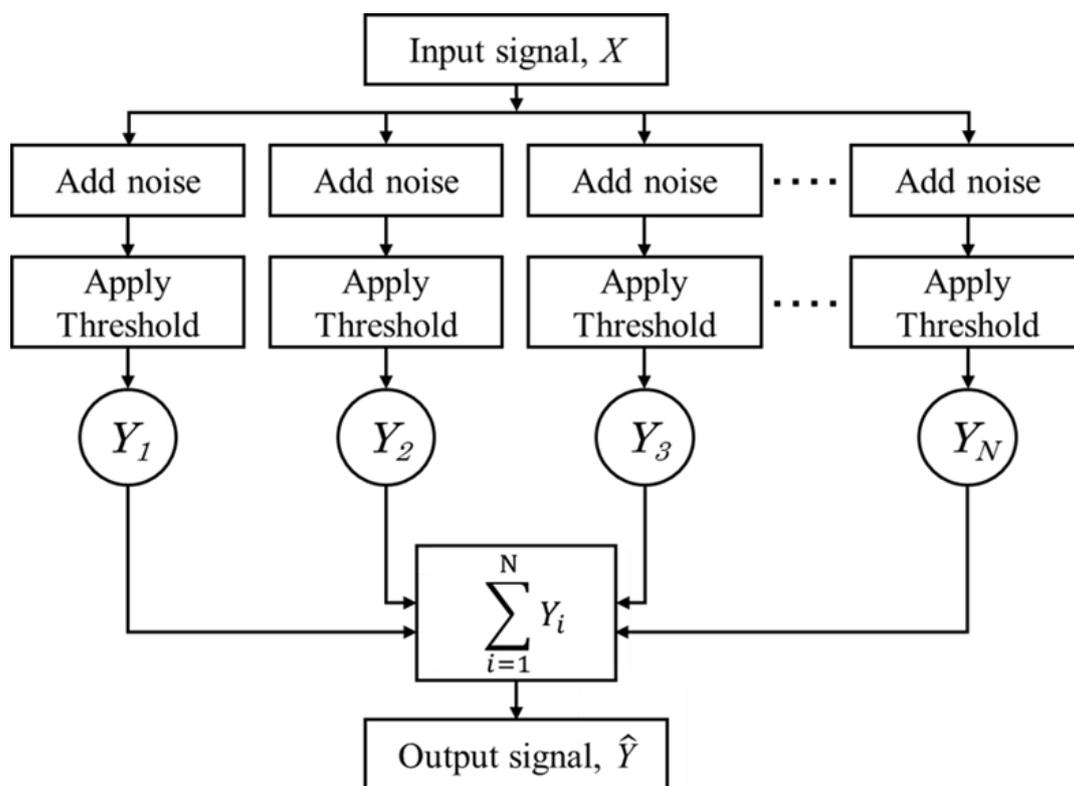


図 2.10 Collins type SR の流れ

ノイズ強度は 2.4 節のオリジナル SR の予備実験で正確に検出できた 2~4 の中から 3 を採用した。様々な組み合わせで実験を重ねたが、単一処理であったオリジナル SR とは違い、閾値が大きくなると必要な情報を消してしまい、出力結果に大きく影響することが分かった。その一例を図 2.11 に示す。

このことから閾値を 0 で実験を行ったところ、図 2.12 のように必要な情報を残すことができ、顔検出ができた。閾値を 0 に設定することで、白色ノイズを生成するときに発生した負の階調値のみを除去することで、不要な雑音を除去することが分かった。

この実験から、画像強調のためにはノイズ強度 3、閾値 0 が最適な組み合わせと判断した。

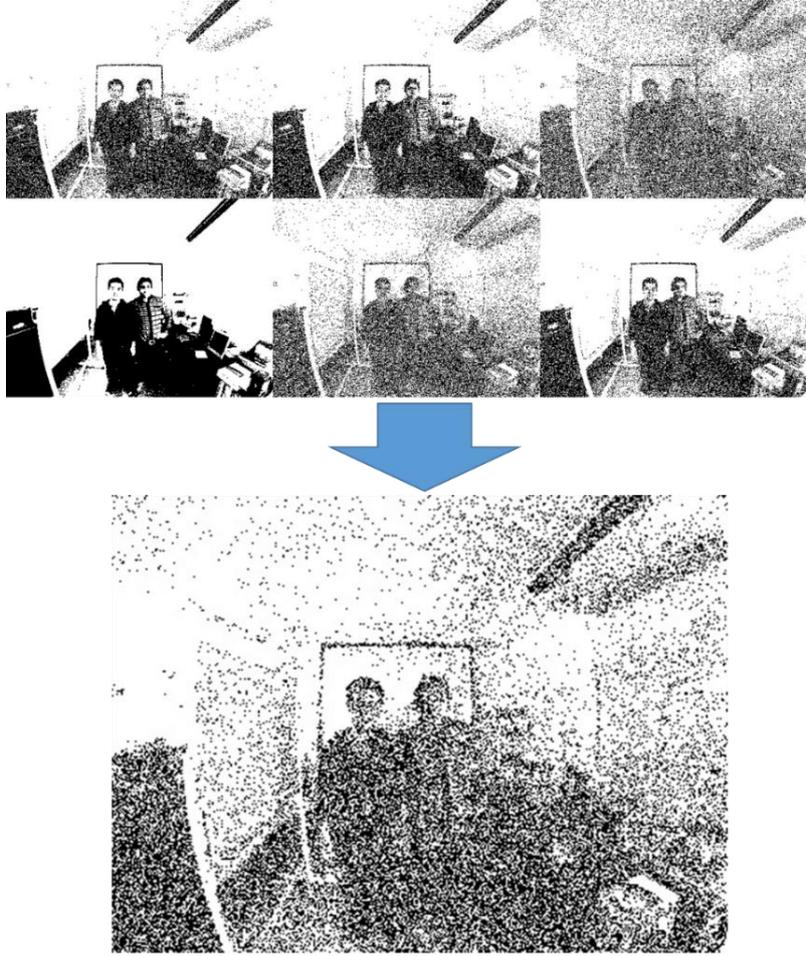


図 2.11 Collins type SR の実験結果(ノイズ強度:3, 閾値:3)



図 2.12 閾値 0 のときの Collins type SR(ノイズ強度:3)

2.6 SR を用いた画像強調アルゴリズムの提案

SR を用いて画像内から隠れた情報を抽出するための画像強調アルゴリズムを提案する。提案アルゴリズムは、グレースケール画像に N 要素ごとにノイズと閾値処理を行い、各要素を加算する。加算結果に対して、Mean, Median, Mode を計算、顔検出をしたあとで結果を出力する。この一連の流れを図 2.11 に示す。ここではノイズ強度と閾値を固定にしており、前節で最適な組み合わせとしたノイズ強度 3, 閾値 0 を採用している。ただし、顔が検出されるまで加算回数 N をマニュアルで調整する必要がある。

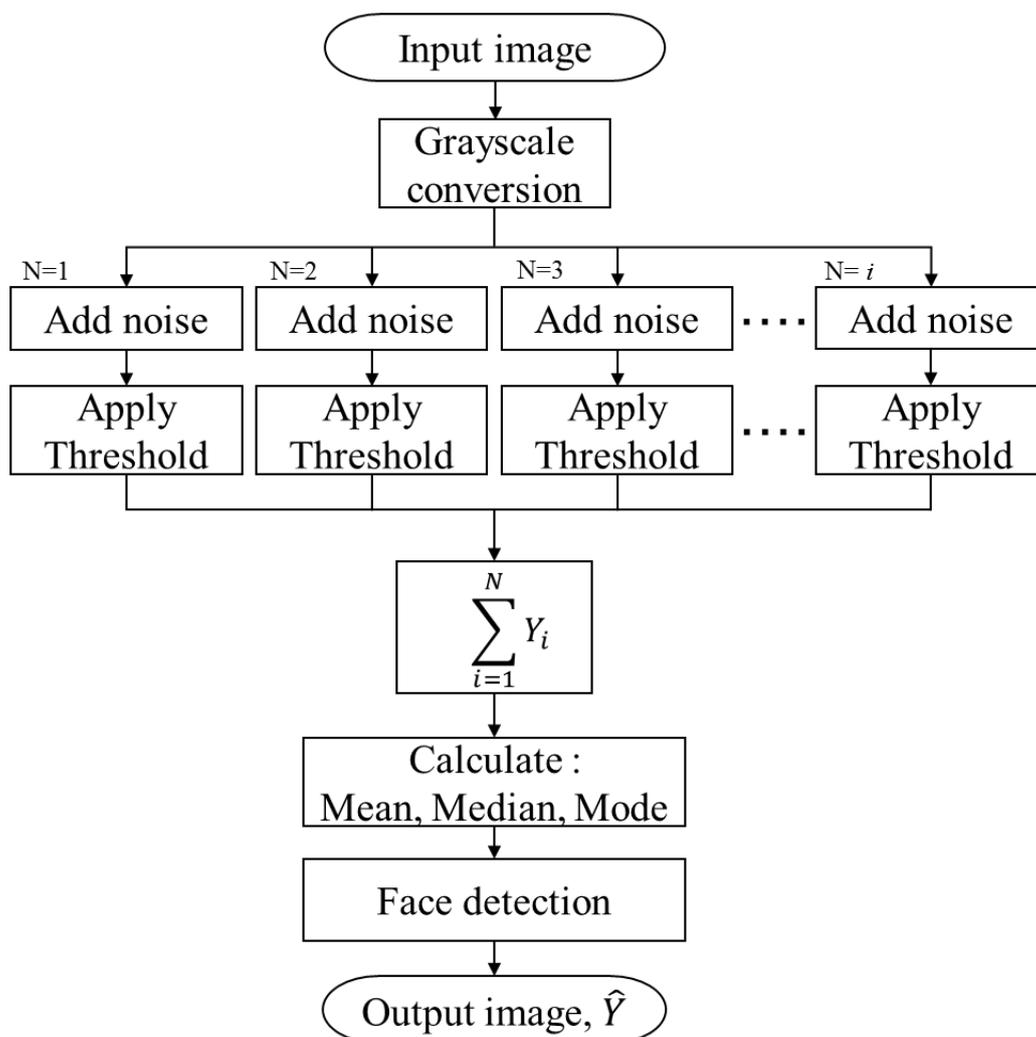


図 2.13 SR を用いた画像強調アルゴリズム

グレースケール画像を用いたのは、RGB 画像で SR を扱うと出力される結果に影響があったためである。RGB 画像では、R・B・G を各要素に分けてそれぞれにノイズ付加閾値処理をする。そのため、ランダムに生成される白色ノイズを加えることで実際の色と違った色になってしまい、顔検出ができなくなるケースがあった。また、グレースケールに比べて処理時間がかかってしまうことから、グレースケール画像を採用している。

画像はすべて静止画像の圧縮形式の 1 つの JPEG 形式である。JPEG 形式は画像を圧縮してしまうと復元できない形式であるが、圧縮の影響は顔や人体の特徴検出には微弱な影響しか与えないため顔検出には影響がないと判断し、本研究では JPEG 形式を採用している。

提案手法から得られる結果のヒストグラムは、濃淡レベルを画素値の 0 (黒) と 255 (白) を除外して濃淡レベル 1-254 としている。これは、階調値 0 や 255 に画素が高い頻度で存在すると、十分に画像強調される前に条件式を満たしてしまうのを防ぐためである。

Mean, Median, Mode は、加算回数 N に対するオートチューニング方法を考察するために導入した。Mean はデータの値をすべて足してデータ数で割ることで求められる。これを(2.6)式に示す。

$$\text{Mean} = \frac{\text{sum of the values}}{\text{total number of values}} \quad (2.6)$$

Median について(2.7)式に示す。データを小さいほうから並べ替えたものを x_1, x_2, \dots, x_n としたときの全体の中央に位置する値を求める。データ数が偶数個であった場合は、中央に位置する 2 つのデータの平均を求めることで Median が求められる。

$$\text{Median} = \begin{cases} x_{(\frac{n+1}{2})} & n \text{ が奇数} \\ \frac{x_{(\frac{n}{2})} + x_{(\frac{n}{2}+1)}}{2} & n \text{ が偶数} \end{cases} \quad (2.7)$$

Mode はデータの中で最も頻度が高い値を指す。

2.7 提案アルゴリズムの実験結果と評価

2.7.1 実験環境

提案アルゴリズムの実験の評価には顔検出を用いた。顔検出とは Paul Viola と Michael Jones によって 2001 年に提案された Viola Jones Face detector(V-J 法)は, Haar-like 特徴に基づく物体検出器である。顔検出の場合, 目, 鼻, 口の周囲の明暗差は個人差により大きく変わらないため, Haar-like 特徴が有効である。画像の一部に対して様々な Haar-like 検出器をかけて局所的な明暗差を算出し, これを組み合わせることで顔であるか判定する特徴検出である。この例を図 2.14 に示す。OpenCV の顔検出パッケージは V-J 法である。

本論文で主に使用している顔検出は, Lamsal らによって提案された “High performance face detector(以下, Lamsal 法)” である [2-11]。これは, 顔を明暗差の矩形パターンから特徴を検出する V-J 法を基に改良された検出器で, 肌の色を検出する “Skin color detector”, 顔検出を妨げるノイズを除去する “Unscented Kalman filter” を組み合わせた高精度の顔検出アルゴリズムである。この顔検出は, 数百～数千の顔を含む既存データベースで実験をし, ROC カーブを用いたベンチマークテストを行っている。ベンチマークテストの結果を図 2.15 に示す。V-J 法 [2-10] の性能と比較して, 高性能なことを明らかにしている。

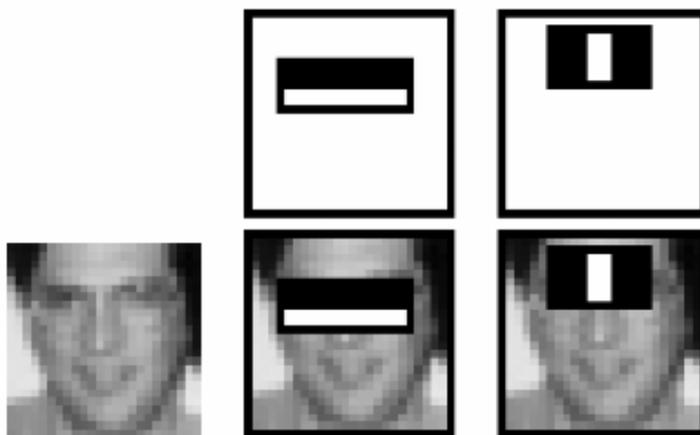


図 2.14 Haar-like 特徴に基づく顔検出(引用[2-10])

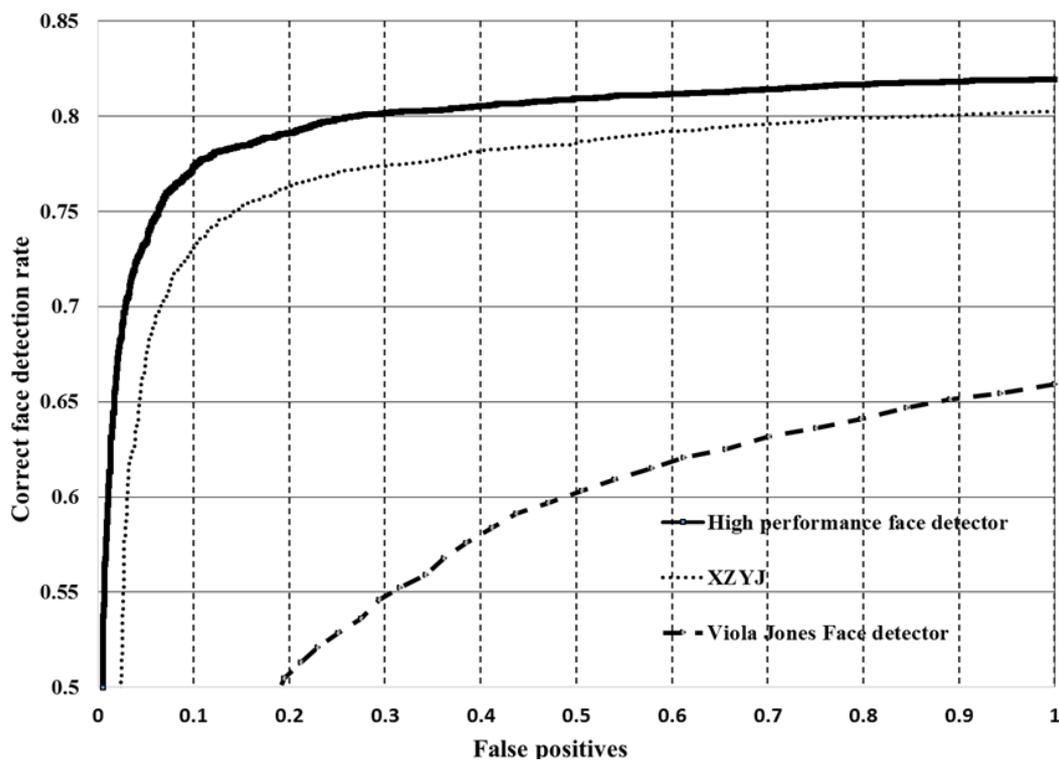


図 2.15 Lamsal 法のベンチマークテスト(引用[2-11])

一方、人検出[2-12]では明暗差よりも輪郭情報を捉えたほうが、検出精度が良いとされている。そのため、人体検出では、Haar-like 特徴よりも HoG 特徴がよく使用される。HoG (Histograms of Oriented Gradients)[2-12]は、局所領域(セル)の画素値の勾配方向ヒストグラム化したものである。勾配を特徴量としているため、画像スケールに対してロバストであるという優れた特徴がある。そのヒストグラムを特徴量としたのが、Hog 特徴量である。このほかに、CNN(畳込みニューラルネットワーク)を用いる人体検出法などがあるが、ここでは、人体検出のために、OpenCV の人体検出パッケージ[2-8]を使用した。

この実験で使用した PC は Intel Core i7-5820K CPU, 3.30GHz, OS は Windows8.1 である。

2.7.2 実験結果と評価

提案アルゴリズムによる実験を撮影条件の異なる 5 つのケースを例に挙げて実験の結果を示す。



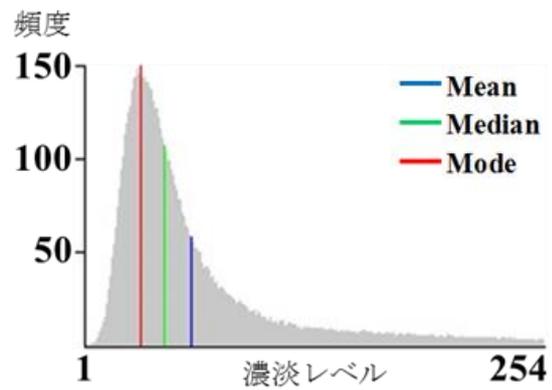
(a) 原画像

$N = 10$
Mean : 58
Median : 43
Mode : 31
Image size : 603 * 402
Time : 52 ms

(b) 計算結果



(c) 出力画像



(d) 出力画像のヒストグラム

図 2.16 Case 1

Case 1 は、図 2.16 の(a)背景に明るいイルミネーションがある屋外で人物を撮影した 603×402 ピクセルの JPEG 画像の実験結果を示す。N=10 のとき、Mean=58, Median=43, Mode=31 で顔検出できた。処理時間は 52ms であった。処理時間は 52ms であった。



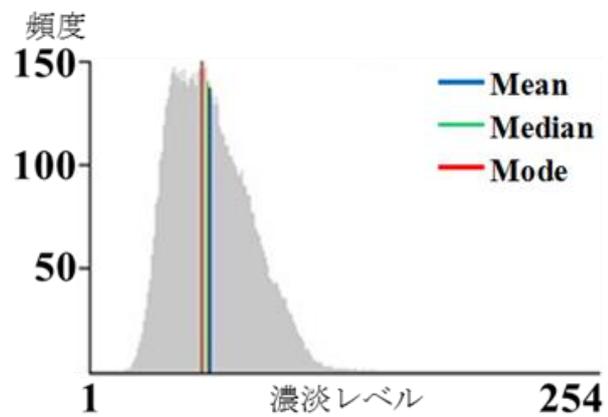
(a) 原画像

$N = 19$
Mean : 56
Median : 56
Mode : 45
Image size : 400 * 300
Time : 96 ms

(b) 計算結果



(c) 出力画像



(d) 出力画像のヒストグラム

図 2.17 Case 2

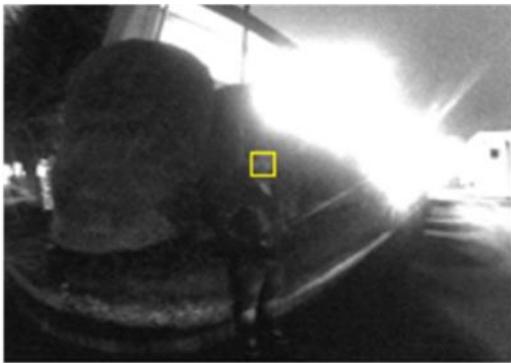
Case 2 は、図 2.17 の(a)非常に小さな光が入った暗い室内で 2 人の人物を撮影した 400×300 ピクセルの JPEG 画像の実験結果を示す。 $N=19$ のとき、Mean=56, Median=56, Mode=45 で、2 人の顔検出ができた。処理時間は 96ms であった。処理時間は 96ms であった。



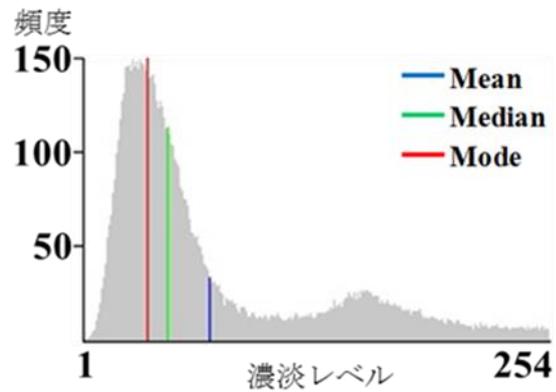
(a) 原画像

$N = 8$
Mean : 68
Median : 45
Mode : 25
Image size : 400 * 300
Time : 48 ms

(b) 計算結果



(c) 出力画像



(d) 出力画像のヒストグラム

図 2.18 Case 3

Case 3 は、図 2.18 の(a)屋外で建物から強い光が漏れている状態で人物を撮影した 400×300 ピクセルの JPEG 原画像の実験結果を示す。 $N=8$ のとき、Mean=68, Median=45, Mode=25 で、顔検出ができた。処理時間は 48ms であった。処理時間は 48ms であった。



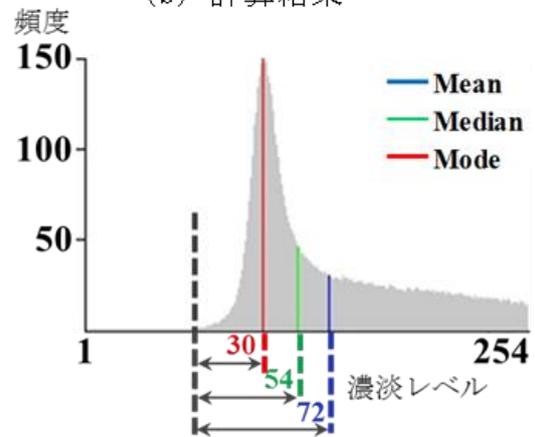
(a) 原画像

$N = 3$
Mean : 140
Median : 122
Mode : 102
Image size : 821 * 526
Time : 32 ms

(b) 計算結果



(c) 出力画像



(d) 出力画像のヒストグラム

図 2.19 Case 4

Case 4 は、図 2.19 の(a)強いイルミネーションがある中で人物を撮影した 821×526 ピクセルの JPEG 画像の実験結果を示す。 N が 3 のとき、 Mean=140, Median=122, Mode=102 で、顔検出ができた。他のケースと比べて階調値が Mean, Median, Mode の値が大きくなった。図 2.19(d)ヒストグラムを見ると、ヒストグラムが 0 であった階調値を省いて立ち上がりから Mean, Median, Mode の距離を測ると Mean=72, Median=54, Mode=30 であった。処理時間は 32ms であった。



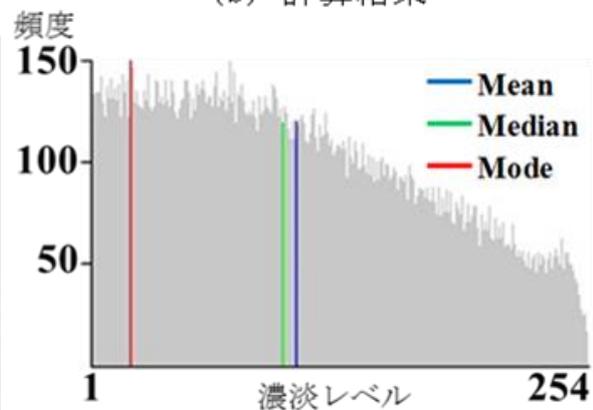
(a) 原画像

$N = 3$
Mean : 105
Median : 99
Mode : 4
Image size : 750 * 545
Time : 42 ms

(b) 計算結果



(c) 出力画像



(d) 出力画像のヒストグラム

図 2.20 Case 5

Case 5 は、図 2.20 の(a)屋外でフラッシュを用いて 2 人の人物を撮影した 750 × 545 ピクセルの JPEG 画像である。N が 3 のとき、Mean=105, Median=99, Mode=4 で顔検出できた。Case 5 は特殊な画像で、他の画像にくらべ画像全体が明るい。そのため、初めに元画像の画素値を反転させてから SR 処理を行うことで顔を検出できた。図 2.20 に示した出力画像は、SR 処理終了後に再び画素値を反転させ元に戻している。処理時間は 42ms であった。

この実験で顔を検出したときの Mean, Median の値に注目すと, Mean=50~70, Median=40~60 になったときに顔を検出する傾向が見られた. Mode については各ケースで全く違う値であった. ここで図 2.16 の Case 1 を例に挙げて Mean, Median, Mode の変化を観察すると, 加算回数 N の増加とともに Mean, Median は安定して変化していっているのが, Mode は N 毎にばらつきが見られる. この変化を図 2.21 に示す. Mode はオートチューニング化の指標に利用するには不安定であるため, Mean, Median のみをオートチューニング化の指標に採用した. 本章の実験はマニュアルで行っているため, Case1 が初めて顔を検出したのは $N=10$ で Mean=58, Median=43 のときであったが, これ以降の $N=11, 12\cdots$ でも顔を検出する可能性がある. このことから Mean, Median に幅を持たせて条件式を設計すれば, N をマニュアルで調整せずに, オートチューニングできるのではないかと考え, 実験をした. その結果の例を図 2.22 に示す.

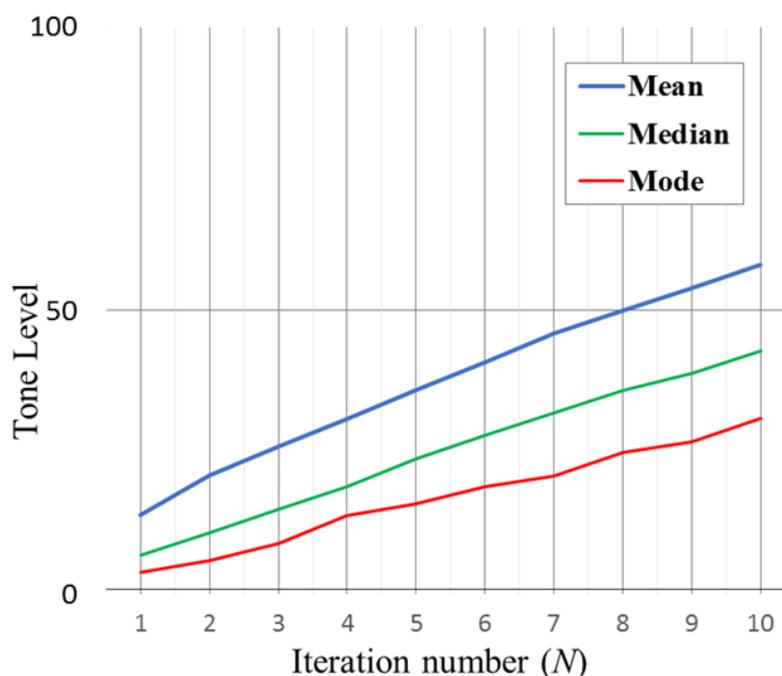


図 2.21 Mean, Median, Mode の変化(図 2.16 での結果)

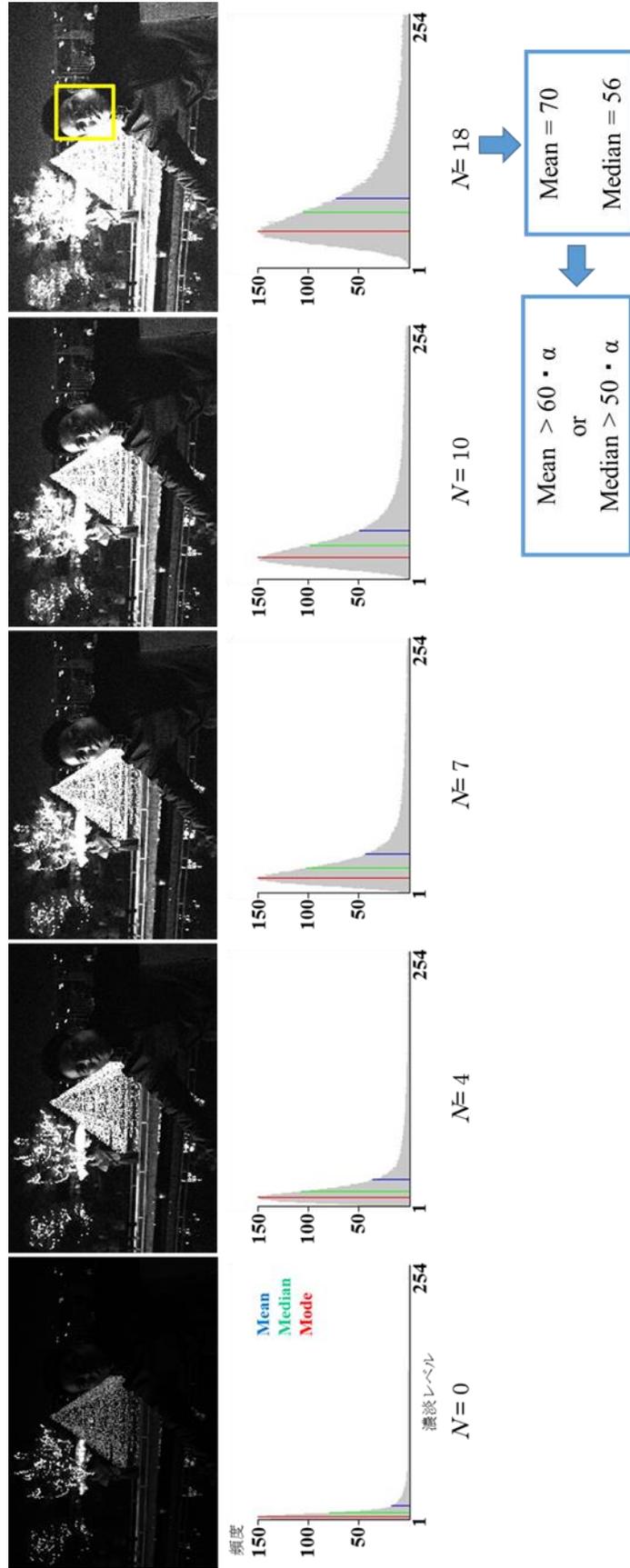


図 2.20 ヒストグラムの変化と加算回数 N のチューニング

Case 1 は $N=18$ で $\text{Mean}=70$, $\text{Median}=56$ のときにも顔を検出できた。前述したように $\text{Mean}=50\sim 70$, $\text{Median}=40\sim 60$ と同じ傾向をとったため、 $\text{Mean}>60$ または $\text{Median}>50$ になれば、画像が強調されたと判断できると仮定した。また、 α は条件に幾分幅をもたせ、顔検出率を高めるために導入した安全率であり、 $1\sim 1.2$ を想定している。この実験では、 1.08 を採用している。

実験を重ねた結果、図 2.20 の示す Mean と Median に関する不等式を満たせば、「厳しい撮影条件」の中で「暗い画像」の 80%以上のケースで顔検出が正確にできることが確認できた。

2.8 第 2 章のまとめ

本章では、SR を用いた画像強調アルゴリズムの提案をした。「厳しい撮影条件」の画像について顔検出を使用した実験を行い、有効性について検証した。

- 予備実験は、独自で集めた「厳しい撮影条件の画像」の画像数は総計 80 枚以上を用いて行い、成功率は 80%以上であった。
- 提案する SR を用いた画像強調アルゴリズムでは、コントラスト調整では顔検出ができなかった、画像について顔検出することができた。
- 本章の一連の実験から、ノイズ強度 3, 閾値 0 が最適な組み合わせと判断した。
- 最も速い処理時間は、32ms であった。加算回数 N が多くなると処理時間がかかるが、 $N=19$ のときでも 92ms であるのでシステムに負荷をかけないと考えられる。
- オートチューニングのための Mean , Median の条件式を実験的に提案した。

第3章 SR を用いたオートチューニング 画像強調法の提案

3.1 はじめに

民生用のデジタルカメラより得た画像では、「暗い」、「背景に様々なイルミネーションがある」、「逆光」、「ハレーション」、「フレアーやゴースト」などの撮影条件により、画像から検出すべき対象を簡単に判別できないケースがある。こうした厳しい照明条件で得た画像中の検出対象をクリアにする方法として、従来からコントラスト調整があるが、顔や人体の検出に関する著者らによる研究[2-1,2,3]でコントラストの調整では画像を強調できないケースが多々あることを示した。もう一つの画像強調に画像鮮鋭化があるが、ここでは前者のコントラスト調整に注目する。

著者ら[2-1,2,3]は SR を用いた画像強調の基本的アルゴリズムを提案した。本研究では、照明の有無や夜間などによる画像内のコントラストの影響で特徴検出・認識が難しい問題の解決のために、SR に関するパラメータをオートチューニングする画像強調法[3-1]を提案する。

本章も、画像中からの検出対象として「顔検出」に注目する。顔検出に注目する他の理由は、画像強調処理の成果を単に視覚的検証にとどめるのではなく、科学的手段として顔検出の確度を用いることにある。

厳しい照明条件の画像を強調し、そこに含まれる検出対象をクリアにする方法が先行研究から SR の利用が示されているが、SR に含まれるパラメータのオートチューニングについて扱っていない。本章の提案手法は、他の研究者[1-6,7,8,9]が画像強調のために用いた基本的 SR を並列加算に変更する改良を加え、原画像中にノイズにより隠された情報を一層抽出できるようにすることを意図している。

岩崎[3-2]は、産業システムの内、主に制御システムについて、オートチューニングシステムの重要性を以下のように述べている。

「新しい制御方式のパラメータ設定には通常熟練した作業者が存在しないため、そのパラメータの設定作業が問題となる場合が多い。何らかの形でパラメータ設定が容易になる仕組みを用意しておく必要がある。

オートチューニングはこれらの問題点への解決策の 1 つとして提案されるものであり、その実現により産業システムにおいて以下のような利点が得られる。

- 1) 立ち上げ時の設定作業の省力化
- 2) 適切なパラメータ設定による制御性能の向上
- 3) 作業者の熟練度に影響されない安定した制御性能の実現
- 4) 制御対象の経年変化に影響されない安定した制御性能の実現
- 5) 産業システムへの先進的制御方式導入の容易化」

第 2 章で提案した、SR に基づく画像強調に関しても、上記の産業システムの場合と同様に、提案手法のオートチューニング化は、システムの活用範囲を広める、すなわち利便性を高めるために、重要と考える。

本章では、前章の提案手法のオートチューニングシステムの開発と厳しい撮影条件下で得られた画像を用いた実験から開発システムの有用性を明らかにしている。

3.2 オートチューニングシステムの開発

前章の実験から得られた結果から、SR を用いたオートチューニング画像強調システムを開発した。システムでは、オリジナル SR 処理後に結果の加算、Mean、Median を求める。Mean または Median が条件を満たせば SR による画像強調処理を終了する。満たさない場合は再度、SR 処理まで戻り処理を繰り返す。この一連の流れを図 3.1 に示す。Mean>60 または Median>50 になれば、画像が強調され顔検出が可能であると前章の実験から判断された。条件に幅を持たせ検出精度を高めるために導入した Mean、Median に対する安全率 α は 1.08 とした。2.6 節と同様に、このシステムのヒストグラムの濃淡レベルは 1-254 を採用している。

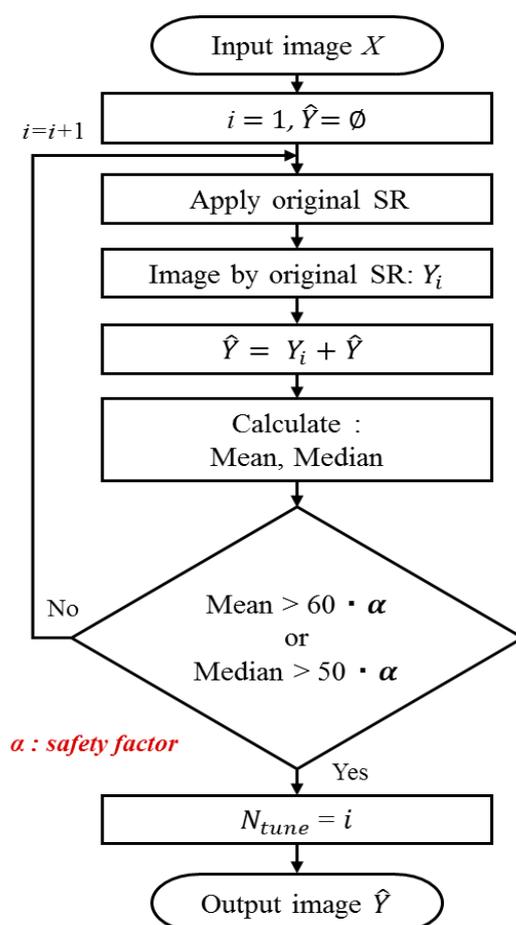


図 3.1 オートチューニングシステムの提案

3.3 提案手法の実験結果

このシステムの開発には、画像処理に関する多様な機能を備えたライブラリである OpenCV[2-8]を使用し、C++で開発を行った。ノイズは Ziggurat アルゴリズムを使用している OpenCV の関数を用いて標準偏差 3 の正規乱数を生成している。処理毎のノイズは無相関である。使用した PC は Intel Core i7-5820K CPU, 3.30GHz, OS は Windows8.1 である。

開発したオートチューニングシステムの評価には顔検出を用いた。2.7 節でも述べた Lamsal 法[2-10]と OpenCV の顔検出パッケージ[2-8]で実験をした。OpenCV の顔検出パッケージは顔を明暗差の矩形パターンから特徴を検出する“Viola Jones Face detector(V-J 法)[2-10]”を基にしている。提案手法で画像強

調を行ったあとで 2 つの顔検出器を使い、それぞれ評価した。この一連の流れを図 3.2 に示す。またコントラスト調整法の検出結果との比較をした。

評価方法として人体検出器も使用した。これは OpenCV の人体検出パッケージを使用した。OpenCV には full body, upper body, lower body の 3 種類がある[2-8]。ここでは、このうちの胸より上を対象とする“upperbody”検出を用いて実験を行い、コントラスト調整法と比較をした。

提案手法の実験に使用した画像を、図 3.3 の 12 ケースを例にあげて示す。図 3.3 の左が原画像、右にもとが暗い画像が多く状態が分かりにくいため提案手法で強調した出力結果と共に示す。

提案手法を適用したときの強調結果と、コントラスト調整法の結果をそれぞれ顔検出し比較した。その結果の Case A~L の 12 例について図に示す。上から順に原画像—提案手法—コントラスト調整法を示す。各画像の右に対応するヒストグラムを示すと共に、ヒストグラムの Mean と Median の値、並びに提案手法実行時の N_{tune} を示している。原画像のヒストグラムは、グレースケール化した後のものである。なお、参考として Mode についても表記しているが 3 章で述べたようにシステムに使用していない。また、OpenCV の“resize”関数(Bilinear 補間)を用いて原画像を横幅 512 ピクセルに縮小している。

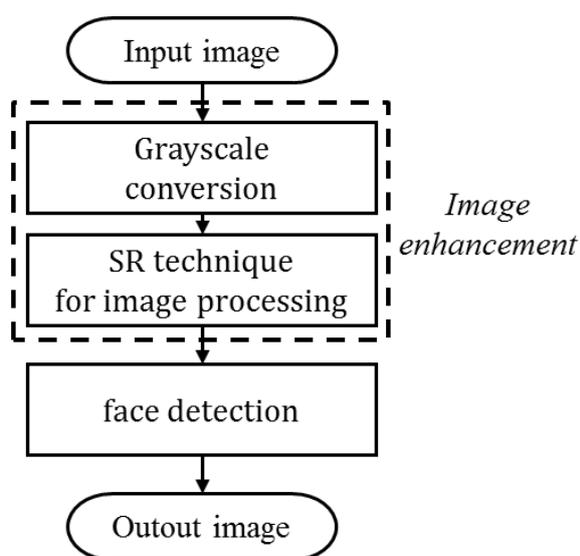


図 3.2 顔検出までの流れ

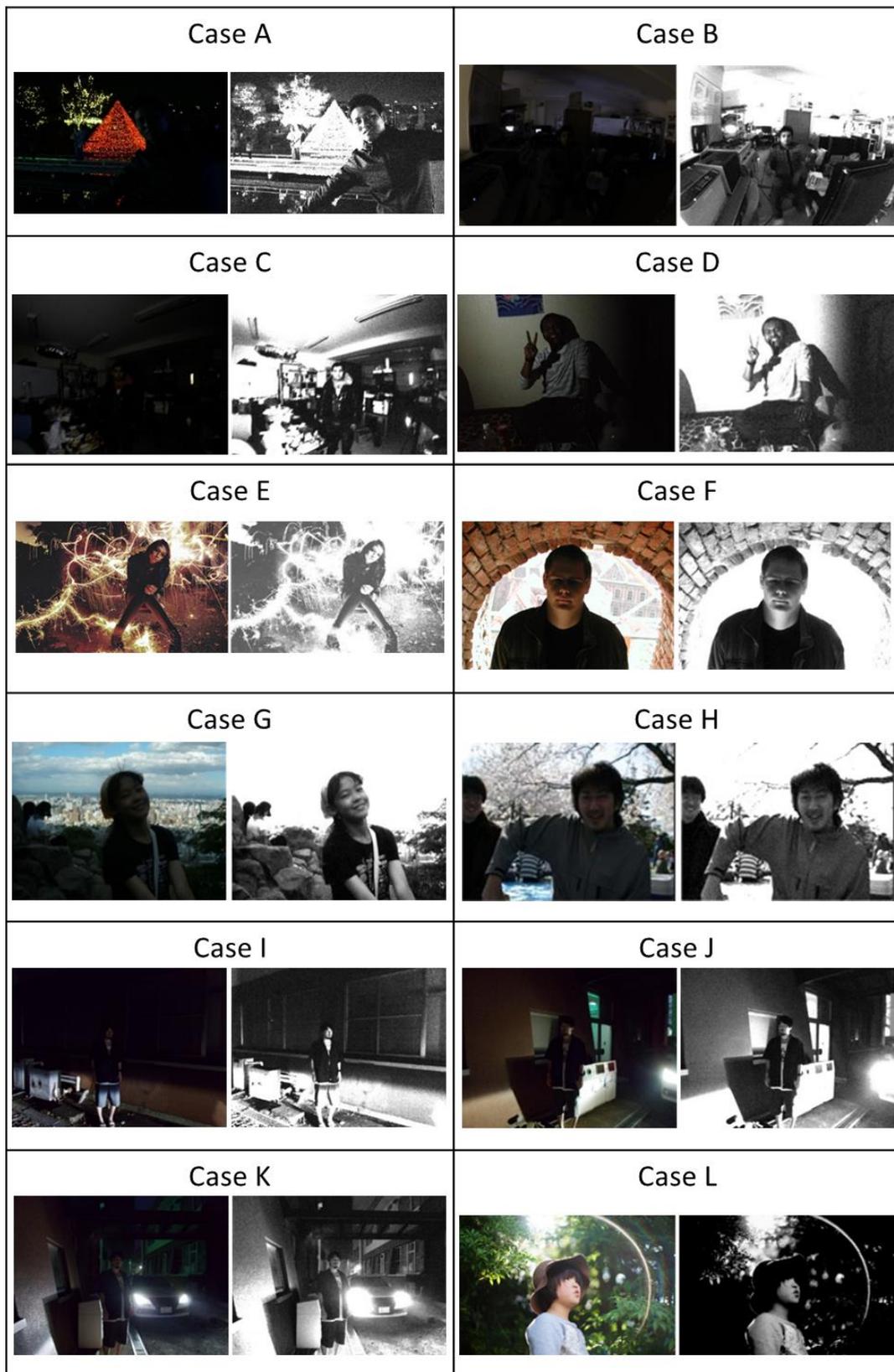
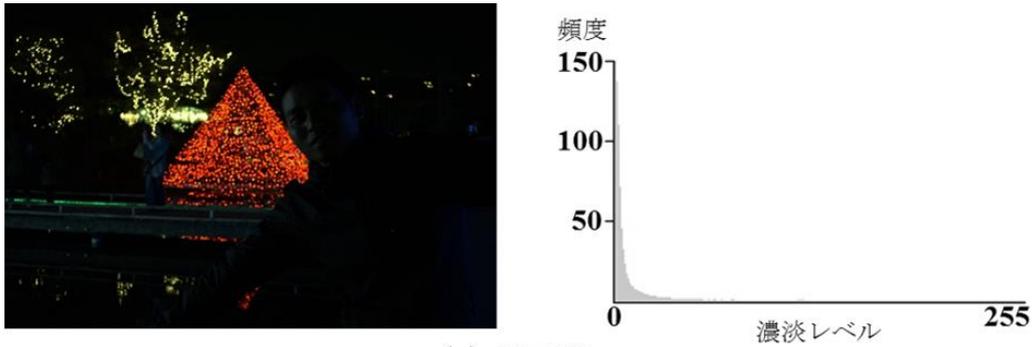
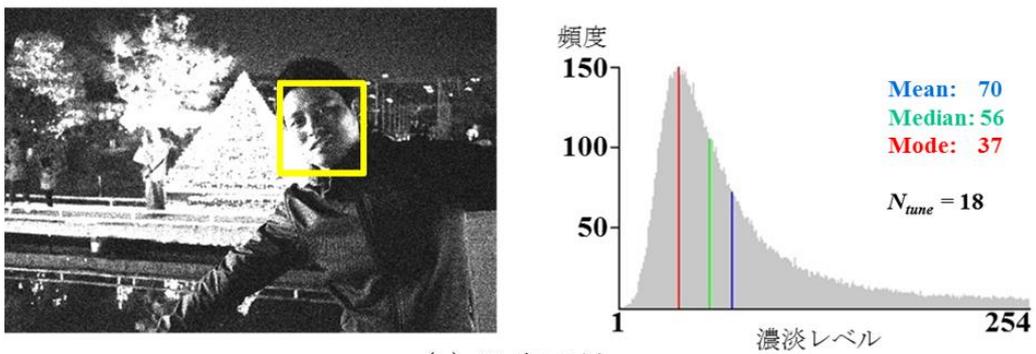


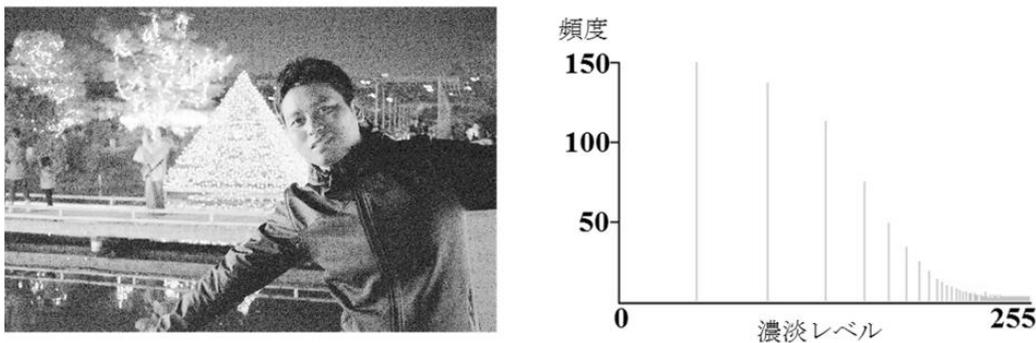
図 3.3 実験に用いた 12 ケース



(a) 原画像



(b) 提案手法



(c) コントラスト調整法

図 3.4 Case A

Case A の図 3.4(a)は、背景に LED のイルミネーションがあるシーンをフラッシュなしで撮影した 512×341 ピクセルの JPEG 画像である。図(b)の提案手法は $N_{tune}=18$ のときに、Mean, Median が条件式を満たし、顔を検出した。図(c)のコントラスト調整は背景と顔が色の差が余りなく同化してしまい、判別ができず顔検出できなかった。それに対して、提案手法は顔と背景が同化していないのが分かる。また、OpenCV では顔検出できなかった。

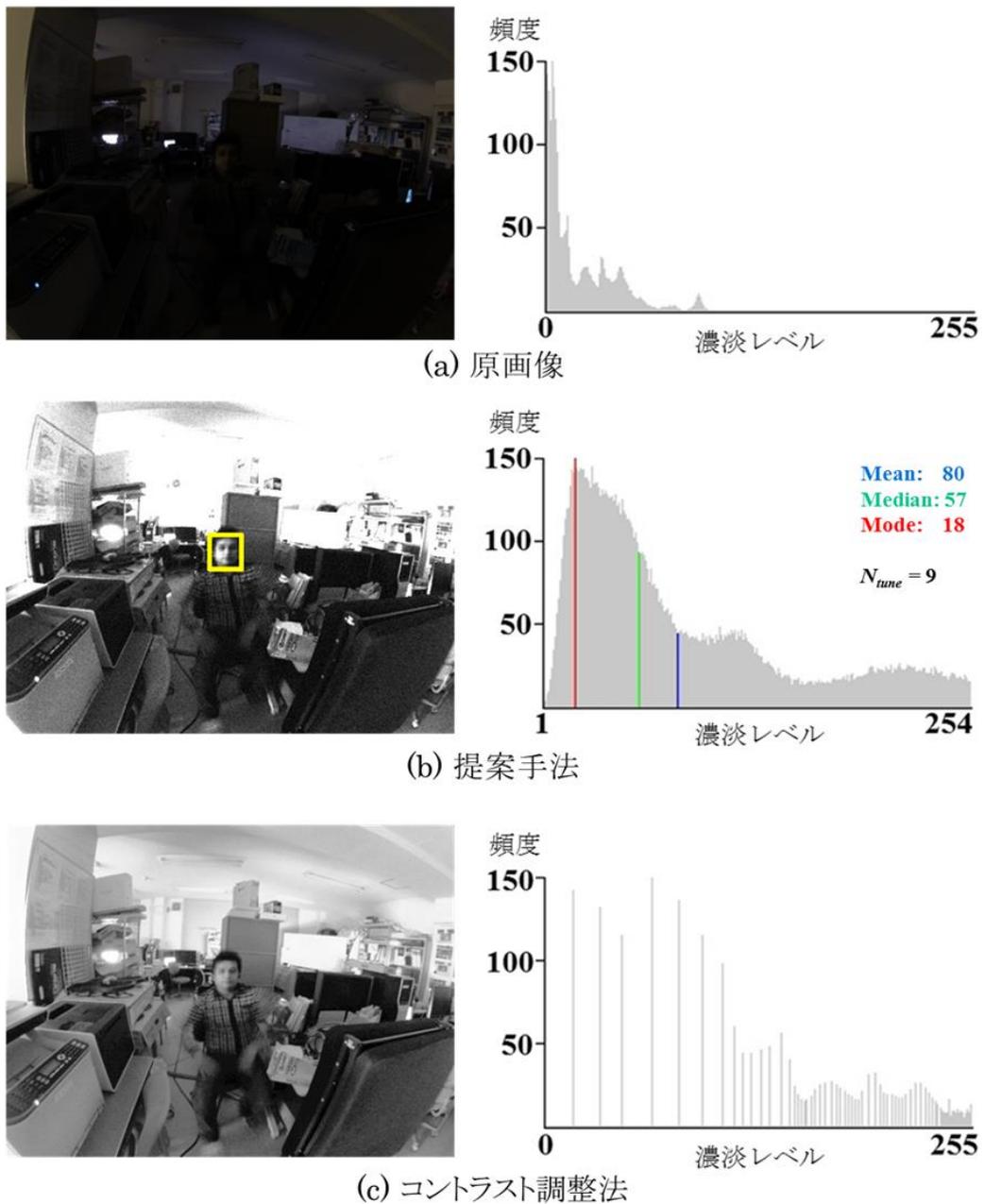


図 3.5 Case B

Case B の図 3.5(a)は、我々の研究室内で照明を消した状況で撮影した 512×384 ピクセルの JPEG 画像である. 数台の PC ディスプレイが背景に存在する. 図(b)の提案手法は $N_{tune}=9$ のときに, Mean, Median が条件式を満たし, 顔を検出した. 図(c)のコントラスト調整法は, 顔の半分が薄くぼやけてしまったため顔を検出できなかった. このケースは, OpenCV でも顔検出できている.

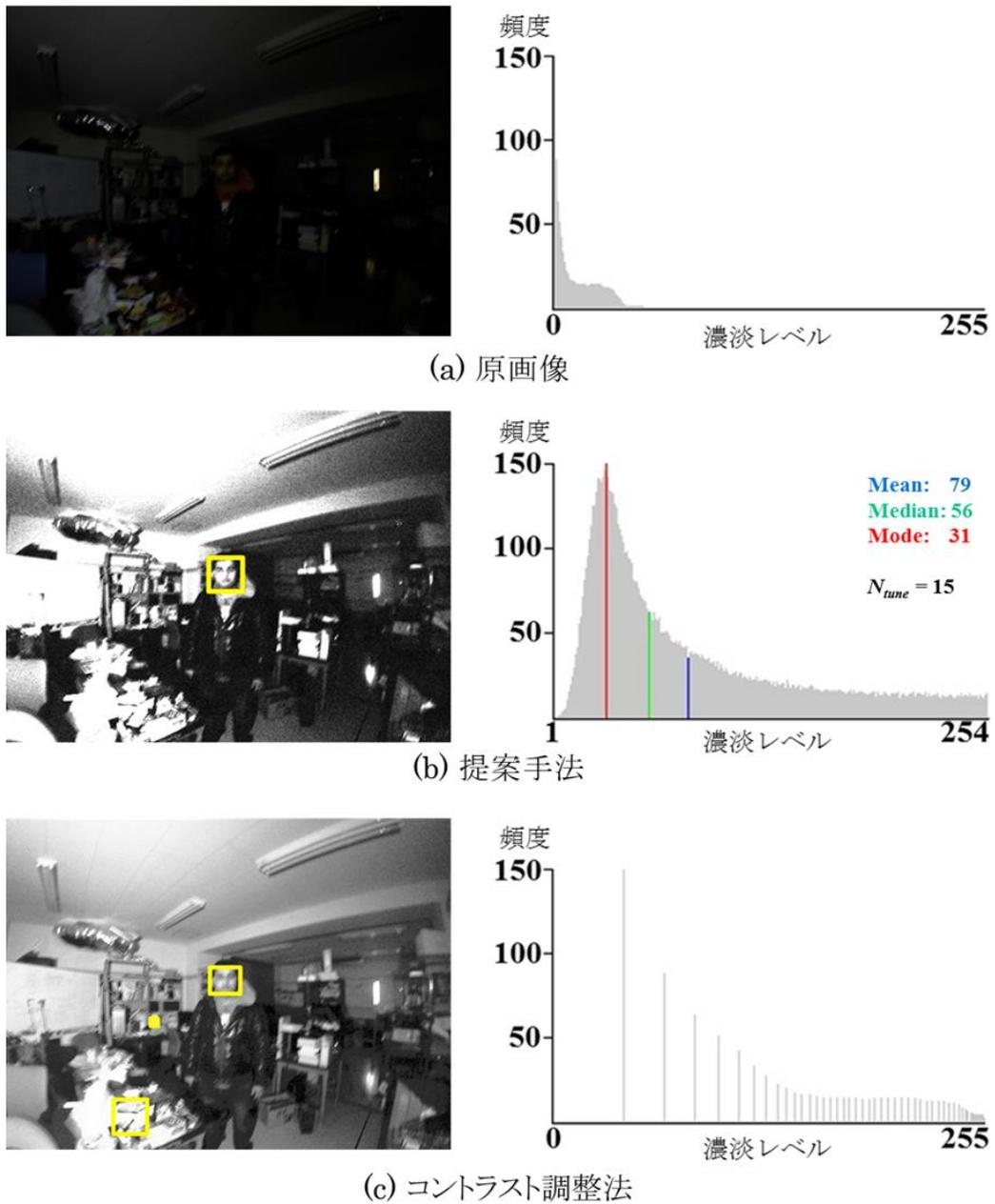


図 3.6 Case C

Case C の図 3.6(a)は、研究室内で照明のない状況で撮影した 512×384 ピクセルの JPEG 画像である。図(b)の提案手法は $N_{tune} = 15$ のときに、Mean, Median が条件式を満たし、顔を検出した。提案手法は顔のみは正確に検出したが、(c)コントラスト調整法では、顔以外の位置に細かなエラーが発生した。このケースも OpenCV でも顔検出できている。

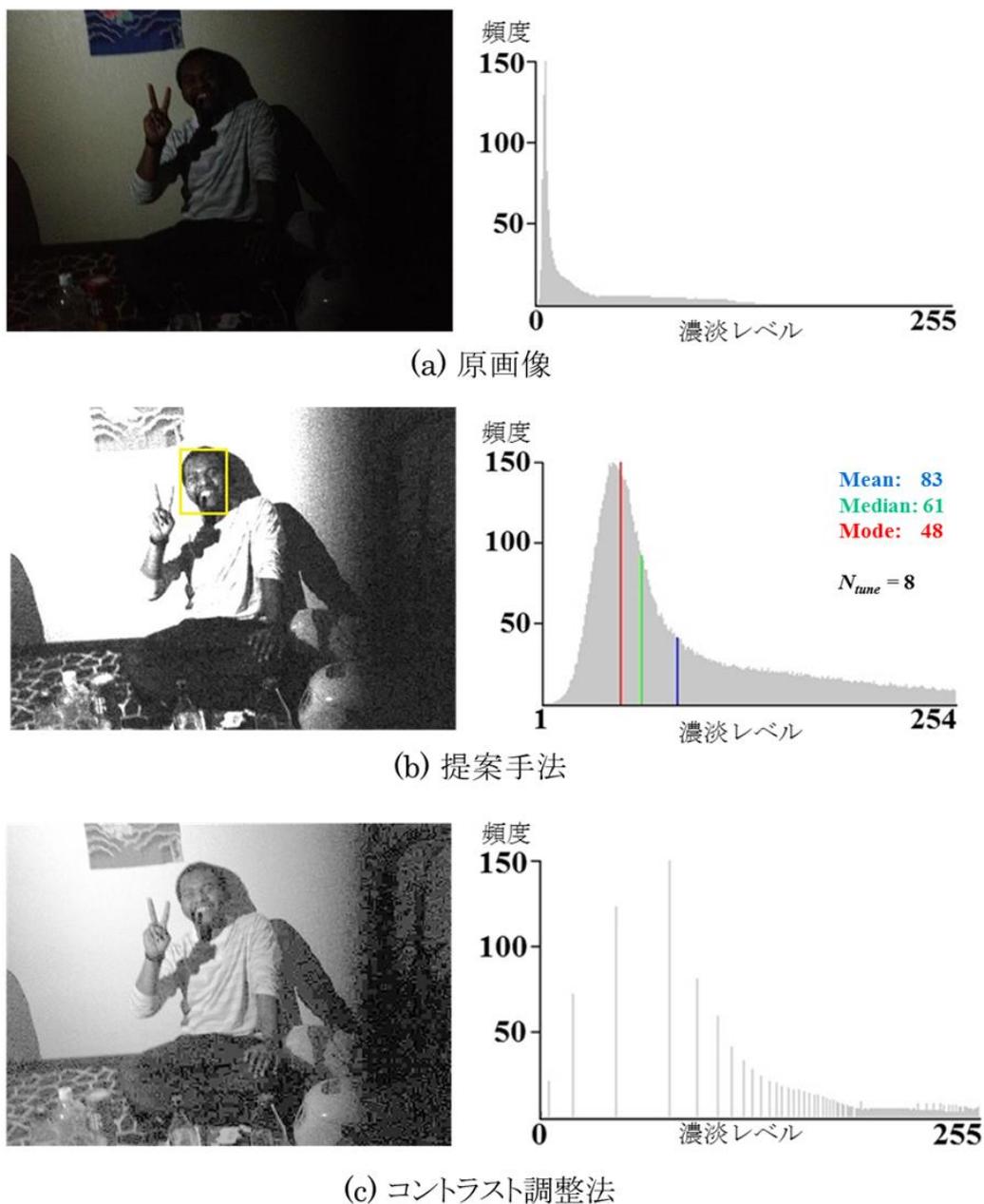


図 3.7 Case D

Case D の図 3.7(a)は、インターネット上の男性のフラッシュなしで撮影した 512×373 ピクセルの JPEG 画像である。図(b)の提案手法は $N_{tune} = 8$ のときに、Mean, Median が条件式を満たし、顔を検出した。提案手法では顔の部分を (c)コントラスト調整よりもはっきりと強調できていることが分かる。また、OpenCV では顔検出できなかった。

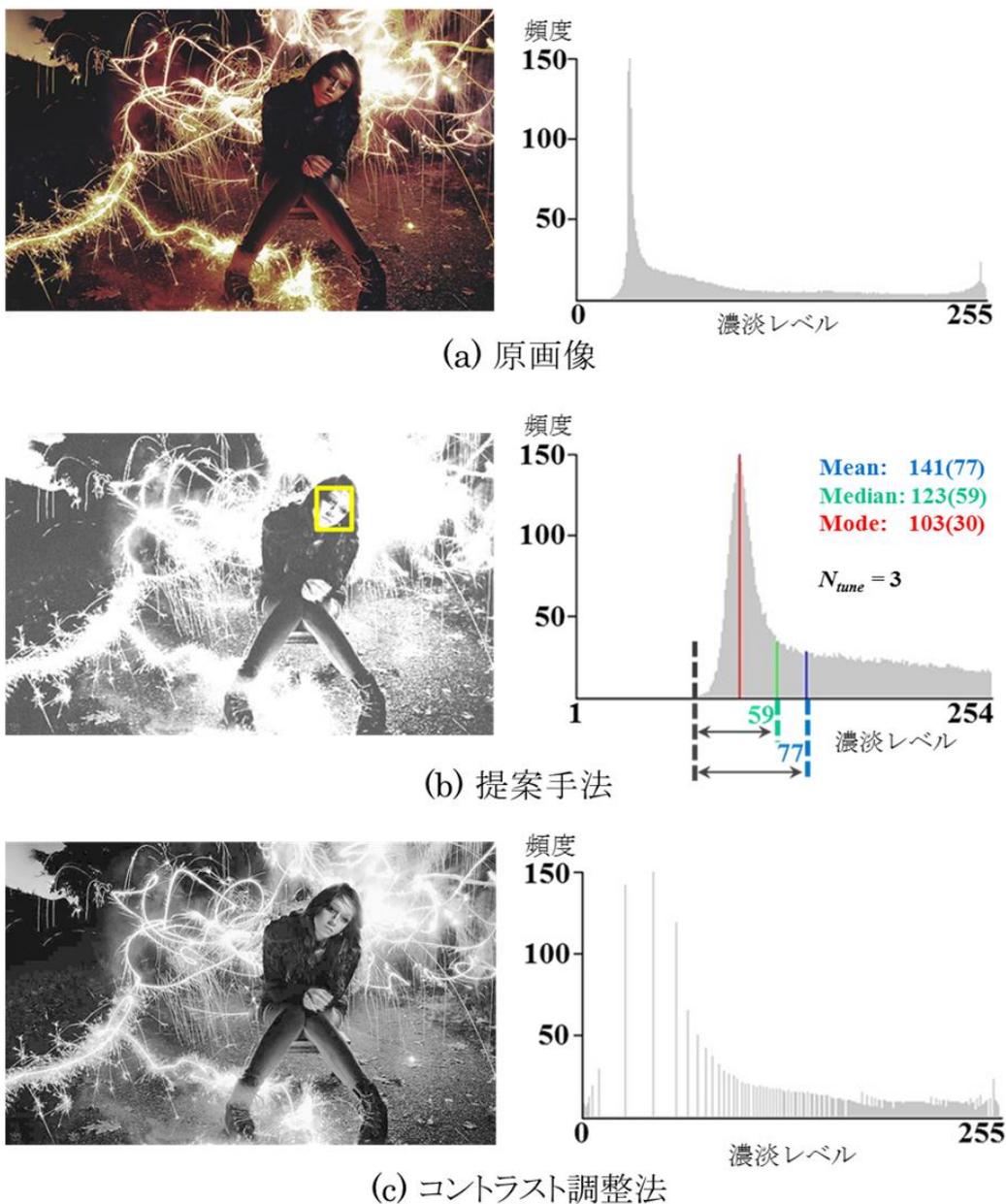


図 3.8 Case E

Case E の図 3.8(a)は，インターネット上の女性の原画像で，背景に極端な明るさのイルミネーションがある 512×318 ピクセルの JPEG 画像である．図(b)の提案手法は $N_{tune}=3$ のとき，Mean, Median は共に条件式よりも大きな値をとったが，顔検出できた．ヒストグラムの画素数が 0 であった階調値を除き，中央のヒストグラムに示すように，立ち上がりから距離を測ると Mean=77, Median=59 で条件式を満たす．OpenCV では顔検出できなかった．

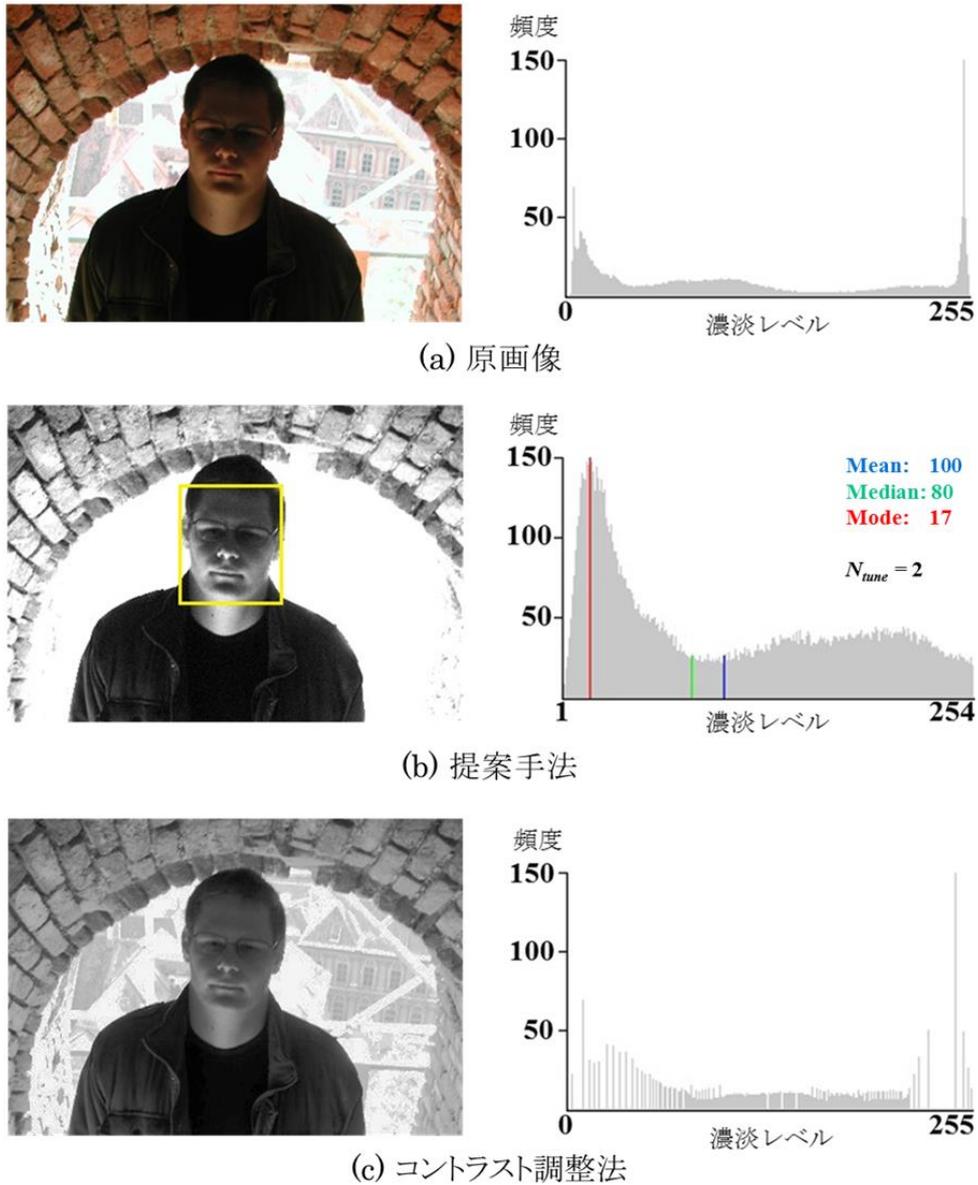
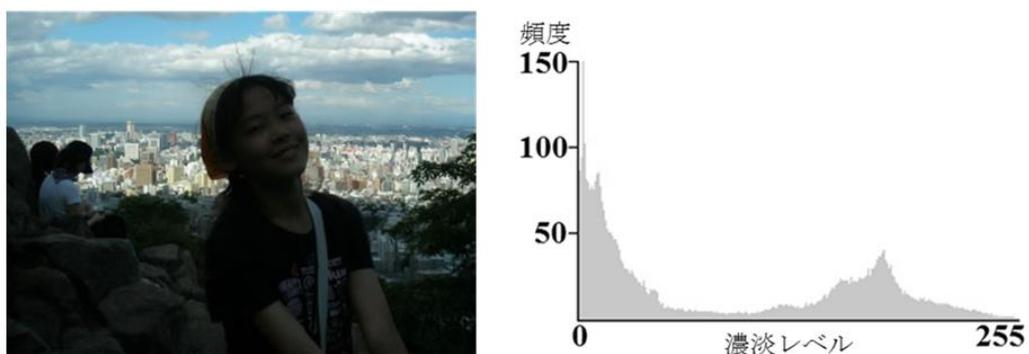
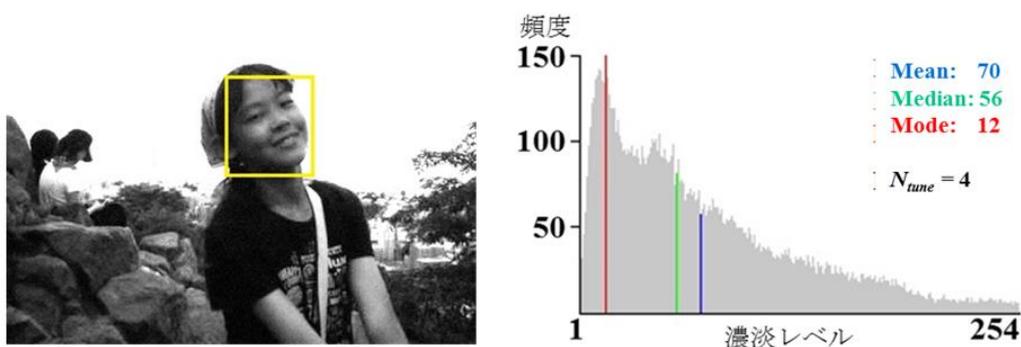


図 3.9 Case F

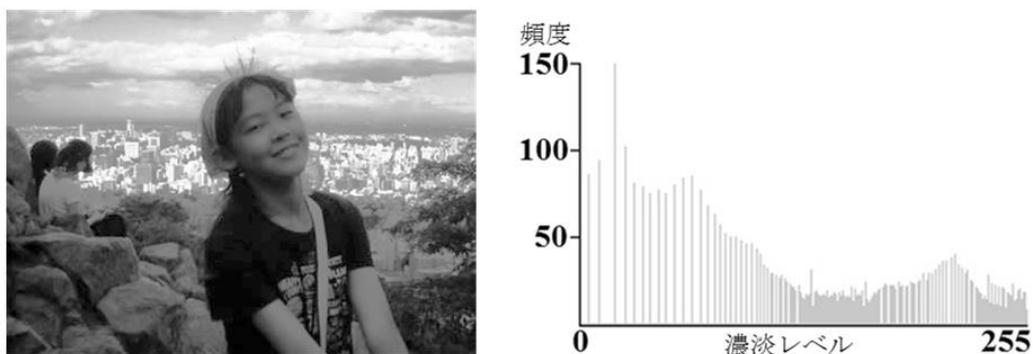
Case F の図 3.9(a)は、INRIA Person Dataset[3-2]の逆光状態のトンネル内で撮影された 512×359 ピクセルの JPEG 画像である。図(b)の提案手法は $N_{tune}=2$ のとき Mean=100, Median=80 で顔検出した。 $N_{tune}=1$ のときも Mean=109, Median=91 で条件式は満たしていたが、検出はできなかった。原画像のヒストグラムの分布の傾向から 255 付近の階調値が一番高い場合は、条件式を満たしていても顔を検出できない可能性があり、 N_{tune} をオートチューニングするのが難しいケースである。このケースは、OpenCV では顔検出できなかった。



(a) 原画像



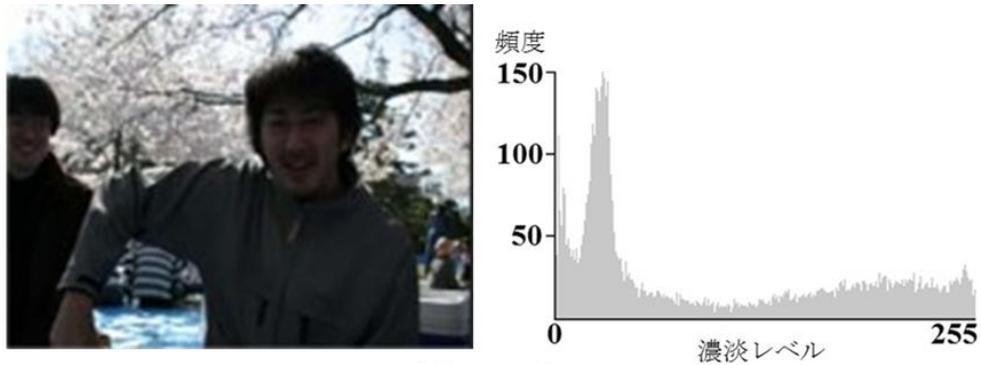
(b) 提案手法



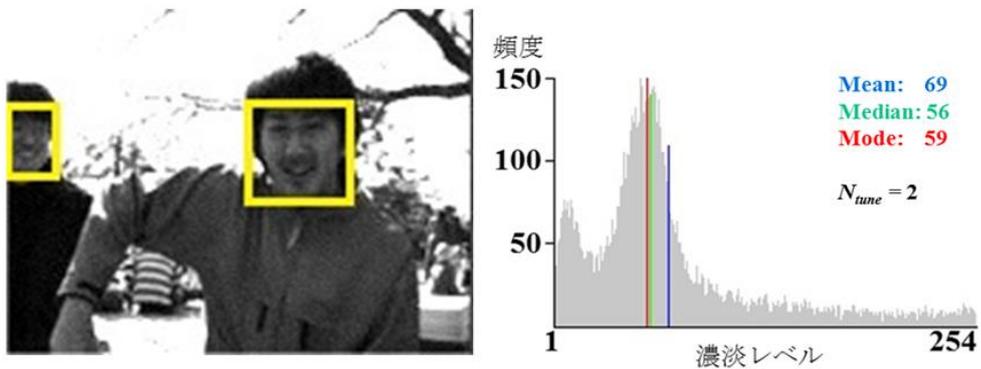
(c) コントラスト調整法

図 3.10 Case G

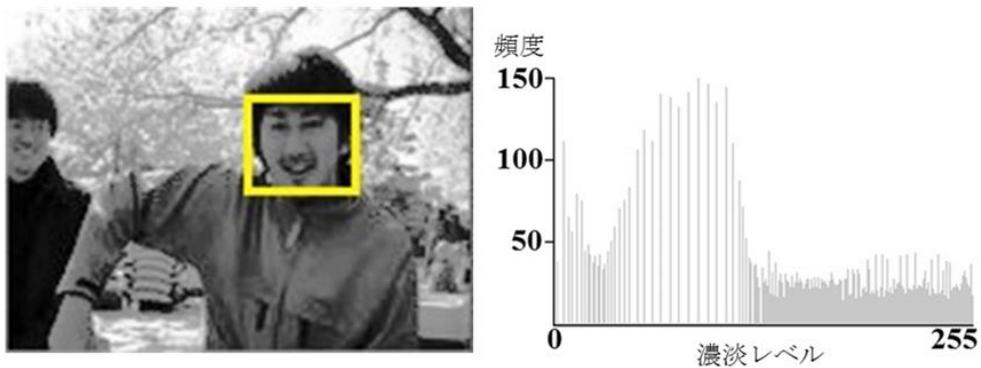
Case G の図 3.10(a)は、インターネットからの逆光の 512×379 ピクセルの JPEG 画像である。図(b)の提案手法は $N_{tune}=4$ のときに、Mean, Median ともに条件式を満たし、Lamsal 法により顔を検出したが、OpenCV の V-J 法では検出できなかった。(c)コントラスト調整法は、画像全体が明暗差の少なくぼやけているため、どちらの顔検出器でも顔検出できなかった。



(a) 原画像



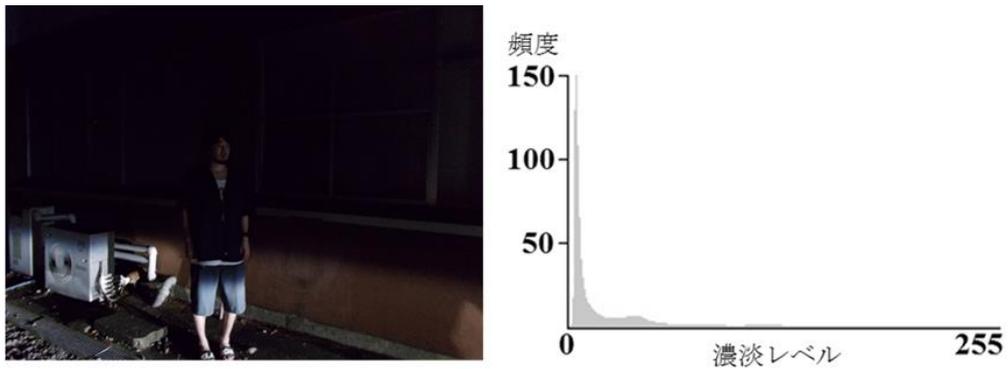
(b) 提案手法



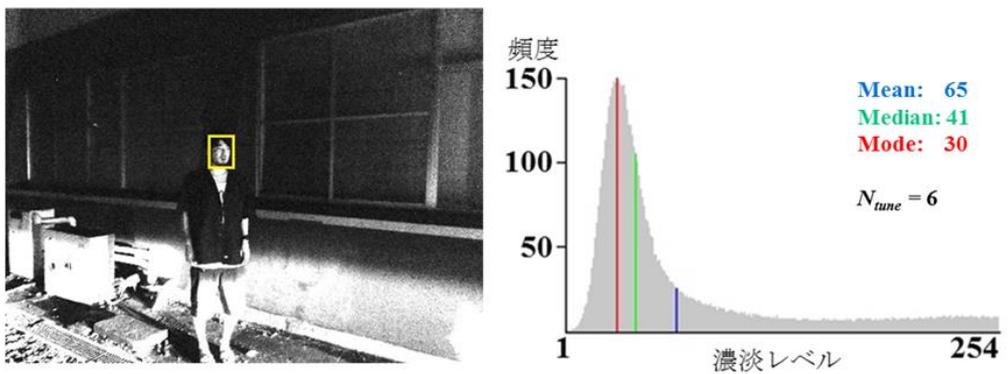
(c) コントラスト調整法

図 3.11 Case H

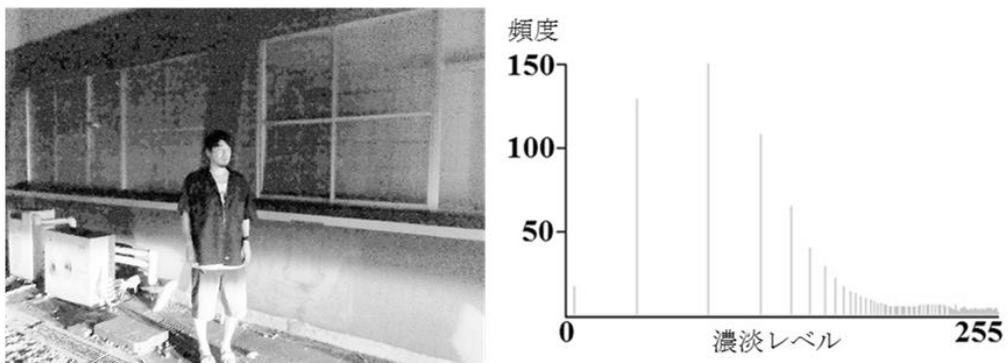
Case H の図 3.11(a)は、インターネット上の男性 2 人の 512×381 ピクセルの JPEG 画像画像である。図(b)の提案手法は $N_{tune}=2$ のときに、Mean, Median とともに条件式を満たし、Lamsal 法で 2 人の顔を検出した。(c)コントラスト調整法では中央の男性のみ検出でき、もう 1 人は顔の特徴が少ないため、Lamsal 法と OpenCV の V-J 法の両社で中央の男性のみ顔検出できた。



(a) 原画像



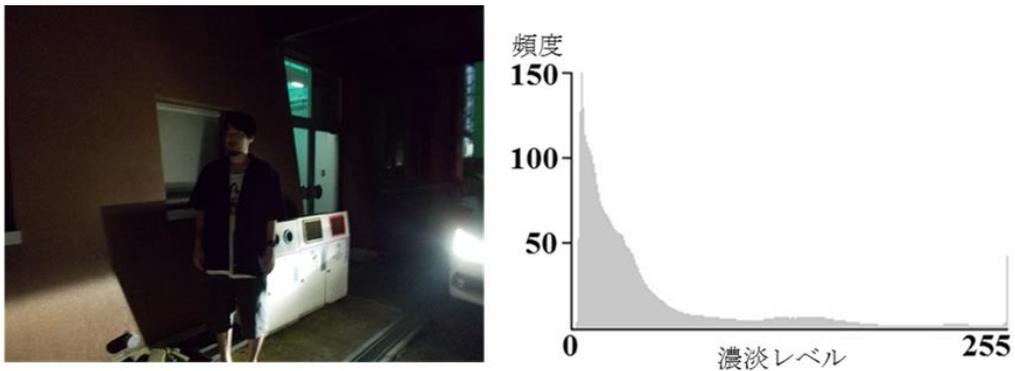
(b) 提案手法



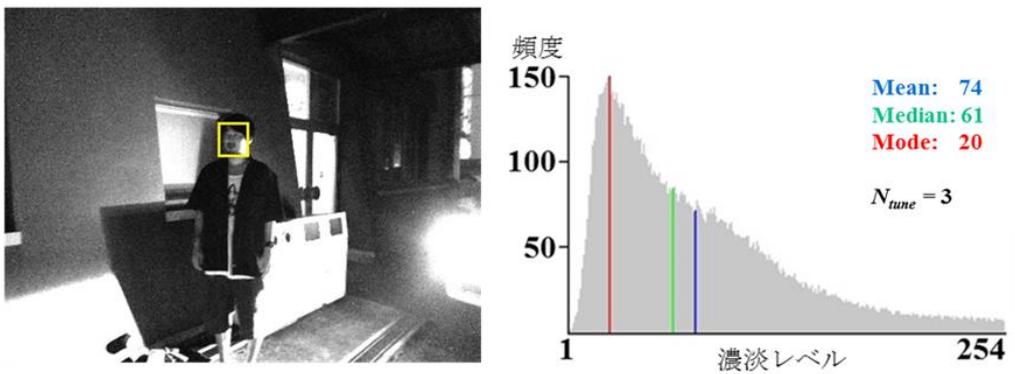
(c) コントラスト調整法

図 3.12 Case I

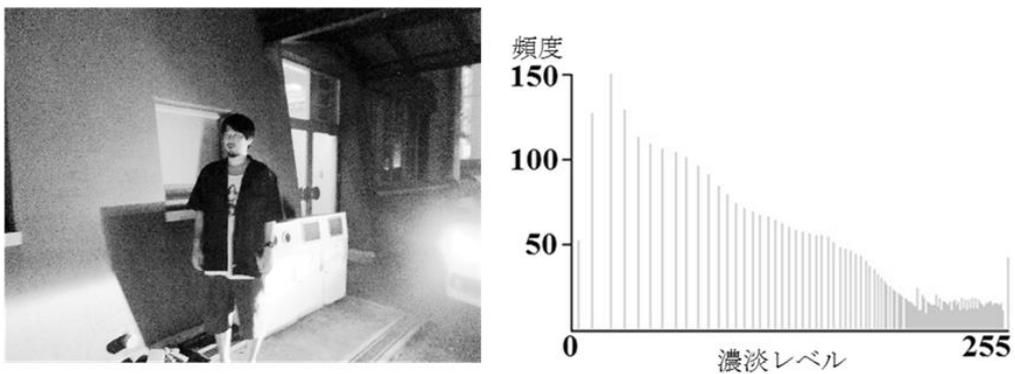
Case I の図 3.12(a)は、前方より人体の下部に光の当たったハレーションの 512×384 ピクセルの JPEG 画像である。図(b)の提案手法は $N_{tune}=6$ のときに Mean=65, で条件式を満たし、Lamsal 法により顔検出できた。OpenCV の V-J 法では顔を誤検出した。(c)コントラスト調整法では、顔の明暗差が消えてしまい顔を検出できなかった。



(a) 原画像



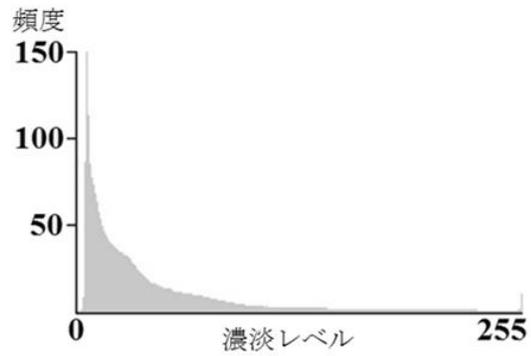
(b) 提案手法



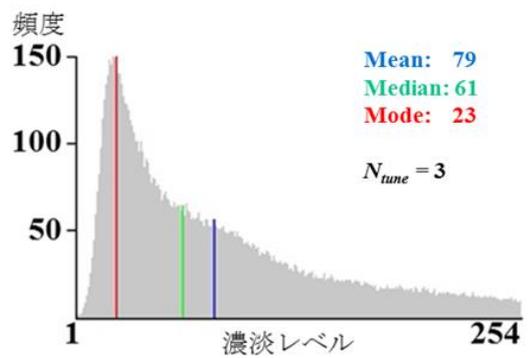
(c) コントラスト調整法

図 3.13 Case J

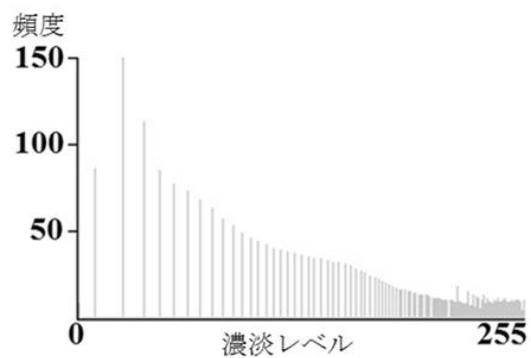
Case J の図 3.13(a)は、背後からヘッドライトが当たったハレーションの 512×384 ピクセルの JPEG 画像である。図(b)の提案手法は $N_{tune}=3$ のときに、Mean, Median とともに条件式を満たし、Lamsal 法と V-J 法の両方で顔検出できた。 (c)コントラスト調整法では、顔の全体の明暗差が少ないため検出できなかった。



(a) 原画像



(b) 提案手法



(c) コントラスト調整法

図 3.14 Case K

Case K の図 3.14(a)は、Case J の別角度から撮ったハレーションの 512×384 ピクセルの JPEG 画像である。図(b)の提案手法は $N_{tune}=3$ のときに、Median のみ条件式を満たし、Lamsal 法と V-J 法により顔検出できた。このケースでも(c) コントラスト調整法では、顔の特徴が消えてしまい Lamsal 法でも顔検出できなかった。

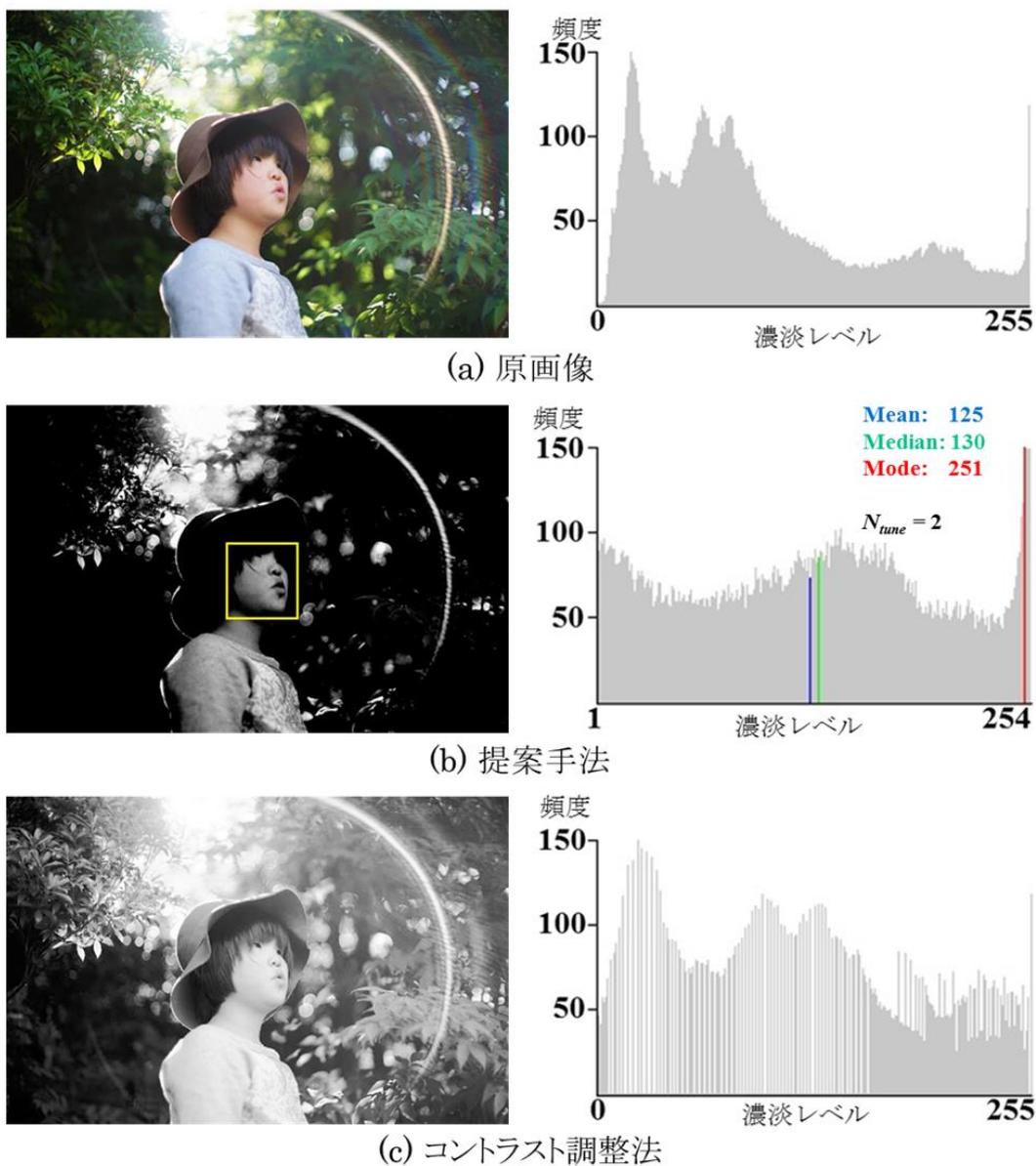


図 3.15 Case L

Case L の図 3.15(a)は、インターネットからのフレアーの 512×335 ピクセルの JPEG 画像である。提案手法で Lamsal 顔検出器を用いた場合、図(b)の提案手法は $N_{tune}=1$ のとき Mean=93, Median=78 で条件式は満たしていたが、顔検出はできなかった。 $N_{tune}=2$ のときに Lamsal 法により顔検出できた。明暗差が少ないため、コントラスト調整法と OpenCV の V-J 法では顔検出できなかった。



提案手法

コントラスト調整法

図 3.16 実験結果の拡大図

図 3.16 には提案手法とコントラスト調整法の実験結果を拡大したものである。一見するとコントラスト調整法の法がとく強調されているように思うが、実験で用いている顔検出は明暗差の特徴量から顔であることを判定するシステムである。コントラスト調整法は全体が白っぽくぼやけているのに対し、提案手法は明暗差が強調されている。これはコントラスト調整法のヒストグラムから分かるように、階調値が飛んでしまい必要な情報が欠けている。提案手法のヒストグラムでは階調の間を補間することができ、必要な情報を表現できるようになり明

暗差がはっきりしたため、正確に顔を検出できたと考えられる。

Case E では、ヒストグラムの立ち上がりから Mean, Median までの距離を測ることで条件式を満たすような特殊なケースがあることを示した。Case F のような画像が全体的に明るい場合な SR により白色に強調されてしまい背景などの情報が消えてしまう可能性を示した。

Case A~C の原画像は、民生用のデジタルカメラを使用して撮影したものである。Case D と E の人物には、実験に使用する旨の了解を得ている。採用した画像は、原画像からは顔検出できず、いずれも検出対象を簡単に判別できない厳しい撮影環境で得られたものである。例に挙げた 12 ケースの処理時間はすべて 100ms 前後であった。提案手法で 1 ケースあたり多くても 100ms として、毎秒 10 フレームは処理できる。動画も 1 秒あたり 30 フレームほどの静止画の連続なので、物体の移動速度が著しく速くなければ、本手法は動画にも適用可能と考えられる。

OpenCV に用意されている顔検出パッケージで試した例を示すと、図 3.17 の検出例のように細かなエラーの検出が多く、顔検出できないケースが多かった。Lamsal らの検出法は“Viola Jones Face detector”を基盤に改良を加えた手法であり、OpenCV よりも検出率が高いため、本研究の実験で主に使用した。



図 3.17 OpenCV(V-J法)での顔検出結果

本章では、顔検出を評価対象として画像強調を考えている。このため、顔をクリアにすると背景の物体等が白色に強調される傾向にある。原画像上で強調したい部分（本研究では顔）が暗ければ、提案手法により、その部分の画像強調がしやすくなると言える。画像中の顔が背景と比べて明るい場合は、本手法を適用する前にあらかじめ原画像のグレースケール画像の階調値を反転させることで、本手法を適用した際に顔検出する可能性が上がる。その例を図 3.18 に示す。図の(a)は、夜間にライトで照らされた人物が写った 512×372 ピクセルの JPEG 画像で、階調値を反転することで図(b)の提案手法では、顔検出が可能になった。

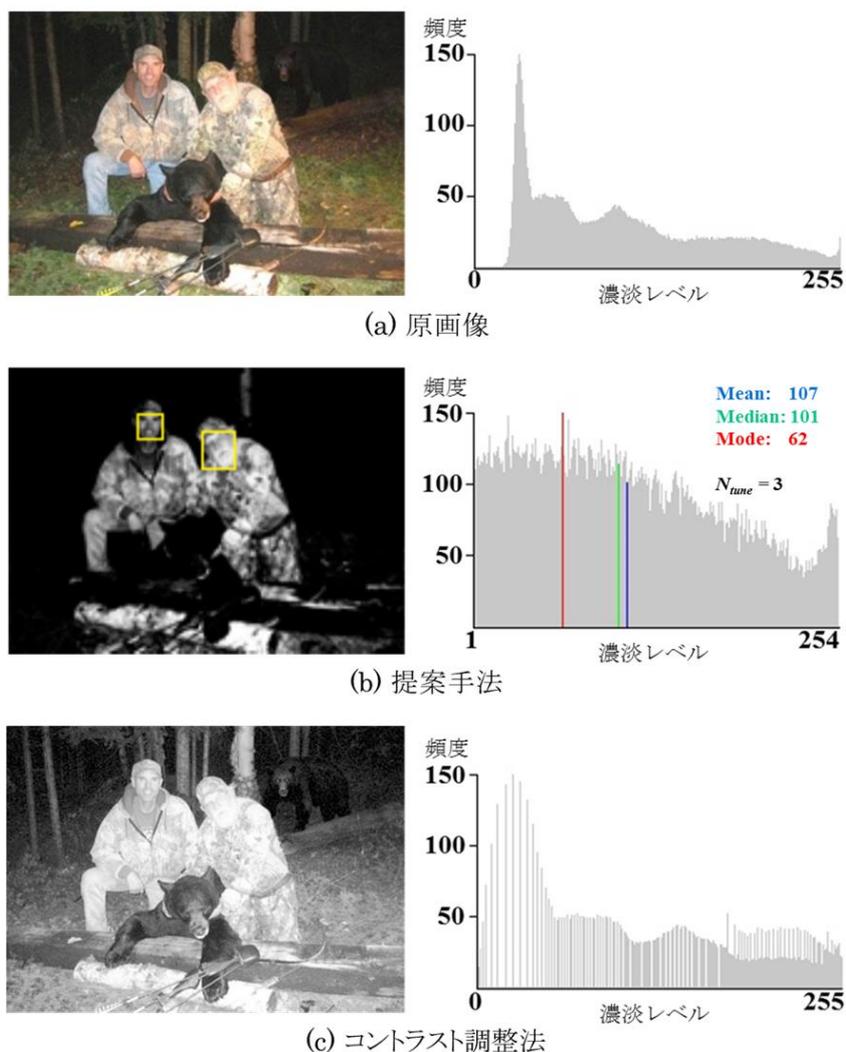


図 3.18 特殊なケース

もう1つの比較対象の人体検出器については OpenCV の人体検出パッケージのみになったが、顔検出と同じように実験を行った。ライトを持った人物を撮影した 512×384 ピクセルの JPEG 画像の結果を図 3.19 に示す。図の(a)は、暗い室内で撮影された人物を撮影した画像である。SR による提案手法では画像に対しては、顔のみを正確に検出した。一方で、コントラスト調整では図 3.19 に示すように顔以外の位置に大量の誤検出が発生した。

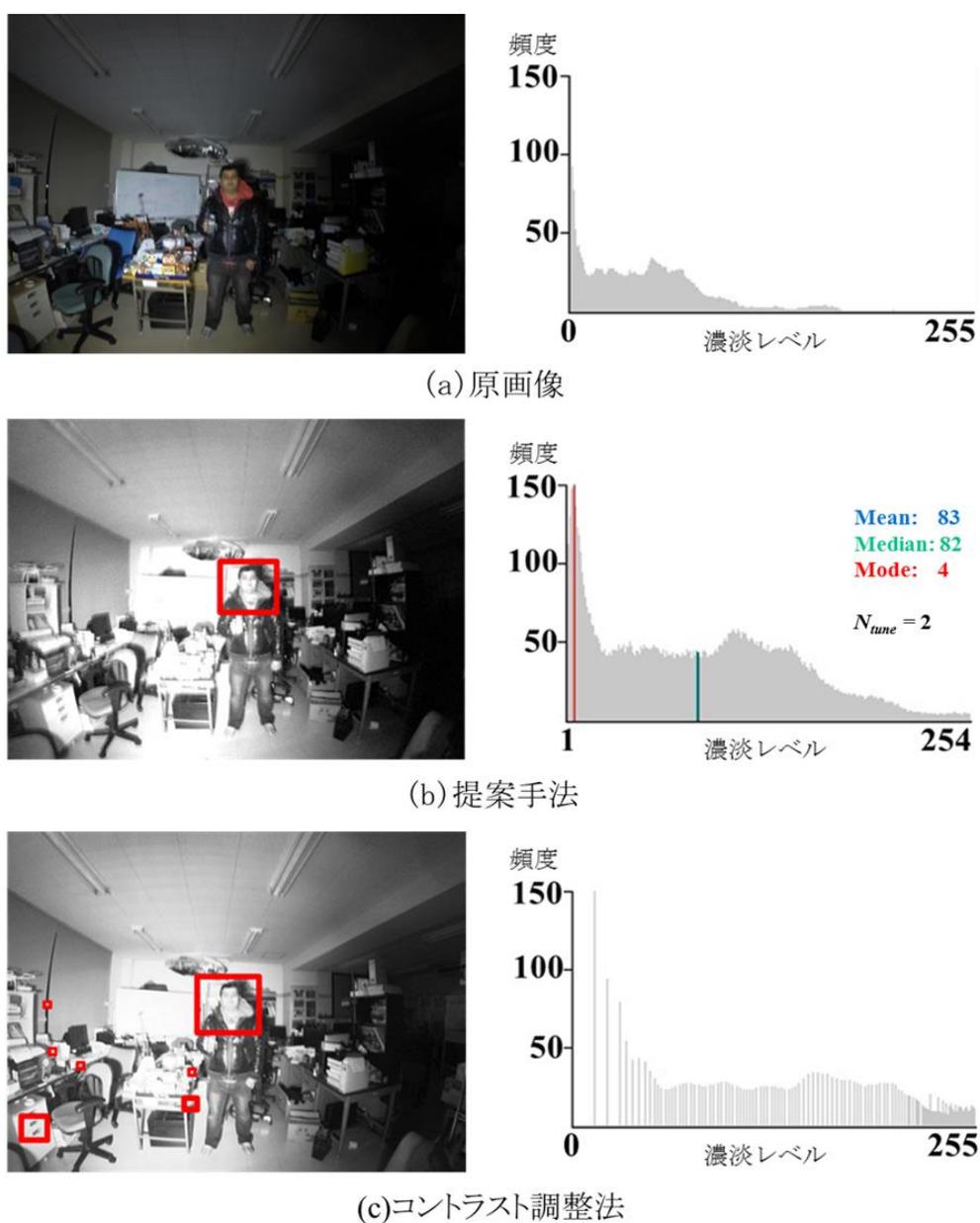


図 3.19 人体検出の実験

3.4 SRに基づく提案手法の評価

顔検出の結果を表 3.1 に示す. 提案手法を用い, Lamsal 法で顔検出した場合, ◎印は 12 例中 10 例が検出でき, 不可は 2 例であり, 80%以上の検出率である. 提案手法と V-J 法の組み合わせでは, 検出率はかなり劣る. 12 例の中で○印の Case F と Case L については, 図 3.1 の条件式に当てはまらないが, マニュアルにより Lamsal 法を繰り返しの都度適用することで顔検出できる Ntune を探索した.

また, コントラスト調整では, どちらの顔検出器を用いても, 過剰検出や検出不足が生じ, 正確な顔検出が難しいことがわかる. コントラスト調整では, 顔以外の場所の誤検出や検出不足などが発生した. それに対して提案手法は, 正確な顔検出を可能にしている. これは, コントラスト調整法はヒストグラムの幅を広げて濃度を変換する処理であるため, ヒストグラムの階調値の間を連続的に補間できていない. しかし, 提案手法のヒストグラムでは連続性のあるデータに補間されているため, より明暗を強調した結果が得られる. 顔検出は明暗差から顔の特徴パターンを検出する方法であるため, 提案手法が有効であると考えられる.

人体検出は, OpenCV の人体検出の 1 種類ではあるが, 提案手法をコントラスト調整法と比較した. 結果を表 3.2 に示す. 提案アルゴリズムはコントラスト調整に比べ, 検出率の向上や過検出・検出不足を改善が見られた. このことから SR は人体検出率の向上にも効果があることが分かる.

表 3.1 顔検出の結果

Photographing conditions	Case #	Proposed algorithm using SR		Contrast adjustment method	
		Lamsal's face detector	V.J. Face detector (OpenCV)	Lamsal's face detector	V.J. Face detector (OpenCV)
dark & illumination variant	A	◎	△excess	×	×
dark	B	◎	◎	×	△excess
	C	◎	×	△excess	△excess
	D	◎	×	×	△excess
illumination variant	E	◎	×	×	×
back light	F	○	×	×	×
	G	◎	×	×	×
	H	◎	△shortage	△shortage	△shortage
halation	I	◎	×	×	×
	J	◎	◎	×	×
	K	◎	◎	×	×
flare or ghost	L	○	×	×	×

◎ : correct face detection and fulfilling exit condition of SR
 ○ : correct face detection but not fulfilling exit condition of SR
 △ : excess or shortage of face detection
 × : no face detection

表 3.2 人体検出の結果

Photographing conditions	Case #	Human body detection(OpenCV)	
		Proposed algorithm using SR	Contrast adjustment method
dark & illumination variant	A	×	×
dark	B	◎	△ excess
	C	◎	◎
	D	◎	△ excess
illumination variant	E	×	×
back light	F	◎	◎
	G	◎	△ excess
	H	△ shortage	△ shortage
halation	I	◎	△ excess
	J	△ excess	△ excess
	K	×	×
flare or ghost	L	×	×

◎ : correct detection and fulfilling exit condition of SR
 ○ : correct detection but not fulfilling exit condition of SR
 △ : excess or shortage of detection
 × : no detection

3.5 第3章のまとめ

本章では、画像強調向けに改良した SR を用いてオートチューニングする画像強調法を提案し、実験によりその有効性を検証した。顔検出を評価の基準に用いた実験とコントラスト調整法との比較から以下の結果が得られた。

- いくつかの厳しい照明条件下の静止画像での実験結果から、提案するオートチューニングシステムが機能することを確認した。
- 提案手法は、コントラスト調整法のようにヒストグラムを単純に引き伸ばすのとは違い、ヒストグラムを補間するため明暗差を強調することができる。「顔検出」のような明暗差での特徴検出方法には有効である。
- コントラスト調整法は対局的な強調法で画像全体が白っぽくぼやけてしまい局所的な強調には向かないが、提案手法は背景の情報が消失してしまうが、顔や人体といった局所的な物体の強調に有効である。
- コントラスト調整法との比較から、提案手法は検出エラーを低減させる可能性を示した。
- 提案アルゴリズムはコントラスト調整に比べ、検出率の向上や過検出・検出不足を改善がされた。このことから SR は人体検出の性能向上にも効果あると考えられる。
- 評価対象として顔以外の物体に注目する場合には、ほかに画像全体を評価するような方法を検討する必要がある。

第4章 SR に基づく提案手法に関する PQM を用いた画像強調品質の評価

4.1 はじめに

前章までに、SR を用いた提案アルゴリズムについて顔検出器に焦点を当てて研究を行い、Lamsal 法[2-10]と V-J 法を用いて実験やコントラスト調整法との比較から、SR の有効性について明らかにした。

しかし、顔や人体といった特徴を捉える検出器での評価では、今後の SR を自動運転に関する開発[4-1]や MRI など人の目で見つけにくい病例の発見の補助[4-2]など様々な分野に応用していくためには、検出器ではなく画像全体の品質を客観的に評価する方法が必要である。

画像を評価するための様々な客観的に品質評価[4-3,4,5]する方法があるが、本論文では PQM(Perceptual Quality Metric)[4-6,7]に注目した。これは JPEG 画像のデータベースを用いて主観的評価実験を行い、その結果を客観的な品質測定モデルの訓練のために使用した非参照アルゴリズムである。計算やメモリ効率の向上を目指して Matlab で開発された[4-7]パッケージを使用した。

本章では提案手法を様々な方面で応用するための評価方法を検討するため、PQM による画像品質メトリックを用いて実験を行った。顔や人体の検出器を用いた実験と PQM の結果を比較し検証した。また、PQM の比較対象として顔検出以外に人体検出による実験も行った。この実験では OpenCV の人体検出器の 1 つである上半身を検出するものを用いた。顔や人体の検出器を用いた実験と PQM の結果を比較し、2 章並びに 3 章で述べた SR に基づく提案手法の有効性について検証した。

4.2 画像品質の評価法の分類

人間の感性から主観的に品質を評価する方法として、主観的評価値である平均オピニオン評点(MOS: Mean Opinion Score)が広く知られている[4-8]. これは複数の人に主観的な評価をしてもらい、それらを平均したものである. これに対して、客観的に画像品質を測定する手法は難しく多くの研究がなされている[4-3,4,5].

客観的な評価方法を大きく分けると完全参照と非参照アルゴリズムに分けられる[4-9]. 完全参照アルゴリズムは、画像処理や圧縮処理後の入力画像と処理前の原画像を参照して比較するアルゴリズムある. このアルゴリズムには、平均二乗誤差(MSE)やピーク S/N 比(PSNR)などがある[4-8,10].

MSE[4-10]は、画像の実際の画素値と理想の画素値の平均二乗誤差を測定する手法で、計算は簡単であるが人間の感性とは一致しない場合がある.

もう一方の PSNR[4-8]は、平均二乗誤差から導出され、原画像を取りうる最大の画素値との比を表し、MSE 同様に計算は簡単であるが、人間の感性と一致しない場合があるため、あくまで目安として扱うことが多い.

非参照アルゴリズムは、入力画像の統計的な特徴量と大規模な画像データベースによる学習済みモデルを比較する. このアルゴリズムには、Blind/Reference-less Image Spatial Quality Evaluator (BRISQUE) と Natural Image Quality Evaluator (NIQE) などがある[4-11,12].

BRISQUE[4-11]は、既知のノイズや圧縮の影響などで発生する画質の劣化についてデータベースで学習し、同じような劣化を持つ画像に限定されてしまうが品質評価に用いられている. 人間の感性と一致する.

また、NIQE[4-12]は原画像のデータベースから学習する手法であるが、劣化した画像の品質を測定することができる. NIQE は BRISQUE のように人間の感性とは相関しないというデータがある. しかし、どちらの非参照アルゴリズムも効率に計算ができ、完全参照アルゴリズムよりも主観的評価値と一致する.

PQM とは 2002 年に Zhou Wang ら[4-6,7]によって提案された、原画像を参

照しない非参照アルゴリズムの一つである。画像の品質を定量化するメトリックで計算効率がよく良好な品質測定が可能とされている。

PQM の開発は、人間は原画像と参照しなくとも劣化した画像を評価できるという観点から、参照画像が必要であり主観的評価値との相関性の低い PSNR を指標として、品質評価モデルを設計するのは適切ではないと判断し、データベースを用いた主観的実験結果からモデルを訓練している[4-6,7]。PQM は、1~10 段階評価で 10 を最高の品質、1 を最低の品質を表している。これは、主観評価値 MOS と比較してもより良い品質測定を可能にする。図 4.1 は、PQM と MOS との間に高い相関があることを示す一例である[4-6]。

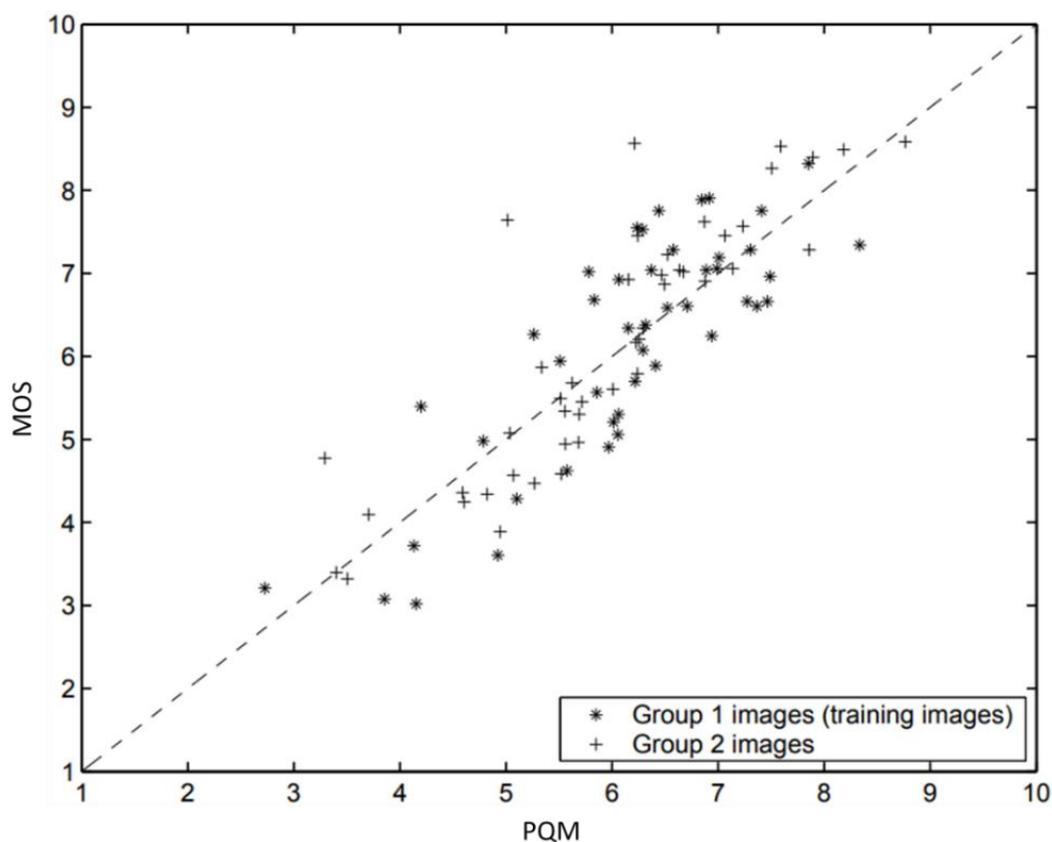
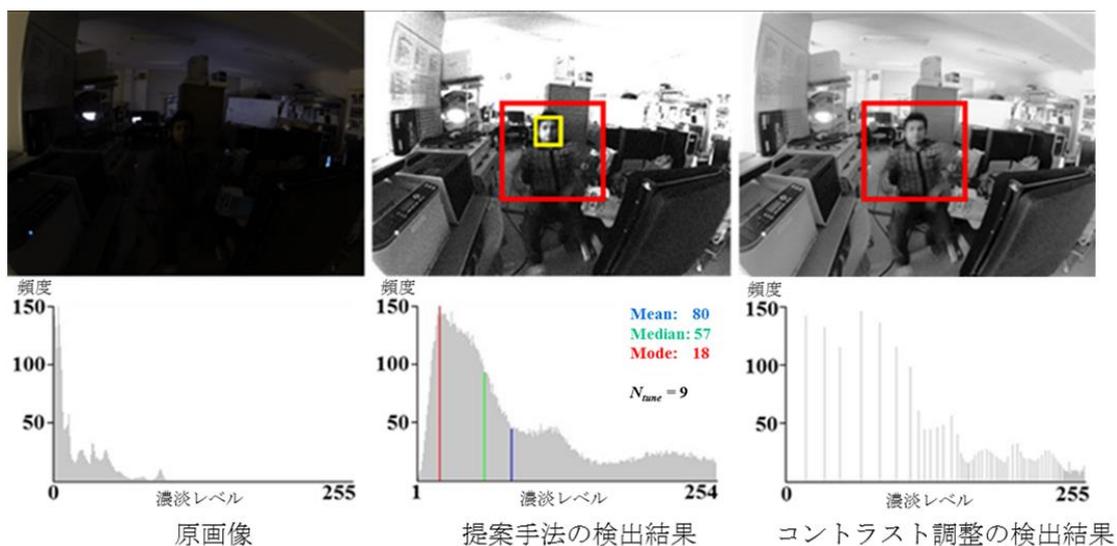


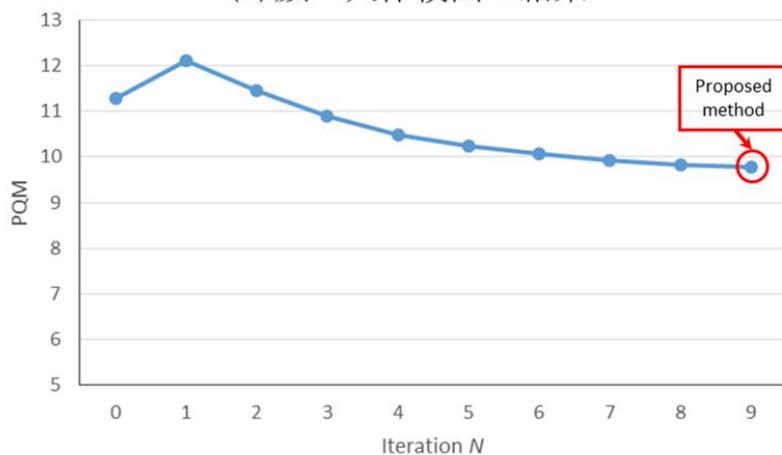
図 4.1 PQM と MOS の相関(引用[4-6])

4.3 PQM に関する実験

3章で扱ったSRを用いたオートチューニング画像強調法から得られた画像を用いてPQMの実験を行った。6ケースを例に挙げ、実験の結果を以下に示す。



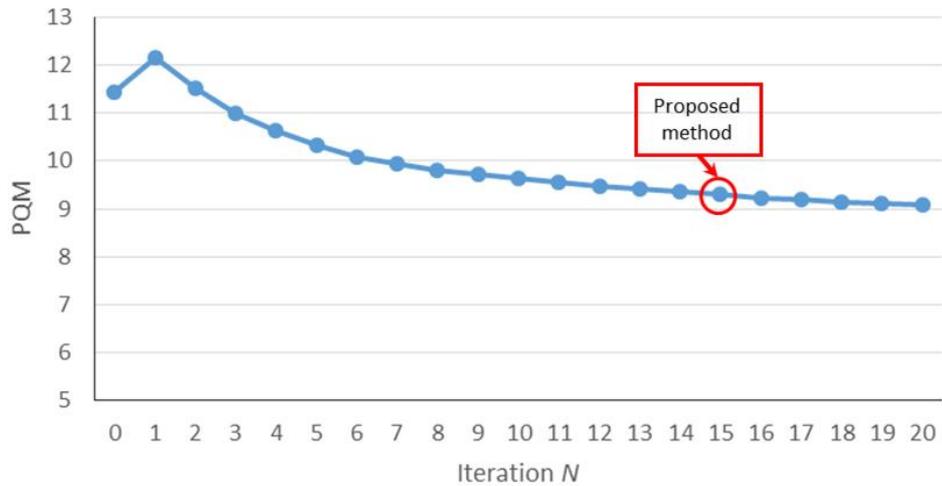
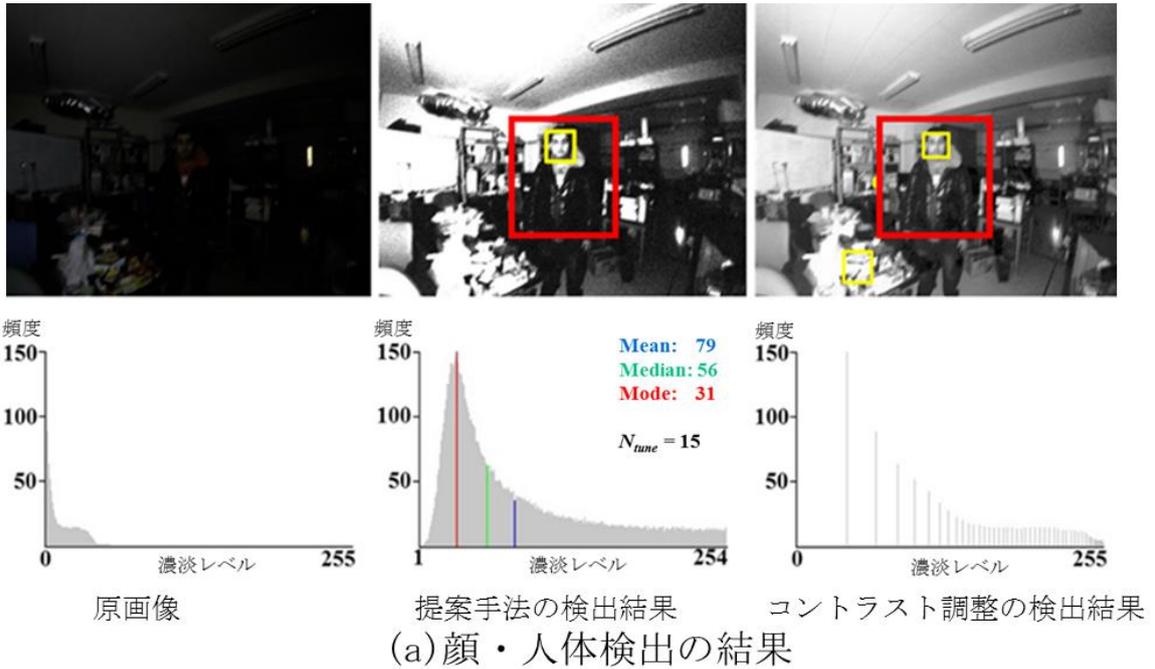
(a) 顔・人体検出の結果



(b) PQMの結果

図 4.2 Case B

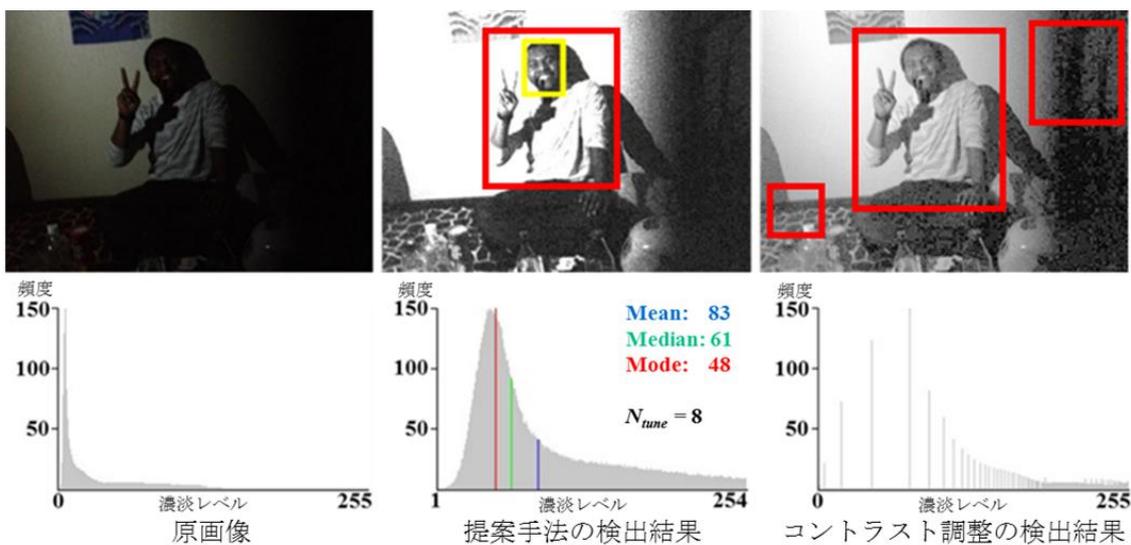
Case Bの実験結果を図4.2に示す。 $N_{tune}=6$ のとき、PQMの値は10に最も近かった。図(a)顔・人体は、 $N_{tune}=9$ のときにそれぞれ検出された。このとき、(b)のPQMは9.8であった。コントラスト調整では、人体のみ検出した。



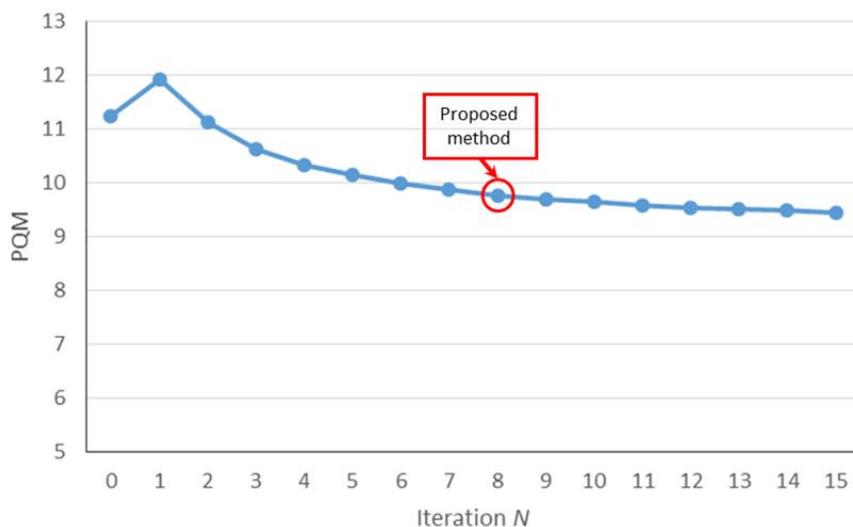
(b) PQMの結果

図 4.3 Case C

Case Cの実験結果を図 4.3 に示す. $N_{tune}=6$ のとき, PQM の値は 10 に最も近かった. 図(a)顔・人体は, $N_{tune}=15$ のときにそれぞれ検出された. このとき, (b)の PQM は 9.3 であった. コントラスト調整では, 顔・人体ともに検出したが細かな誤検出があった.



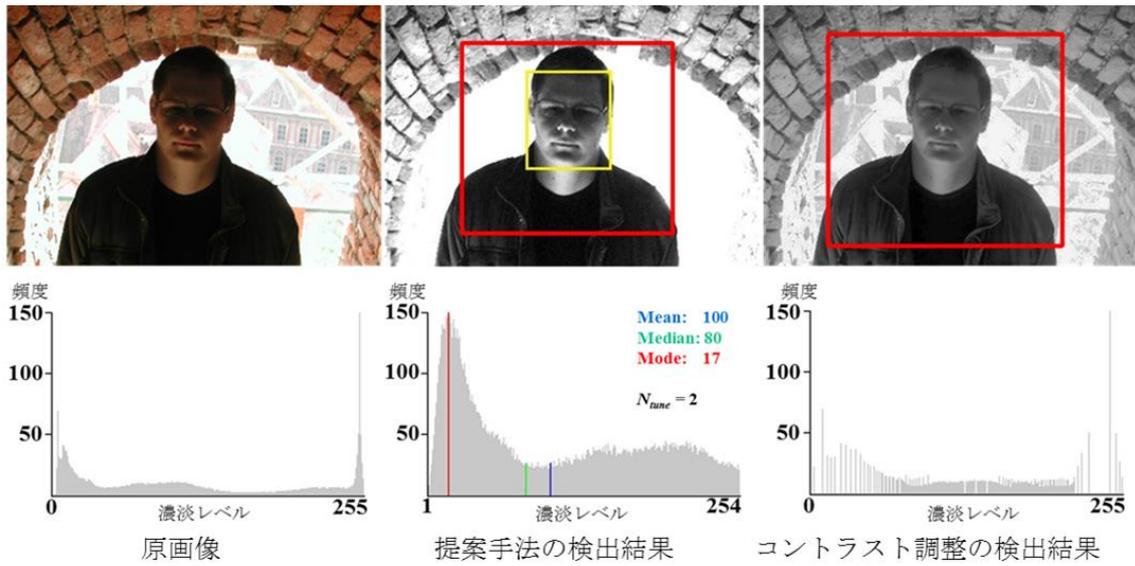
(a) 顔・人体検出の結果



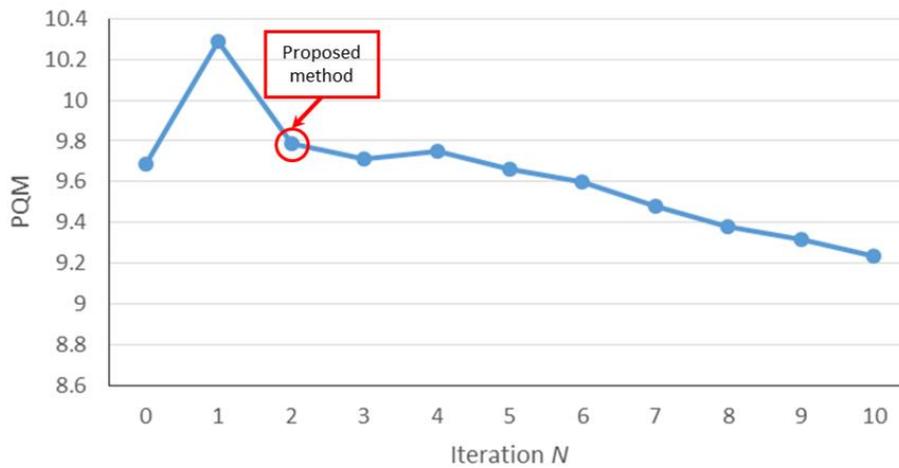
(b) PQMの結果

図 4.4 Case D

Case D の実験結果を図 4.4 に示す. $N_{tune}=5$ のとき, PQM の値は 10 に最も近かった. 図(a)顔・人体検出は, $N_{tune}=8$ のときにそれぞれ検出された. このとき, (b)の PQM は 9.8 であった. コントラスト調整では, 人体のみ検出したが誤検出があった.



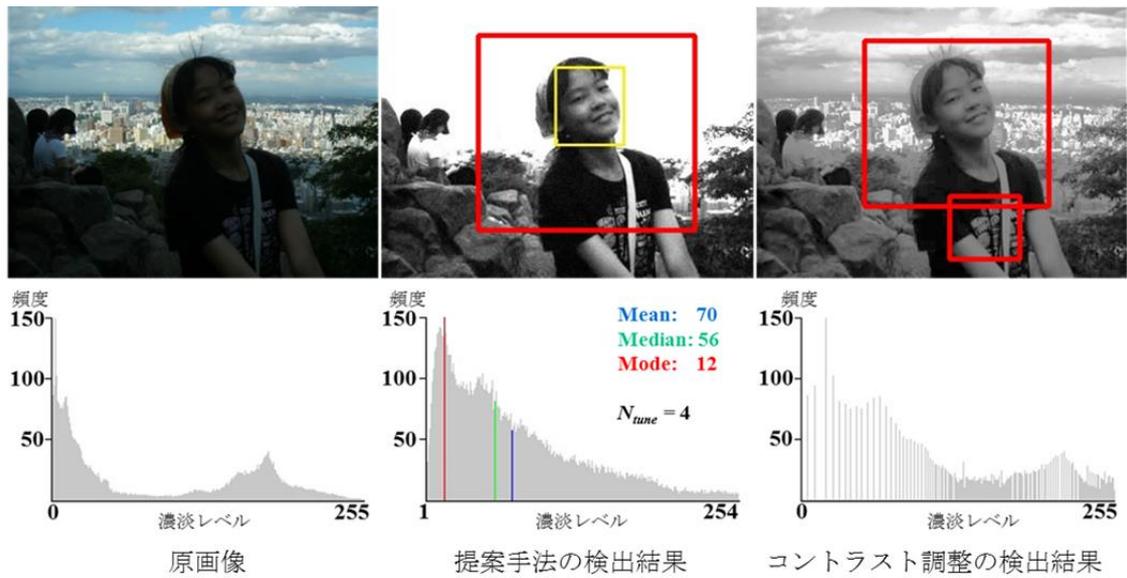
(a) 顔・人体検出の結果



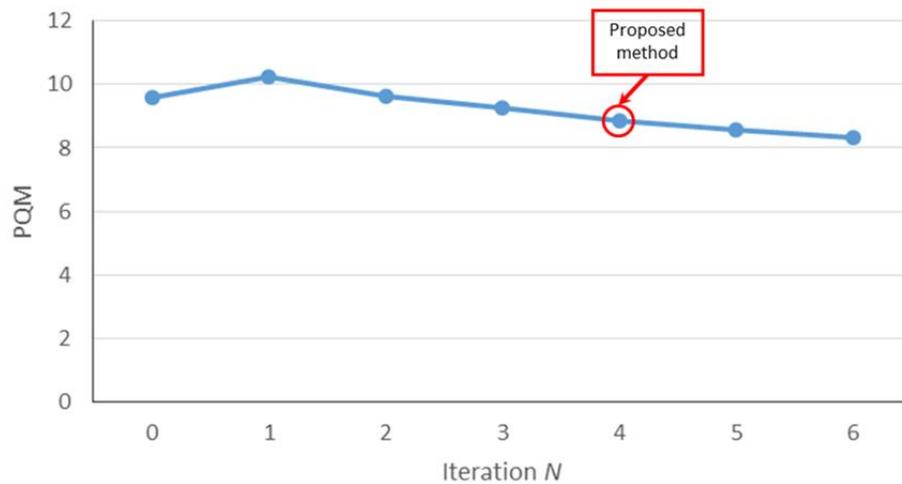
(b) PQMの結果

図 4.5 Case F

Case Fの実験結果を図 4.5 に示す. $N_{tune} = 2$ のとき, PQM の値は 10 に最も近く 9.8 であった. 図(a)顔・人体検出も, $N_{tune} = 2$ のときにそれぞれ検出された. Case F は検出結果と PQM の最適値が一致した. コントラスト調整では, 人体のみ検出した.



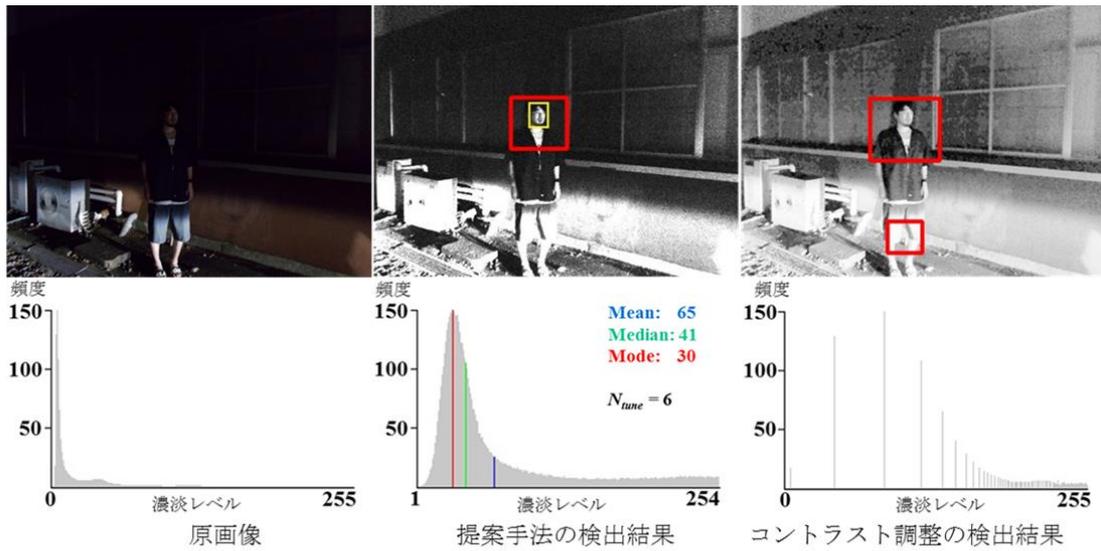
(a) 顔・人体検出の結果



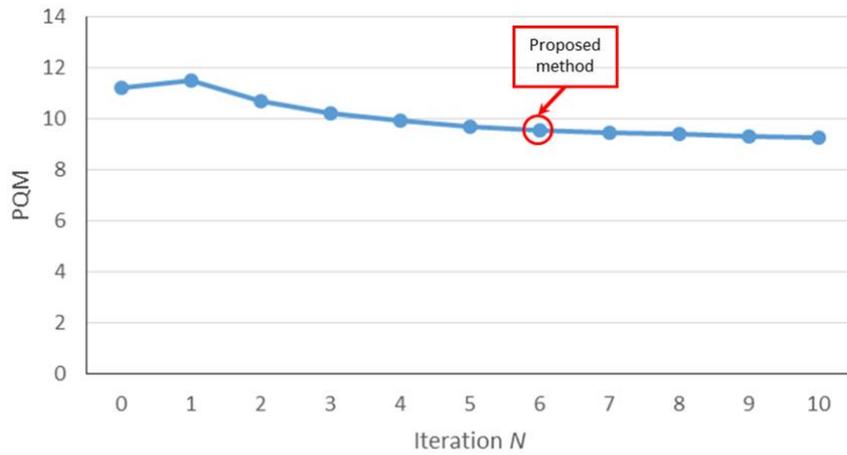
(b) PQMの結果

図 4.6 Case G

Case G の実験結果を図 4.6 に示す. $N_{tune}=1$ のとき, PQM の値は 10 に最も近かった. 図(a)顔・人体検出は, $N_{tune}=4$ のときにそれぞれ検出された. このとき, (b)の PQM は 8.9 で少し 10 から離れてしまった. コントラスト調整では, 人体のみ検出したが誤検出があった.



(a) 顔・人体検出の結果



(b) PQMの結果

図 4.7 Case I

Case Iの実験結果を図 4.7 に示す. $N_{tune} = 4$ のとき, PQM の値は 10 に最も近かった. 図(a)顔・人体検出は, $N_{tune} = 6$ のときにそれぞれ検出された. このとき, (b)の PQM は 9.8 であった. コントラスト調整では, 人体のみ検出したが誤検出があった.

4.4 PQM の実験に基づく提案手法の評価

顔や人体の検出器を用いた実験と PQM の結果を比較し、SR に基づく提案手法の有効性について明らかにした。PQM の実験では、12 ケース中の 5 ケースでは、提案手法の顔・人体が検出できた N と、PQM で最高品質とあると評価した結果と一致した。結果が一致しなかった 7 ケース中の 5 ケースは、PQM の評価値は 9.2~9.8 程度であり、最高品質 10 に対して許容範囲内にあると考えられる。よって 12 ケースうちの 10 ケースの 80%以上で、PQM では高品質であると評価できる。

PQM の評価値と大きく離れたケースは、Case A の 8.7、Case E の 8.8 であった。PQM の評価値では、Case A は加算回数 $N_{tune}=2$ 、Case E は $N_{tune}=6$ のときであった。この加算回数ではどちらのケースも顔・人体検出できなかった。

4.5 第 4 章のまとめ

SR による提案手法が顔検出以外の検出にも応用できるか検証するため、上半身を検出する「人体検出」を使った実験も行った。また、顔と人体以外の対象の検出に SR が有効であるか評価するため、画像の包括的な評価法として PQM を採用した。PQM の結果を顔や人体の検出器を用いた実験と比較し実用性があるか検証した。

- 12 ケースのうち 5 ケースでは、提案手法の顔・人体が検出できた N が PQM の結果と一致した。
- 一致しない 7 ケース中の 5 ケースは PQM の評価値は 9.2~9.7 程度であり、最高品質 10 に対して許容範囲内にあると考えられる。
- PQM は画像を全体的に評価し、顔・人体の特徴検出は画像の局所的に評価する。12 ケースうちの 10 ケースの 80%以上で、PQM では高品質であると評価された。車体などの様々な物体検出の際も、提案手法が役に立つと推測できる。

第5章 結論

本論文では、SR による厳しい照明環境下の画像強調法に関する研究から、オートチューニングシステムの開発を行い、その有効性について明らかにした。本研究で得られた成果について、以下に示す。

(1) SR を用いた基本的な画像強調アルゴリズムの提案をし、顔検出を使用した実験を行い、有効性について検証した。

- 予備実験は、独自で集めた「厳しい撮影条件の画像」の画像数は総計 80 枚以上を用いて行い、成功率は 80%以上であった。
- 提案する SR を用いた画像強調アルゴリズムでは、コントラスト調整では顔検出ができなかった、画像について顔検出することができた。
- 本章の一連の実験から、ノイズ強度 3、閾値 0 が最適な組み合わせと判断した。
- 最も速い処理時間は、32ms であった。N_tune が多くなると処理時間がかかるが、N_tune=19 のときでも 92ms であるのでシステムに負荷をかけないと考えられる。
- オートチューニングのための Mean, Median の条件式を実験的に提案した。

(2) SR を用いてオートチューニングする画像強調法を提案し、実験によりその有効性を検証した。以下の結果が得られた。

- いくつかの厳しい照明条件下の静止画像での実験結果から、提案するオートチューニングシステムが機能することを確認した。
- 提案の手法は、コントラスト調整法のようにヒストグラムを単純に引き伸ばすのとは違い、ヒストグラムを補間するため明暗差を強調することができる。「顔検出」のような明暗差での特徴検出方法には有効である。
- コントラスト調整法は対局的な強調法で画像全体が白っぽくぼやけてしまい局所的な強調には向かないが、提案手法は背景の情報が消失してしまうが、顔や人体といった局所的な物体の強調に有効である。

- コントラスト調整法との比較から、提案の手法は検出エラーを低減させる可能性を示した。
 - 提案アルゴリズムはコントラスト調整に比べ、検出率の向上や過検出・検出不足を改善がされた。このことから SR は人体検出の性能向上にも効果あると考えられる。
- (3) 画像の包括的な評価法として PQM を採用した。PQM の結果を顔や人体の検出器を用いた実験と比較し実用性があるか検証した。
- 12 ケースのうち 5 ケースでは、提案手法の顔・人体が検出できた N が PQM の結果と一致した。
 - 一致しない 7 ケース中の 5 ケースは PQM の評価値は 9.2~9.7 程度であり、最高品質 10 に対して許容範囲内にあると考えられる。
 - PQM は画像を全体的に評価し、顔・人体の特徴検出は画像の局所的に評価する。12 ケースうちの 10 ケースの 80%以上で、PQM では高品質であると評価された。車体などの様々な物体検出の際も、提案手法が役に立つと推測できる。

本研究は防犯、自動運転車などの安全性向上、医療画像解析分野や建設分野など様々な分野での貢献が期待される。それも低コストのデジタルカメラから得た画像から、検出を可能にする技術を提案している。提案手法は静止画像で開発をしたが、動画は 1 秒あたり 30 フレームほどの静止画像の連続であるため、本研究の提案手法は動画にも適用可能であると考えられる。実験を通して提案手法で 1 ケースあたりの処理時間は約 100ms で、毎秒 10 フレームは処理できる。動画では数フレームに 1 回処理した場合、物体の移動速度が著しく速くなければ、動画でも実行可能であると考えられる。また、機械学習などデータの特徴を捉える方法では、コントラスト調整法のような画像全体を強調するような手法よりも、局所的に強調できる提案手法のほうが有効である。自動運転の夜間での走行の補助など様々な分野で応用する際には、応用する分野に特有の環境に合わせた提案手法のさらに詳細なチューニングが必要である。

謝辞

本研究を進めるにあたり，指導教授として適切な指導を賜りました指導教授の足利大学工学部の山城光雄教授に深く感謝いたします。また，本論文の作成にあたり有益な助言，御教示を賜りました足利大学工学部の荘司和男教授，安藤康高教授，櫻井康雄教授に深く感謝いたします。

学部および大学院の在学中に，多大な助言を賜りました足利大学工学部の松本直文教授に深く感謝いたします。

最後に足利大学工学部の教職員の皆さま，足利大学松本研究室の皆さまにも深く感謝いたします。

参考文献

第 1 章

- [1-1] 于子涵, ノイズとヘイズを除去する画像強調, 九州大学学術情報リポジトリ,九州大学,博士学位論文, pp.4-10, 2015.
- [1-2] ImageProcessingPlace.com, "Standard" test images,
<http://www.imageprocessingplace.com/index.htm>
- [1-3] 田中 豪, 末竹 規哲, 内野 英治, 多重スケール平滑化に基づいた画像強調法, 第 24 回ファジィシステムシンポジウム ,大阪, 2008.
- [1-4] 千葉 怜那, 李鎔 範, 蔡 篤儀, エントロピーに基づく適応型近傍コントラスト強調法の改良, 日本放射線技術学会雑誌, 61 巻, 2 号, pp.268-276, 2005.
- [1-5] E. Simonotto, M. Riani, S. Charles, M. Roberts, J. Twitty and F. Moss, Visual perception of stochastic resonance, Phys. Rev. Lett., vol.78, no.6, pp.1186-1189, 1997.
- [1-6] 末田 大和, 服部 稔, 澤田 紘幸, 恵木 浩之, 大段 秀樹, 上田 淳, 辻敏夫, 栗田 雄一, 確率共鳴を利用した触知覚感度向上効果を有する低侵襲手術用把持鉗子, 日本ロボット学会誌, 32 巻, 6 号, pp.1121-1128, 2014.
- [1-7] R. Chouhan, R. K. Iha and P. K. Biswas, Wavelet-based contrast enhancement of dark images using dynamic stochastic resonance, ICVGIP'12, Mumbai, India, 2012.
- [1-8] Rajlaxmi Chouhan, C.Pradeep Kumar, Rawnak Kumar and Rajib Kumar Jha, Contrast Enhancement of Dark Images using Stochastic Resonance in Wavelet Domain, International Journal of Machine Learning and Computing, vol.2, no.5, 2012.
- [1-9] R. K. Jha and R. Chouhan, Noise-induced contrast enhancement

using stochastic resonance on singular values, SIViP 8:pp.339-347, 2014.

- [1-10] Y. Tadokoro, S. Kasai, A. Ichiki, and H. Tanaka, Design Framework of Image Sensor System Based on Dynamic Range Extension by Adding Noise for Saturated Conditions, IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics: Systems, vol.46, pp.1121-1128, 2016.

第 2 章

- [2-1] N. Kojima, B. Lamsal and N. Matsumoto, An adaptive tuning stochastic resonance approach for image enhancement on illumination variant images, Journal of the Institute of Industrial Applications Engineers vol.5, no.1, pp.1-8, 2017.
- [2-2] 小島 範子, 松本 直文, 山城 光雄, 確率共鳴を用いた厳しい照明条件下での画像強調法, LIFE2017, お茶の水女子大, 2017.
- [2-3] B. Lamsal, N. Kojima and N. Matsumoto, Impact of the stochastic resonance on dark and illumination variant images for face detection, Journal of the Institute of Industrial Applications Engineers, vol.3, no.4, pp.167-173, 2015.
- [2-4] R. Benzi, A. Sutera and A. Vulpiani, The mechanism of Stochastic Resonance, J.Physics. A: Math and General, vol.14, pp. L453-L457, 1981.
- [2-5] 葛西 誠也, 雑音のもとで動作する確率共鳴システム, 電子情報通信学会電子デバイス研究専門委員会特別ワークショップ, 2012.
- [2-6] 田中 航二, 確率共鳴の基礎的概念とその応用, 大阪商業大学論集, 5 巻, 1 号, pp.379-391, 2009.
- [2-7] 神吉 輝夫, 田中 秀和, ノイズを活用した新概念情報伝達電子材料の創出, 大阪大学低温センサーだより, 155 巻, pp.5-9, 2011.
- [2-8] OpenCV 公式, <http://opencv.jp/>

- [2-9] J. J. Collins, C. C. Chow and T. T. Imhoff, Stochastic resonance without tuning, Letters to NATURE, vol. 376, pp. 236-238, 1995.
- [2-10] P. Viola and M. Jones, Robust real-time face detection, Intl. J. of Computer Vi-sion, vol.57, no.2, pp.137-154, 2004.
- [2-11] B. Lamsal and N. Matsumoto, Effects of the Unscented Kalman filter process for high performance face detector, Intl. J. of Information and Electronics Engineering, vol.5, no.6, pp.454-459, 2015.
- [2-12] 中部大学 藤吉研究室, HOG 特徴量と Boosting を用いた人検出, www.vision.cs.chubu.ac.jp/joint_hog/pdf/HOG+Boosting_LN.pdf

第 3 章

- [3-1] 小島 範子, 松本 直文, 山城 光雄, 確率共鳴を用いたオートチューニング画像強調法の提案, 電気学会論文誌 C, 138 巻, 11 号, pp.1425-1434, 2018.
- [3-2] 岩崎 隆至, 産業システムにおけるオートチューニングに関する研究, 京都大学, 博士学位論文, pp.1-2, 1998.
- [3-3] NRIA Persons Dataset, the EU project LAVA (IST2001-34405) and the Austrian Science Foundation (project S9103-N04).

第 4 章

- [4-1] 佐々木 啓, 画像処理による車両誘導技術の研究, KYB 技報, 第 53 号, 2016.
- [4-2] Rifat Reza, Hiroharu Kawanaka and Md. Atiqur Rahman Ahad, A Study on Computer-Aided Diagnosis of Alzheimer's Disease from the Ventricular Enlargement using S-MRI Data.
- [4-3] H.R. Sheikh and A.C. Bovik, Image information and visual quality, IEEE Trans. Image Process, vol. 15, no. 2, pp.430-444, 2006.
- [4-4] Zhou Wang and Qiang Li, Information Content Weighting for Perceptual Image Quality Assessment, IEEE Transactions on Image

- Processing, vol.20, no.5, pp.1185-1198, 2011.
- [4-5] Wufeng Xue, Lei Zhang, Xuanqin Mou and Alan C. Bovik, Gradient Magnitude Similarity Deviation: A Highly Efficient Perceptual Image Quality Index, IEEE Transactions on Image Processing, vol.23, no.2, pp.684-695, 2014.
- [4-6] Zhou Wang, Hamid R. Sheikh and Alan C. Bovik, No-reference perceptual quality assessment of JPEG compressed images, Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, vol.1, pp.477-480, 2002.
- [4-7] PQM, https://ece.uwaterloo.ca/~z70wang/research/nr_jpeg_quality/
- [4-8] NTT 通信トラヒック品質プロジェクト,
<http://www.ntt.co.jp/qos/technology/sound/index.html>
- [4-9] MathWorks, <https://jp.mathworks.com/help/images/image-quality-metrics.html>
- [4-10] 画像の評価法, dsp_evaluation.pdf
- [4-11] Anish Mittal, Anush K. Moorthy and Alan C. Bovik, No-Reference Image Quality Assessment in the Spatial Domain, IEEE Transactions on Image Processing, vol.21, no.12, pp.4695-4708, 2011.
- [4-12] Anish Mittal, Rajiv Soundararajan, and Alan C. Bovik, Making a “Completely Blind” Image Quality Analyzer, IEEE Signal Processing Letters. vol.22, no.3, pp.209-212, 2013.

論文目録

学会誌論文

- [1] N. Kojima, B. Lamsal, N. Matsumoto, An Adaptive Tuning Stochastic Resonance Approach for Image Enhancement on Illumination Variant Images, Journal of the Institute of Industrial Applications Engineers vol. 5, no. 1, pp.1-8, 2016.
- [2] 小島 範子, ビカス ラムサル, 松本 直文, 山城 光雄, 確率共鳴を用いたオートチューニング画像強調法の提案, 電気学会論文誌 C, 138 巻, 11 号, pp.1425-1434, 2018.

口頭発表

- [1] N. Kojima, B. Lamsal, N. Matsumoto, A Robust Image Enhancement System for Illumination Variant Image Based on Auto-tuning Stochastic Resonance, The 4th IIAE International Conference on Intelligent Systems and Image Processing 2016(ICISIP), Kyoto, 2016.
Best Student Paper Award 受賞
- [2] Bikash Lamsal, Noriko Kojima, Yorimasa Kuba and Naofumi Matsumoto, Design Innovation of the Future Education Classroom, The 3rd Asia Future Conference, Japan, 2016.
- [3] 小島 範子, ビカス ラムサル, 松本 直文, 山城 光雄, 確率共鳴を用いたオートチューニング画像強調法の提案, 第 22 回知能メカトロニクスワークショップ, 山梨, 2017.
- [4] 小島 範子, 松本 直文, 山城 光雄, 確率共鳴を用いた厳しい照明条件下での画像強調法, LIFE2017, 東京, (2017).
- [5] Noriko Kojima, Bikash Lamsal, Naofumi Matsumoto, Mitsuo Yamashiro, Evaluation of the SR Based Auto-tuning Image Enhancement System, The 6th IIAE International Conference on Intelligent Systems and Image

Processing 2018(ICISIP), Shimane, 2018.

足利工業大学研究集録

- [1] アハト アブドラ, ビカス ラムサル, 八木 康倫, 小島 範子, 松本 直文, 遭難者探索のための自律型飛行船ロボットのプロトタイプ開発, 足利工業大学研究集録, 第 50 号, pp. 4-11, 2016.
- [2] Bikash Lamsal, M. Yagi, N. Kojima, Indriani, T.G. Abrha, N. Bassirou, W.H. Bekele, A. Aji, Y. Kuba, and N. Matsumoto: Innovation of the Future Education System Design: NECLAs, 足利工業大学研究集録, 第 50 号 pp. 12-19, 2016.
- [3] 小島 範子, ビカス ラムサル, 八木 康倫, 松本 直文, 人体・ジェスチャー検出を用いた感性を豊かにする AR システム, 足利工業大学研究集録, 第 51 号, pp.30-37, 2017.