

平成23年度戦略的基盤技術高度化支援事業

「外部環境に影響を受けない高画質カメラシステム用  
組込みモジュールの研究開発」

研究開発成果等報告書

平成24年3月

委託者 近畿経済産業局  
委託先 学校法人立命館

---

目次

第1章 研究開発の概要	1
1-1 研究開発の背景・研究目的及び目標	1
1-1-1 研究開発の背景	1
1-1-2 研究目的	1
1-1-3 研究開発の技術的目標値	2
1-2 研究体制	3
1-2-1 研究組織	3
1-2-2 管理体制	3
1-3 成果概要	5
1-3-1 緒言	5
1-3-2 既存アルゴリズム(OwEye ベース)の改良	5
1-3-3 新規アルゴリズム(Retinex ベース)の開発	5
1-3-4 ガウス性ノイズの除去	6
1-3-5 スケーリング処理の最適化	6
1-3-6 シーン適応演算処理の最適化	6
1-3-7 アルゴリズム検証基板の開発	6
1-3-8 小型モジュールの開発	6
1-3-9 動画像での高解像化処理の開発	7
1-3-10 展示会出展及び商品化	7
1-4 当該研究開発連絡窓口	8
第2章 本論	9
2-1 画質改善処理に関するアルゴリズムの研究開発	9
2-1-1 既存アルゴリズム(OwEye)の改良	9
2-1-2 Retinex 理論による新アルゴリズムの開発	11
2-1-3 Retinex 理論とエッジ強調処理	11
2-1-4 鮮明化全体アルゴリズム	14
2-2 高解像アルゴリズムの開発	15
2-2-1 概要	15
2-2-2 階層表現による高解像度化アルゴリズム	15
2-2-3 ラプラシアンピラミッド階層表現	15
2-2-4 ラプラシアンピラミッドによる高解像度化アルゴリズム	17
2-3 ノイズ改善アルゴリズムの検討	18
2-3-1 概要	18
2-3-2 ノイズ除去性能の比較	19
2-4 画質改善処理に関するアルゴリズムのハードウェア実装	23
2-4-1 前年度版アルゴリズム(OwEye ベース)の改良(Ver20)	23
2-4-2 新アルゴリズムの開発	24
2-5 高解像化処理のハードウェア実装	30

---

2-5-1 高解像化処理のハードウェア実装	30
2-5-2 高解像化処理の画像評価及びサンプル画像	31
2-6 試作モジュール開発	33
2-6-1 アルゴリズム検証用試作基板の設計開発	33
2-6-2 試作基板用組み込みソフトウェアの設計開発	36
2-7 小型モジュールの開発	39
2-7-1 基本構成	39
2-7-2 ハードウェア設計	40
2-8 顔検出処理による画質改善技術の有効性	43
2-8-1 概要	43
2-8-2 新アルゴリズムの顔検出性能への効果	43
2-8-3 まとめ	44
2-9 動体検出処理による画質改善技術の有効性	45
2-9-1 概要	45
2-9-2 評価方法	45
2-9-3 評価対象動画	46
2-9-4 評価結果	46
2-9-5 まとめ	46
<b>第3章 全体総括</b>	<b>47</b>
3-1 成果と今後の展開 ー事業化に向けてー	47
<b>第4章 その他</b>	<b>48</b>
4-1 参考文献	48
4-2 産業財産権の状況	48

## 第1章 研究開発の概要

### 1-1 研究開発の背景・研究目的及び目標

#### 1-1-1 研究開発の背景

近年、人々の防犯意識は非常に高まっており、セキュリティシステムの需要も右肩上がりに増加している。セキュリティ関連市場の規模は全世界で3兆8000億円に達する。防犯カメラの市場規模だけでも全世界で8500億円に達しており、カメラを使用したセキュリティシステムは屋内外を問わず様々な場所において活用されている。さらに防犯機器の設置場所は、従来の屋内型から屋外型へと広範囲化が進んでおり、カメラはより厳しい環境下に設置されるようになってきた。このように、人々が安心して暮らせる街づくりの実現に向けて、安全を確保するためには、カメラからの映像情報は非常に重要度を増している。

しかしながら、映像情報は光、雨、霧、雪、煙、粉塵、砂塵等の様々な外部環境に影響を受けやすく、あらゆる認識シーンにおいて認識率、識別率の低下に繋がっている。セキュリティシステムにおける認識率、識別率の低下は、すなわち安全性の低下に繋がる。昨今は黄砂の影響により視程が数キロメートル未満となるケースも多発して、交通への障害など大きな社会的問題となっており、これはセキュリティシステムにおいても軽視できる問題ではなくなってきた。

これらの外部環境による影響は空中の粒子による拡散が主な原因であるが、これらをまとめて解決する良策がないのが現状である。

光による影響については現状でもある程度改善されており、例えば逆光や暗がりなどの低照明時の影響を改善するため、高感度カメラや赤外線カメラなどの特殊カメラを使用することや、外部照明を設置することにより対策を取っている。

ただし、高感度カメラにおいては高コスト、赤外線カメラにおいてはカラー映像ではないという問題があり、外部照明に至っては設置場所がある程度制限されてしまうという問題がある。

さらに警備ロボット等の移動型警備システムでの利用環境を考えると、カメラ設置が固定ではないため、多様な外部環境が想定される上に外部照明などを設置すること自体が困難となっており、また、移動型ロボットという特性上、システムの簡素化、小型化が必要となってきた。

これらをまとめると、現状のカメラを使用したセキュリティシステムにおいては、様々な外部環境の影響による認識率の低下等の問題とシステムの小型化などの簡素化、コスト削減の問題を抱えており、これはそのまま安全性に直結するため、早急にこれらの問題を高品質、低コストで解決する必要性がある。

#### 1-1-2 研究目的

外部環境によるカメラ映像への影響を抑える課題に対して、映像データの画質をリアルタイムに改善するプロセッサを研究開発することにより解決を図る。

開発する画質改善プロセッサは、独自のアルゴリズムにより、逆光や低照度などの光による影響はもとより、雨、霧、雪、煙、粉塵、砂塵等の粒子拡散による影響を低減して、常に高コントラストの映像を得ることを実現する。これにより、セキュリティシステムにおいて安定した安全性を確保することが可能になる。

外光量などの変化をカメラからの映像を解析して判断する研究を行い、複雑な設定を必要としないシーン適応機能を搭載することにより、光量センサ等のセンシングデバイスを使用する必要もなくなる。

一般的なホームセキュリティにおけるシステム構成を特殊カメラ4台、センサ付照明4台と考えると、約25～50万円程度になるが、本研究により1万円以下の安価なカメラのみを使用して同一のシステムを構成すると、約5～6万円で実現することが可能になり、高品質低コストを実現できる

さらに、本開発プロセッサに高速な高解像化処理を組み込むことにより、低解像カメラを使用した場合においても高解像カメラ並みの映像を実現する。これによって、高解像カメラや PTZ (Pan Tilt Zoom) カメラを使用する必要がなくなり、省資源化へとつながる。また、本モジュールをネットワークカメラシステムに組み込んだ際には、映像の圧縮効果が上がることにより転送量を大幅に削減することができるので、ネットワークの負荷低減にもつなげられる。

セキュリティシステム等に本開発プロセッサを導入することにより、外部環境の影響を大幅に抑えたクリアな映像データを、後段の人物検出や顔認証等のシステムに入力することが可能になる。また、後段のシステムに対しては映像データでの単純なインターフェースとなるため、連携が容易となる。

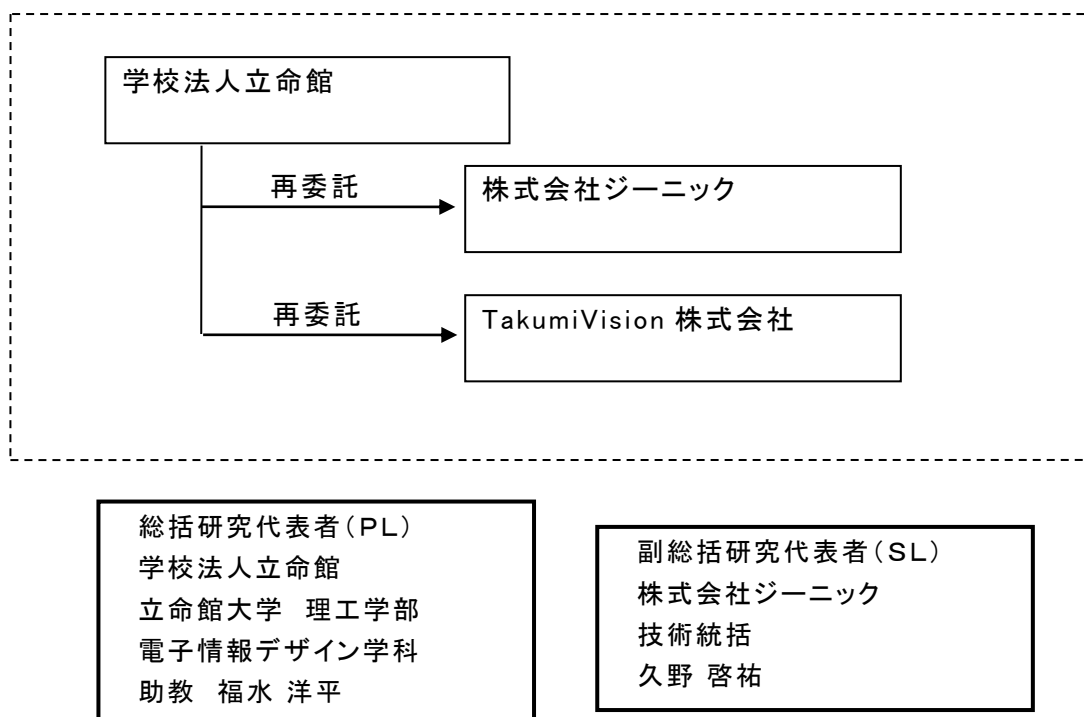
### 1-1-3 研究開発の技術的目標値

現時点での技術的目標値は以下の通りである。

- 低照度環境 (0.1 Lux) における顔認識率80%以上
- 逆光時の顔認識率80%以上
- 濃霧時の人物の特徴認識 (たとえば開いた手の指など、カメラー人の間: 10 m 以上)
- 60フレーム/秒での動画像処理
- 比較的安定した外部環境下での色合いの劣化低減 (官能評価)
- 低照度時等ガウス性ノイズが露呈する環境下での顔認識率80%以上
- 無段階に近い (1024段階) の電子ズーム
- VGA (640 × 480) 入力をフルHD (1920 × 1280) 出力に拡大
- 演算処理部ゲート規模が 500 kgate 未満
- 演算処理部内部使用メモリ容量が 3 Mbits 未満

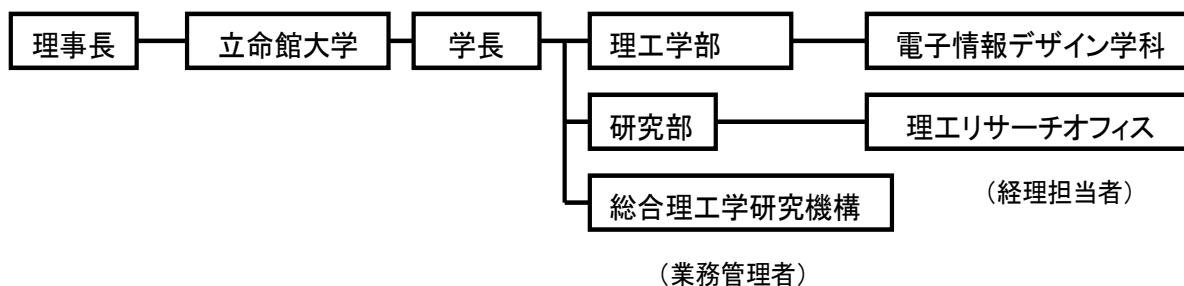
## 1-2 研究体制

### 1-2-1 研究組織

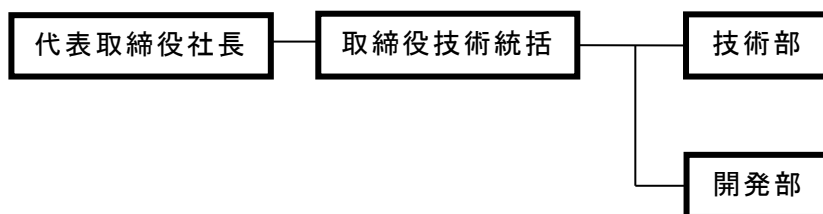


### 1-2-2 管理体制

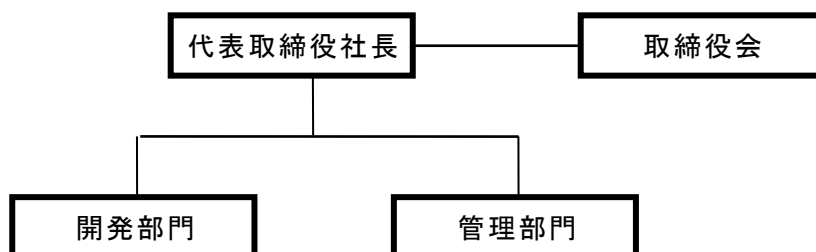
(1) 事業管理機関[学校法人立命館]



(2) 再委託先[株式会社ジーニック]



(3) 再委託先[TakumiVision 株式会社]



## 1-3 成果概要

### 1-3-1 緒言

本開発計画の実施内容は大きく下記の8項目からなる。

- ① 既存アルゴリズム (OwlEye ベース) の改良
- ② 新規アルゴリズム (Retinex ベース) の開発
- ③ ガウス性ノイズの除去
- ④ スケーリング処理の最適化
- ⑤ アルゴリズム検証用基板の開発
- ⑥ 小型モジュール開発
- ⑦ シーン適応演算処理の最適化
- ⑧ 動画像での高解像化処理の開発

このうち、平成22年度は①、②、③、④及び⑤、平成23年度は⑥、⑦及び⑧の予定であったが、一部は平成22年度からの積み残しで平成23年度も継続して開発を実施した。また、当初予定にはなかったが、OwlEye ベースのコントラスト改善技術については、FPGA の IP としての商品化まで実現し、展示会への出展を行った。

### 1-3-2 既存アルゴリズム (OwlEye ベース) の改良

本研究開発は立命館大学で開発された画質改善アルゴリズム OwlEye を出発点としている。本委託事業を開始する時点でのアルゴリズムには大きく次の3点の問題があった。

- ① 明暗の境界に起因する疑似輪郭
- ② 明暗の不自然な強調 (過剰処理)
- ③ 暗電流ノイズの浮きだし

まず、①については、アルゴリズムの細部の見直しによりほぼ問題のないレベルにまで改善することができた。次に、②についてもかなり改善が図られており、監視カメラに類する用途ではほぼ問題ないレベルといえる。③については Bilateral フィルタの実装等を行ったが、満足のいくまでの成果は得られなかった。

本事業を通して、ある程度実用化の目処が立つところまで改良できていたが、ハードウェア化の観点からはメモリの使用リソースがかなり多くなっていた。FPGA への実装に際しては、コア部のメモリアーキテクチャの見直しを行い、約 15%の使用量まで削減することに成功した。これは商品化に大きく寄与する開発成果である。

### 1-3-3 新規アルゴリズム (Retinex ベース) の開発

前項の既存アルゴリズムの改良と並行して、新規アルゴリズムの開発を進めた。ただし、まったくのゼロベースでの開発ではなく、Retinex 理論として一般に流布しているコントラスト改善アルゴリズムをベースにし、基礎理論のアルゴリズムベースの改良と FPGA への実装を行った。この



Retinex 理論に基づいた新規アルゴリズムの開発を継続した結果、一般的なコントラスト改善手法に基づく Retinex ベースのアルゴリズムに比して、よりハードウェア実装に適したアルゴリズムの導出に成功した。製品の小型化に大きく寄与する開発成果といえる。

### 1-3-4 ガウス性ノイズの除去

ガウス性ノイズの除去については各種フィルタを比較評価した。Bilateral フィルタに加えて、Total Variation 法、並びに Bilateral Total Variation 法についてもノイズ除去評価を行った。結果として、Total Variation 法を高解像化処理に組み込むことで画像拡大時のノイズ耐性を高めることに成功した。一方、コントラスト改善処理に対しては Bilateral フィルタを FPGA に実装したが、現状ではまだ完全にノイズを抑えるには至っておらず、ハード化に必要な処理リソースもかなり大きくなっている。そのため、必要リソースを削減しつつ、フィルタサイズを大きくする必要がある。一段だけではなく多段に挿入するなどにより、ノイズ除去効果の向上を図る必要もあると考えられる。

### 1-3-5 スケーリング処理の最適化

暗電流ノイズがスケーリング処理で増幅されることを抑止する方策を検討した。当初、密度平均フィルタの挿入を考えていたが、実際に FPGA への実装を検討してみると必要なリソースが多すぎることが判明したため、代替策として、スケーリング処理回路に暗電流ノイズ抑制機能を追加することにした。本回路は若干パラメータの設定がクリティカルであるものの一定の効果は認められた。これに基づき、新しい方式として、RGB ダイレクトスケーリングを実装することにより、課題であった日中順光時や霧画像に対しての彩度低下を改善することができた。

### 1-3-6 シーン適応演算処理の最適化

既存アルゴリズム(OwlEye ベース)で課題として残っていた、特定シーンでの処理強度不足及び動画時の副作用(シーン切り替わり時の不自然さ)を解決するためにシーン適応演算処理の最適化を行った。当初は輝度の全画面平均と分散を利用して補正カーブを切り替える方式を軸に改良を重ねたが、どうしても動画時のシーン遷移の問題が残ったため、最終的にはかなりシンプルな処理を採用することとした。

### 1-3-7 アルゴリズム検証基板の開発

各種アルゴリズムの実機検証を行うための装置として、Altera 社の FPGA をメインプロセッサとした検証基板を開発した。仕様の詳細は別項に記載しているが、過不足のないプロセッサリソースと取り回しの良い各種インタフェースを搭載したハードウェアに、各種評価試験を効率的に行えるソフトウェアを組み合わせ、使い勝手の良い検証装置を開発することができた。

### 1-3-8 小型モジュールの開発

上述のアルゴリズム検証基板は、かなり大型であるため、今年度は実用化をにらみ小型化に重点を置いたプロトタイプとしての評価機を開発した。今後のビジネスにおけるデモ機としても十分使用可能な完成度のものを開発することができた。

## 1-3-9 動画像での高解像化処理の開発

FPGA のメモリリソースは少し多く必要ではあるが、フレームメモリレスで CycloneIV に収まる高解像化処理の実装を行うことが出来た。ぼやけやジャギー等に関して、既存の一般的なアルゴリズム(バイリニアやバイキュービック)に対する優位性は得られていると考える。

## 1-3-10 展示会出展及び商品化

本支援事業の最大の開発成果であるリアルタイムコントラスト改善技術に関して、FPGA 用 IP として商品化(商品名 ZIPF001)を実現し、展示会(国際画像機器展)にも出展を果たした。小さな出展ブースではあったが、予想以上の来場者があり、熱心に説明を聞いていただいた方も多く、今後のビジネス展開に期待が持てる結果であった。下の写真はその展示会の模様を撮影したものである。



図 1. 展示会(国際画像機器展)の様相

#### 1-4 当該研究開発連絡窓口

- 総括研究代表者(PL)

学校法人立命館  
立命館大学 理工学部 電子情報デザイン学科  
助教 福水 洋平  
〒525-8577  
滋賀県草津市野路東1-1-1  
Phone 077-561-2867  
Fax 077-561-2867  
E-mail fukumizu@se.ritsumeai.ac.jp

- 副総括研究代表者(SL)

株式会社ジーニック  
技術統括 久野 啓祐  
〒520-0801  
滋賀県大津市におの浜4-7-5 オプテックスビル8F  
Phone 077-526-2101  
Fax 077-526-0500  
E-mail hisano@zenic.co.jp

## 第2章 本論

### 2-1 画質改善処理に関するアルゴリズムの研究開発

#### 2-1-1 既存アルゴリズム(OwlEye)の改良

##### (1) 概要

すでに数年前より、立命館大学、株式会社ジーニック及び TakumiVision 株式会社の3者共同で、主に監視カメラ等の動画像をターゲットにした画質改善処理の研究開発を行ってきた。役割分担としては、基礎アルゴリズムの研究開発を立命館大学、ソフトウェアへの実装を TakumiVision 株式会社、FPGA を中心としたハードウェア試作を株式会社ジーニックが担当するという体制である。そのベースとなっているアルゴリズムは「OwlEye」という名称で SDK 化されているものであり、株式会社ジーニックでは前年度までにその Ver.1.2 をハードウェア化し、実機評価を重ねてきた。本委託事業による研究開発では、この「OwlEye」をブラッシュアップし、画質改善度においての向上はもちろんのこと、商品化を視野に入れたハードウェア実装の最適化(リソース縮小)をも目指す。

##### (2) OwlEye の基本原理

画像の画質改善手法として代表的なものに、対象画像から光の影響を取り除くことによって輝度バランスをならす、いわゆる Retinex 理論に基づく手法と、画像をブロック単位で走査し、ブロック間の局所的な輝度バランスを調整する手法がある。前者の代表例が Retinex であり、後者の代表例が Iridix である。OwlEye は後者に属する手法であり、局所コントラストに注目して適応的に輝度スケールリングを行う手法である。

OwlEye では、対象画像を1/8にダウンサンプルし、輝度値の最大最小を求め、これをエネルギー分布として対象画像の輝度スケールリングに用いる。OwlEye の処理フローを図 2 に示す。

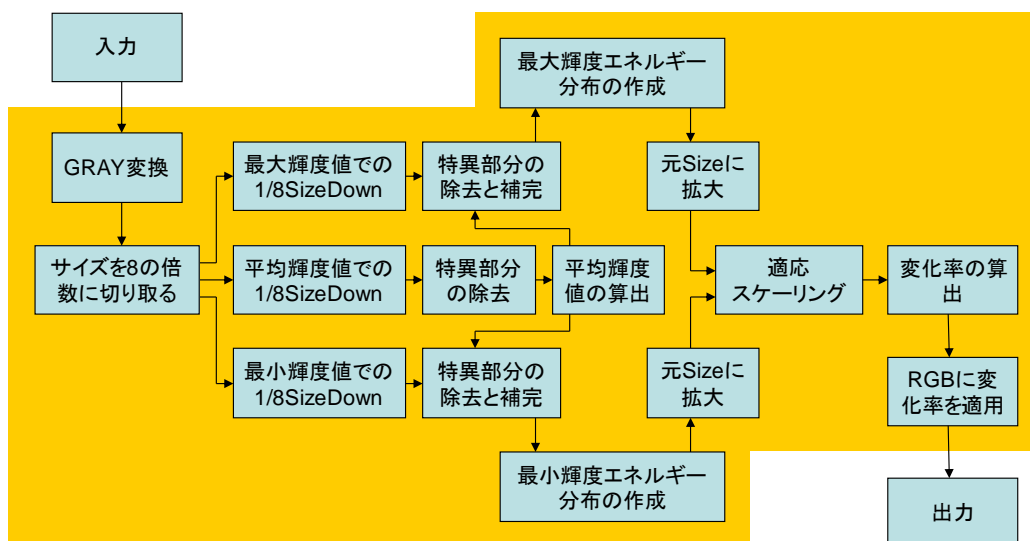


図 2. OwlEye のフロー図

(3) 既知の問題点

OwlEye の Ver.1.2 には大きく次の3つの問題点が残されていた。

- ① 明暗の境界に起因する疑似輪郭
- ② 明暗の不自然な強調(過剰処理)
- ③ 暗電流ノイズの浮きだし

OwlEye を実際に商品化するにあたり、これらの不具合に対する処置は必須であり、したがって本委託事業全体の中でもメインとなる実施項目の一つに位置づけられる。そのため、OwlEye のコア処理のブロックに対して、次に示すような内容の追加・補正を行った。処理例を図3に示す。

- I 輝度補正処理の追加
- II 疑似輪郭低減処理の追加
- III スケーリング処理の補正
- IV 平均値補正処理の追加



(a) 原画



(b) 改良前



(c) 改良後

図3. 既存アルゴリズム (OwlEye) による処理例

## 2-1-2 Retinex 理論による新アルゴリズムの開発

これまで、露光の過不足、ぶれやぼけ、ノイズ、照明光源の不適切さなどにより劣化した画像を補正するため多くの手法が提案されてきた。たとえば、色や階調の補正に関してはガンマ補正、マスキング、ヒストグラム変換、色域変換など多くの手法が用いられてきた。しかし、これまで行われてきたこれらの色補正のアルゴリズムでは、空間的な画素情報を用いるのではなく、単一画素での演算によるものでありその限界が指摘されてきた。

Retinex 理論とは、次のようなものである。すなわち、視覚は各物体の反射率の比によって色を知覚する。従って、人間は異なる照明光源下においてもある色を一定色として認識することができるという理論であり、これは1971年、Landらにより提案<sup>1</sup>された。

Retinex 理論による画像処理を適用した場合、階調再現の改善つまり画像内のコントラストの強調、また明度の上昇が顕著に見られる。しかし、これらの手法では、画像によっては非常に良い結果が得られる反面、不自然な色再現がなされてしまう場合も多く、幅広い種類の画像に適用するためには多くの問題点が指摘された。

- 適正露光画像 (well exposed)
- 光源の影響により色ガブリがある画像 (turbid)
- 露光不足な画像 (under exposure)
- 逆光画像 (backlight)

また、組み込み用途としても数多くの問題点が見いだされた。特に、

- ゲート規模の大幅削減(処理速度の高速化)
- 内部使用メモリ容量削減

等が指摘され、組み込み用途の新規アルゴリズムの開発が必要となった。

## 2-1-3 Retinex 理論とエッジ強調処理

Retinex 理論では、原画像は照明画像と反射画像の積で表現される。

$$S = L \cdot R \quad (1)$$

S:原画像    L:照明画像    R:反射画像

照明画像は原画像を平滑化して求められる。これは、原画像と点拡がり関数(PSF; Point Spread Function)との畳み込み(Convolution)演算により得られる。

$$L = S \otimes \text{PSF} \quad (2)$$

(PSF: Point Spread Function)

PSF としては、一般的にガウス・フィルタや Bilateral フィルタ等の平滑化フィルタが使用される。しかし、Retinex 理論では広いサポート領域をもつ平滑化フィルタを必要とするため、このことがゲート規模並びに処理時間を増大させる最大の原因である。したがって、今回は画像の平滑化

<sup>1</sup> E.H.Land, J.J.McCann. J.of the Optical Society of America, 61(1), 1-11 (1971)

(Smoothing)を画像エネルギー最小化により、隣接画素との繰り返し演算だけで行う、Recursiveフィルタを開発した。

Retinex理論(式(1))に基づき、得られた照明画像( $L$ )より反射画像( $R$ )を求めると以下となる。

$$R = Y/L \quad (3)$$

これは一種のUnsharp Maskでありエッジの強調処理が行われている。また、Gamma補正によるコントラスト調整を加えると以下の式に近似される。

$$\begin{aligned} Y' &= \xi \left( \frac{Y}{\xi} \right)^{\frac{1}{\gamma}} \cdot R \\ &\cong \left( \frac{L}{\xi} \right)^{\frac{1}{\gamma}-1} \cdot Y, \quad (\xi = 255) \end{aligned} \quad (4)$$

ただし、 $\xi$ は最大輝度値であり、一般的には $\xi = 255$ である。



(a) 入力輝度画像 (Y)



(b) 照明画像 (L)



(c) 反射画像 (R)



(d) Gamma 補正後画像



(e) コントラスト調整後画像 (Y')

図 4. Retinex 理論に基づく新アルゴリズムの処理例



2-1-4 鮮明化全体アルゴリズム

開発された鮮明化アルゴリズムの全体フロー図を下記に示す。内部メモリの容量削減のために、YCbCr(4:2:2)フォーマットを使用し、画像処理は抽出した輝度成分(Y)のみを対象として行い、出力段で再度、輝度成分(Y)をYCbCrフォーマットに合成する。

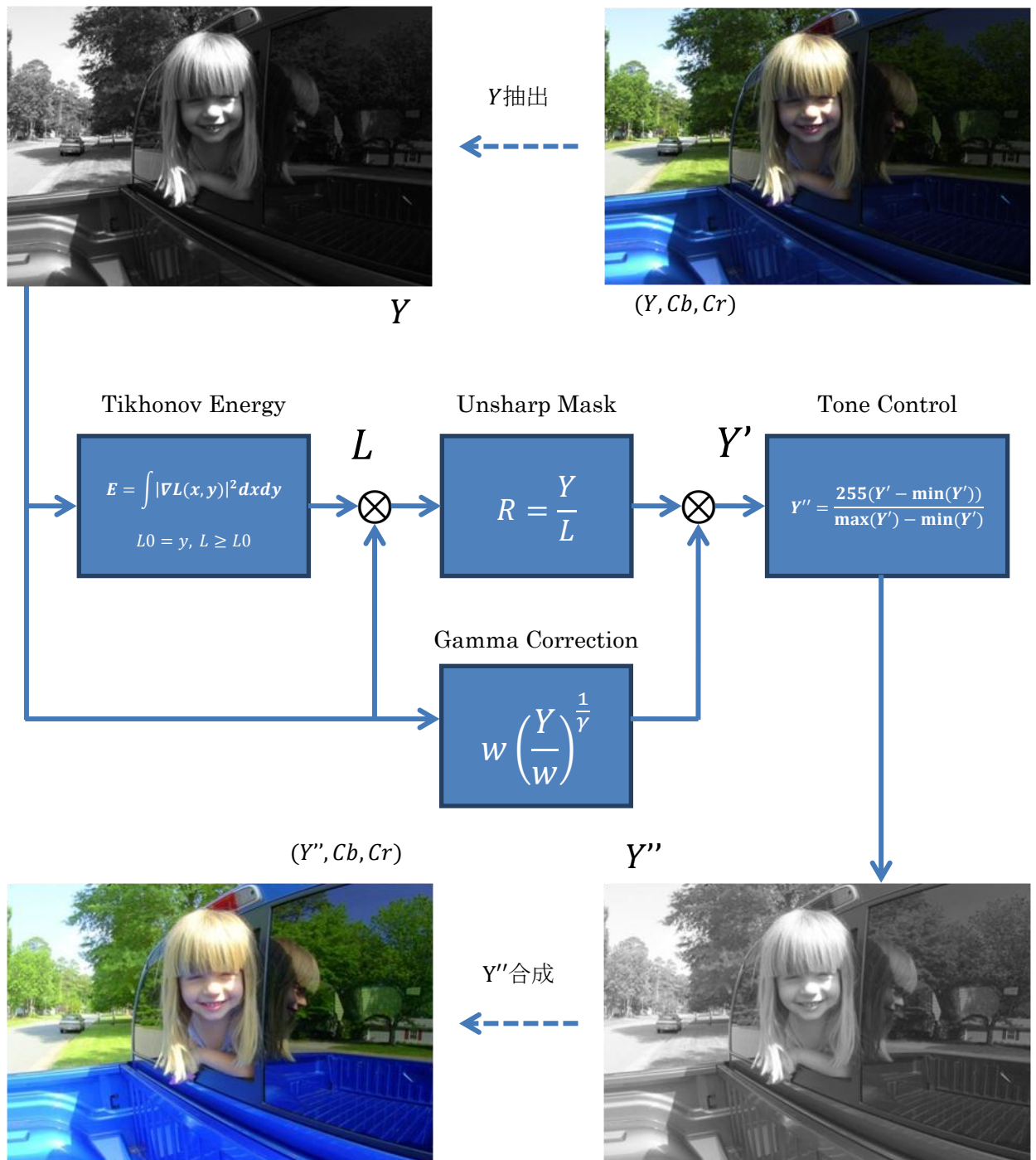


図 5. Retinex 理論に基づく新アルゴリズムの処理フロー

## 2-2 高解像アルゴリズムの開発

### 2-2-1 概要

デジタル画像の拡大処理は高解像度化と呼ばれ、画像の解像度を変換する処理である。画像を拡大するということは原画像のピクセル数を増やすことにほかならず、ここでは未知の画素を推定(補間)するという点に問題が帰着する。原画像を縦横それぞれ2倍に拡大する場合、単純に考えても4倍の情報量が必要となる。

一般に、未知の画素の推定には近傍の画素から線形補間する手法が取られており、最近傍補間法(Nearest Neighbor Interpolation)、線形補間法(Bilinear Interpolation)、3次補間法(Bicubic Interpolation)、ランツォシュ補間法(Lanczos Interpolation)などが知られている。とりわけ線形補間法とランツォシュ補間法は幅広く用いられている。

これらの補間処理は多項式演算で行われるが、失われた高周波数成分を復元することができないために、拡大画像は高周波数成分を失った、すなわちぼけた画像となる。そこで、高周波成分の推定を伴う高解像度化手法として、ラプラシアンピラミッドの階層表現に基づく拡大手法が Greenspan らによって提案<sup>2</sup>されている。この手法は画像分離処理を利用したものであり、未知の高周波数成分を非線形処理に推定する処理によりボケを抑える試みである。

### 2-2-2 階層表現による高解像度化アルゴリズム

線形関数による補間を用いた高解像度化手法では拡大画像にボケが生じる場合が多い。そこで、画像を高域周波数成分と低周波数成分に分離し、非線形処理によりボケを抑えた高解像度化手法が提案されている。ボケの低減には高解像度の高周波数成分を精度よく推定することが重要である。ここでは、ラプラシアン間の相関を利用して低解像度ラプラシアンから高解像度ラプラシアンを推定することによって画像拡大を行う手法について説明する。

### 2-2-3 ラプラシアンピラミッド階層表現

デジタル画像は低域周波数成分と高域周波数成分に分解でき、解像度間の相関によりピラミッド階層として表現できる。低域周波数成分の連なりはガウシアンピラミッド階層として、高域周波数成分としてはラプラシアンピラミッド階層として表現される。

原画像にガウシアンフィルタ(W)との畳み込み演算処理を行うことにより低域周波数成分を抽出し、ダウンサンプリング(Ds)することにより、低解像度のガウシアン成分(低域周波数成分)を得ることができる。ガウシアンピラミッドは、これらの処理を繰り返すことによって得られる、ガウシアン成分 $G_0, G_1, \dots, G_N$ の連なりである。よってガウシアン成分 $G_{n+1}$ は次式のように与えられる。

$$\overline{G_{n+1}} = W \otimes G_n \quad (\otimes: \text{畳み込み演算}) \quad (5)$$

$$G_{n+1} = Ds(\overline{G_{n+1}}) \quad (6)$$

<sup>2</sup> H. Greenspan, C.H. Anderson, and S.Akber, "Image enhancement by nonlinear extrapolation in frequency space," IEEE Trans. Image Processing, vol.9, no.6, pp.1035-1048, June 2000.

ラプラシアンピラミッドはガウシアン成分を得るときに失われる高域周波数成分を $L_0, L_1, \dots, L_N$ としたラプラシアン成分(高域周波数成分)の連なりである。ラプラシアン成分 $L_n$ は次式のように表される。

$$L_n = G_n - \text{Ex}(G_{n+1}) \quad (7)$$

ただし、

$$\text{Ex}(G_{n+1}) = 4 \times (W \otimes G_{n+1}^0) \quad (8)$$

ここで、 $G_{n+1}^0$ は $G_{n+1}$ に対してアップサンプリング処理(画素間に"0"を挿入)したものであり、画像サイズは高解像度の階層と同じになる。なお、上述のガウシアンフィルタ( $W$ )としては2次元 $5 \times 5$ の空間フィルタを用いた。ラプラシアンピラミッド階層表現によるラプラシアン成分の分離概念を次図に示す。

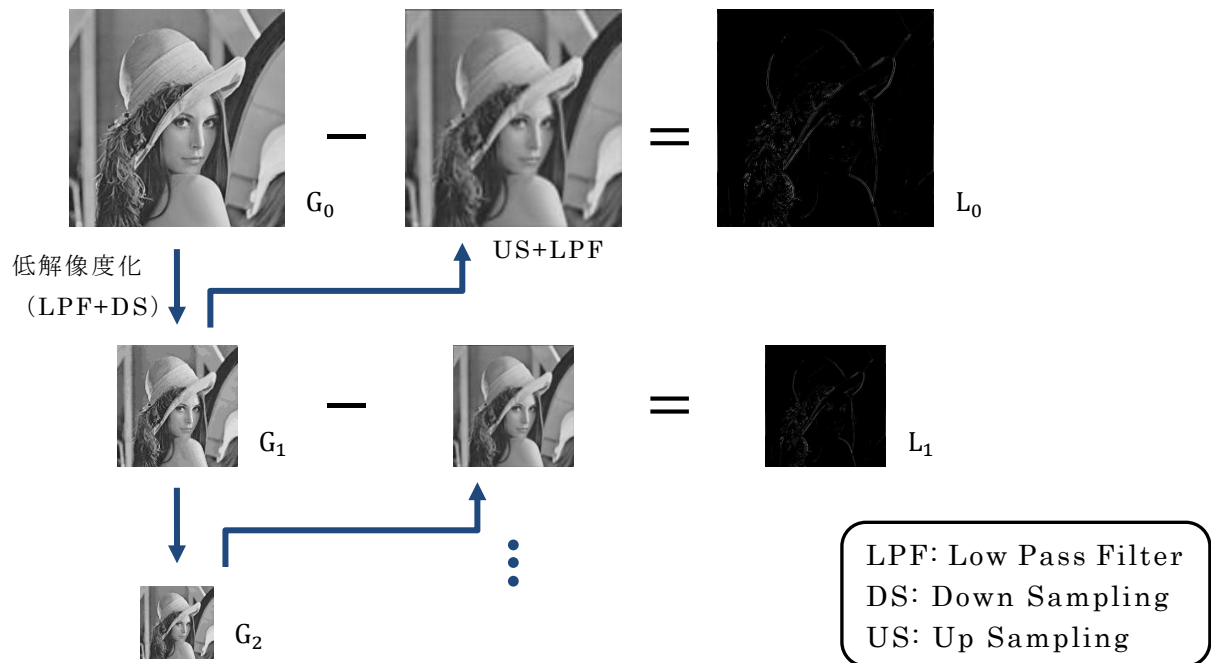


図 6. ラプラシアンピラミッド階層表現による成分分離

一方で、式(7)より、原画像 $G_0$ の高解像画像 $G_{-1}$ は次式で与えられる。

$$G_{-1} = L_{-1} + \text{Ex}(G_0) \quad (9)$$

しかしながら、 $L_{-1}$ は未知の成分であるから、この成分をどのように推定するかが重要となる。すなわち、ラプラシアンピラミッドに基づく高解像化においては、未知となるラプラシアン成分をどのように推定するかが問題となる。

2-2-4 ラプラシアンピラミッドによる高解像度化アルゴリズム

本節では、ここまで説明してきたラプラシアンピラミッド階層表現をもとに、高解像度ラプラシアンを推定して、拡大画像を得る手順を示す。

<手順1> 原画像 $G_0$ から低解像度ラプラシアン成分 $L_0$ を導出

- まず、原画像である $G_0$ に対してガウシアンフィルタをかけ(式(5))、ダウンサンプリング処理を行うことにより縮小画像にあたる $G_1$ を生成する(式(6))。
- そして(式(7))を用いて低解像度ラプラシアン $L_0$ を導出する。つまり、原画像を低域周波数成分と高域周波数成分に分離する作業を行っている。

<手順2> 閾値処理と定数倍処理により高解像度ラプラシアン成分 $L_{-1}$ を推定

- (手順1)で得られた $L_0$ から(式(8))の関係より $Ex(L_0)(\triangleq L_{-1})$ を求める。次に、信号値 $L_{-1}(i, j)$ に対して閾値処理・定数倍処理を行う。このとき得られた画像を $\overline{L_{-1}}$ とする。

$$\overline{L_{-1}}(i, j) = \alpha \times \begin{cases} T, & l_{-1}(i, j) \geq T \\ l_{-1}(i, j), & -T < l_{-1} < T \\ -T, & l_{-1} \leq -T \end{cases} \quad (10)$$

ここで得られた $\overline{L_{-1}}$ に対して、次式を適用することにより、本来の推定高解像度ラプラシアン $L_{-1}$ の帯域のみを抽出することができる。

$$L_{-1} = \overline{L_{-1}} - W \otimes \overline{L_{-1}} \quad (11)$$

<手順3> 拡大画像 $G_{-1}$ (高解像度画像)の生成

- (式(8))より $Ex(G_0)$ を求め、その値と(手順2)で得られた $L_{-1}$ を(式(12))に代入することで拡大画像 $G_{-1}$ を得ることができる。

以上の処理を行うことにより、画像を高解像度化することができる。この手法では、低解像度ラプラシアンにクリッピング処理によって新たな高周波数成分を発生させることで画像のエッジの勾配を増幅させ、高解像度ラプラシアンの推定を行っている。また、クリッピング処理にモルフォロジ演算を用いたラプラシアンピラミッド法も提案<sup>3</sup>されている。

<sup>3</sup>清水 真之、中静 真、飯國 洋二、“ラプラシアンピラミッド表現におけるモルフォロジ演算に基づく画像強調と拡大”、社会法人 電子情報通信学会 信学技報 IEICE Technical Report SIP2006-77, SIS2006-63(2006-9) pp.31-36

## 2-3 ノイズ改善アルゴリズムの検討

### 2-3-1 概要

ガウス性ノイズを除去するフィルタとして、Bilateral フィルタ、Total Variation 法と、Bilateral Total Variation 法のアルゴリズムを実装し、ノイズ除去性能を評価した。Total Variation 法(以下、TV 法と略記する)は、ノイズの統計的な情報を用いて修復画像の総変動(Total Variation)を最小化する手法であり、Bilateral Total Variation 法(以下、BTV 法と略記する)は TV 法の正則化項に Bilateral フィルタの概念を導入した方式である。両方式ともにエッジを保存しながらノイズを除去することができ、同時にボケ画像の補修機能ももっている。

TV 法のアルゴリズムは次式の最小化問題として与えられる。

$$\min_u \left( \frac{1}{2\lambda} \int (u - u_0)^2 dx + \int |\nabla u| dx \right) \quad (12)$$

ここで、 $u_0$ はノイズが付加された入力画像である。(12)式の最小化問題を解くことにより、ノイズを除去した画像 $u$ を得る。このとき $u$ は、最初の項によりできるだけ入力画像 $u_0$ に近づき、また第二項によりできるだけ滑らかな画像となる。パラメータ $\lambda$ はこの相反する二項の最小化の度合いを決定するものであり、正則化レベルと呼ばれる。 $\lambda$ が小さいほど入力画像を重視するようになる。半陰最急降下法に基づく反復計算を行うことにより、(12)式の解 $u$ (ノイズ除去画像)が得られる。

BTV 法は TV 法の正則化項に Bilateral フィルタの概念を導入した方式であり、次式の最小化問題として与えられる。

$$\min_X \left[ \|DHF\mathbf{X} - \mathbf{Y}\|_2 + \lambda \sum_{l=-P}^P \sum_{m=0}^P \alpha^{|l|+|m|} \|\mathbf{X} - \mathbf{S}_x^l \mathbf{S}_y^m \mathbf{X}\|_1 \right] \quad (13)$$

(13)式は一般的な劣化モデルに相当する。 $\mathbf{Y}$ は観測画像、 $\mathbf{X}$ は求めたい原画像を表し、超解像画像を得たい場合には $\mathbf{Y}$ の画素数は $\mathbf{X}$ より少ない。 $\mathbf{D}$ 、 $\mathbf{H}$ 、 $\mathbf{F}$ はそれぞれダウンサンプル、ぼけ、動きを表す行列である。 $\|\cdot\|_2$ はL2ノルムを表し、(13)式の最初の項は、原画像を移動、ぼけ、ダウンサンプリングした画像ができるだけ観測画像 $\mathbf{Y}$ に近づくことを意味する。 $\mathbf{S}_x^l$ 、 $\mathbf{S}_y^m$ はそれぞれ $\mathbf{X}$ を $x$ 軸方向に $l$ [pixel]、 $y$ 軸方向に $m$ [pixel]だけシフトするオペレーション行列を表す。パラメータ $\alpha$ は $0 < \alpha < 1$ とし、距離に応じてペナルティ量を減衰させる。TV 法の場合は正則化項が隣の画素との差分のみに着目しているのに対して、BTV 法では $(2P+1)$ サイズのウィンドウ内の画素との差分に着目していることがわかる。BTV 法においても最急降下法による反復計算を行うことにより(13)式の解 $\mathbf{X}$ (超解像画像)が得られる。

ここで、ノイズ付加以外の劣化は考えないことにすれば、(13)式の最初の項は単純に $\|\mathbf{X} - \mathbf{Y}\|_2$ となる。今回はガウス性ノイズ除去の評価を行うため、(13)式を簡略化して実装を行った。

2-3-2 ノイズ除去性能の比較

意図的にガウス性ノイズを付加した画像(劣化画像)に対して Bilateral フィルタ、Total Variation 法、Bilateral Total Variation 法を用いてガウス性ノイズ除去を行い、画質改善の度合いを評価した。評価に用いた原画像と劣化画像を以下に示す。評価指標としては原画像との Peak Signal-to-Noise Ratio(PSNR)を用いた。



図 7. ノイズ除去の評価画像

(1) Bilateral フィルタ

Bilateral フィルタのパラメータとしては空間偏差 $\sigma_x$ と輝度偏差 $\sigma_d$ を変更して、ノイズ除去性能の評価を行った。 $\sigma_x$ は{1, 2, 3, 5, 7, 9}、 $\sigma_d$ は{15, 20, 25, 40, 50, 60, 75, 100}とし、これら全ての組み合わせについて評価した結果、 $\sigma_x = 1$ 、 $\sigma_d = 60$ のときに PSNR の最高値(31.64dB)が得られた。このとき Bilateral フィルタのウィンドウサイズは $7 \times 7$ (片側 $3\sigma$ より、 $2 \times 3 \times \sigma_x + 1 = 7$ )である。得られたノイズ除去画像を下図に示す。



図 8. Bilateral フィルタによるノイズ除去結果画像

(b)に示すように、 $\sigma_x$ の値が大きい方が見た目のノイズ除去効果が高いが、PSNR で評価すると(a)の方が良い値を示す。すなわち、ぼかしを強くすることでノイズ除去効果を高めることができるが、細部のテクスチャが除去されるために、元画像との差は大きくなってしまふことが分かる。

次図に、 $\sigma_x$ 、 $\sigma_d$ とPSNRの関係を示す。輝度偏差( $\sigma_d$ )が大きい場合には、空間偏差( $\sigma_x$ )を大きくした場合にPSNRが急激に減衰する。これは、ぼかしすぎが原因と考えられる。

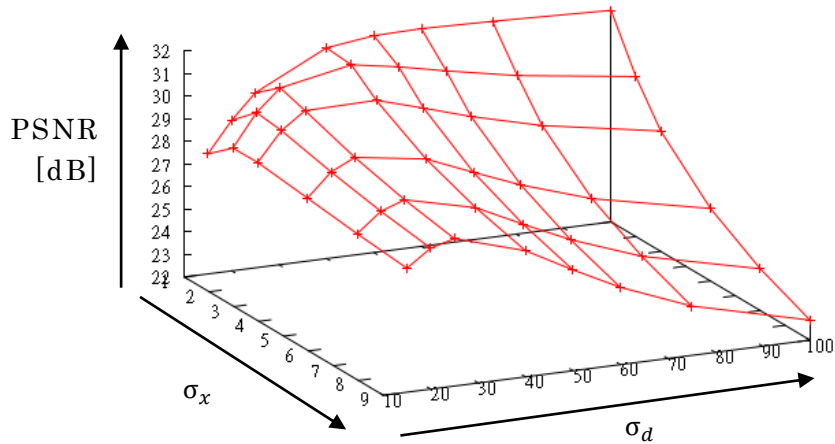


図 9. Bilateral フィルタのパラメータによる PSNR への影響

## (2) Total Variation フィルタ

Total Variation フィルタのパラメータとしては、正規化レベル $\lambda$ と最急降下法のステップ係数STEPを変更し、ノイズ除去性能の評価を行った。ここで、 $\lambda$ は{0.0625, 0.125, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9}、STEPは{0.1, 0.25, 0.4, 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9, 1.0, 1.1, 1.2, 1.3}として、これら全ての組み合わせについて評価した結果、 $\lambda = 0.0625$ 、STEP=0.25 のとき PSNR の最良値(32.31dB)が得られた。このとき最急降下法の繰り返し回数は3回であった。得られたノイズ除去画像を以下に示す。



図 10. TV フィルタによるノイズ除去画像;  $\lambda = 0.0625$ , STEP=0.25, PSNR: 32.31dB

次図に、 $\lambda$ 、STEP と PSNR の関係を示す。

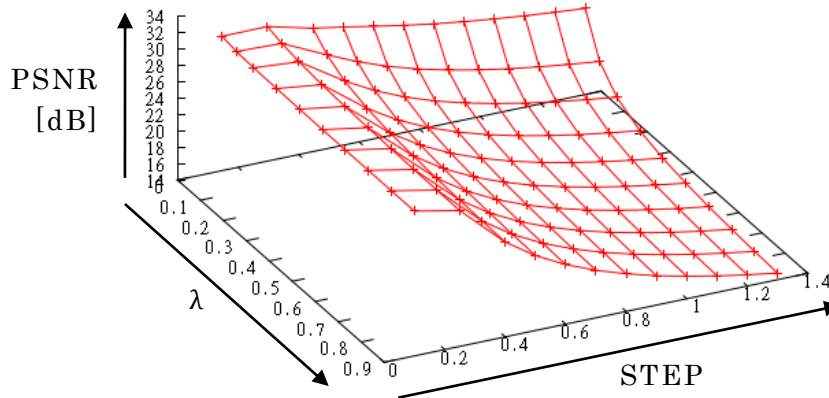


図 11. TV フィルタのパラメータによる PSNR への影響

最急降下法のステップ係数 STEP が大きい場合、 $\lambda$ を増加することによって急激に PSNR が減衰する。入力との近さよりも滑らかさを重視した結果と考えられる。

### (3) Bilateral Total Variation フィルタ

BTV フィルタは Bilateral の距離ペナルティ $\alpha$  (Bilateral フィルタの空間偏差 $\sigma_x$ に相当)、正規化レベル $\lambda$ 、Bilateral のウインドウサイズ P をパラメータとして変更し、評価を行った。 $\alpha$ は{0.05, 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9}、 $\lambda$ は{0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9, 1.1}、P は{1,2,3,4}として、これら全ての組み合わせについて評価した結果、 $\alpha = 0.9$ 、 $\lambda = 0.5$ 、 $P = 1$ のときに PSNR の最良値(30.23dB)が得られた。このとき、最急降下法の繰り返し回数は 11 回であった。得られたノイズ除去画像を以下に示す。



図 12. BTV フィルタによるノイズ除去結果画像;  $\alpha = 0.9$ ,  $\lambda = 0.5$ ,  $P = 1$ , PSNR: 30.23dB

ウインドウサイズ  $P = 1$  (実際のウインドウサイズは  $2 \times P + 1 = 3$ ) のとき(ウインドウサイズが最小のとき)に PSNR が最良となったのは、Bilateral フィルタの時と同様、ウインドウサイズを大きくした



方がぼかし効果が大きくなりノイズを除去できるが、細部のテクスチャが除去されるので元画像との差が大きくなるためであると考えられる。P = 4の時のノイズ除去例を次図に示す。



図 13. BTV フィルタによるノイズ除去結果画像;  $\alpha = 0.9, \lambda = 0.3, P = 4$ , PSNR: 29.34dB

Bilateral フィルタの時と同様、ウインドウサイズを大きくした方が見た目のノイズ除去効果は大きくなる。

下図にP,  $\alpha$ ,  $\lambda$ と PSNR の関係を示す。

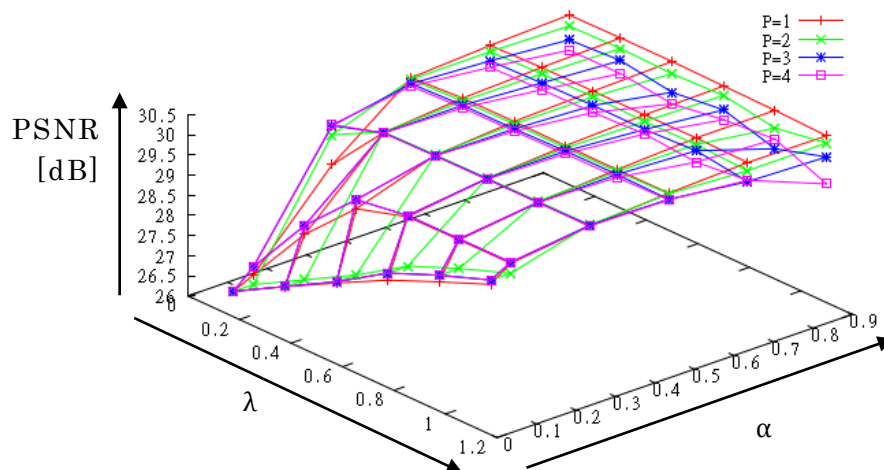


図 14. BTV フィルタのパラメータによる PSNR への影響

$\lambda$ と $\alpha$ がともに小さいときに PSNR が低下しているが、これは正則化項がほぼ無視されたことによって所望のノイズ除去効果が得られなかったことが原因だと考えられる。 $\lambda = 0.1, \alpha = 0.1$ のときの出力画像を確認したところ、ノイズがほとんど除去できていなかった。

## 2-4 画質改善処理に関するアルゴリズムのハードウェア実装

### 2-4-1 前年度版アルゴリズム(OwlEye ベース)の改良(Ver.2.0)

OwlEye ベースのコントラスト改善処理については、本委託事業において研究開発を進めてきた。Ver.1.2からの改良バージョンである Ver.1.3\_5 においても、画質改善効果は一定の水準を達成していたが、まだ、いくつか改良の余地が残っていたため、開発作業を継続し、最終的にほぼ商品レベルとなる Ver.2.0 を開発した。

具体的には、アルゴリズムに関わる改良が次の①と②の2項目、ハードウェア実装における改良が③の1項目、都合3項目となる。

- ① シーン適応処理の改良
- ② 新スケーリング(RGB ダイレクトスケーリング)
- ③ コア部のメモリリソース削減

①に関しては、Ver.1.3\_5 においても暫定的には実装していた。しかしながら、完全なものとはいえ、必ずしも意図通りのシーン適応的な分岐処理にはなっていなかった。そこで、シーン適応処理の基本的な考え方はそのままに、より効果的で弊害の少ない分岐処理を開発した。

②の新スケーリングは、Ver.1.3\_5 で発生していた日中順光のカラフルな画像や霧画像での彩度低下に起因する色味の濁りを改善するものである。彩度補正回路とスケーリング回路を見直し、新たなスケーリング回路を開発した。

③は FPGA に実装するに当たっての使用メモリ量の削減を図るものである。Ver.1.3\_5 では、ロジックが約 500K ゲート、内蔵メモリが約 3,000Kbit 必要となっておりかなり大規模な回路となっていた。特にメモリに関しては使用量がかなり多くなっており、実用化を考えれば可能な限り削減したところであるので、主にコア部のメモリ構成を再検討し、大幅なリソースの削減に成功した。

2-4-2 新アルゴリズムの開発

(1) 概要

既存アルゴリズムである OwlEye ベースの Ver.2.0 への改良においては、コントラスト改善の効果としてはほぼ実用に供するレベルになっており、副作用的なものも十分抑えられている。また、必要なハードウェアリソースも、ロジックが約 20KLE、メモリが 480Kbit と開発当初から比べるとかなり少なくなっている。しかしながら、アプリケーションによってはこれでもまだ大きすぎることも想定される。OwlEye ベースに代わる別のアルゴリズムとして Retinex 基礎理論を用いたアルゴリズムについて研究開発を行ったが、改善効果に対して必要とするリソースが多く OwlEye に対する優位性は認められなかった。そこで、新たに立命館大学によって考案された Retinex 理論を応用したアルゴリズムの FPGA への実装を行った。

(2) FPGA 実装

FPGA に実装するに当たって、本アルゴリズムは大きく6つのブロックから構成されるようにした。まず、画像の入力フォーマットを RGB としているので RGB-YCbCr 変換を実行する。変換後、Y に対してラプラシアン・エンベロープ・フィルタでフィルタ処理を行う(フィルタ後の Y を U と表記する)。その後、U に対して  $\gamma$  補正をかけ、Y、Cb、Cr にアンシャープマスクを施す。次に Y に対してヒストグラムを利用したトーン調整を行い、最後に YCrCb-RGB 変換を経て画像データを出力する。基本的な処理の流れは下図の通りである。

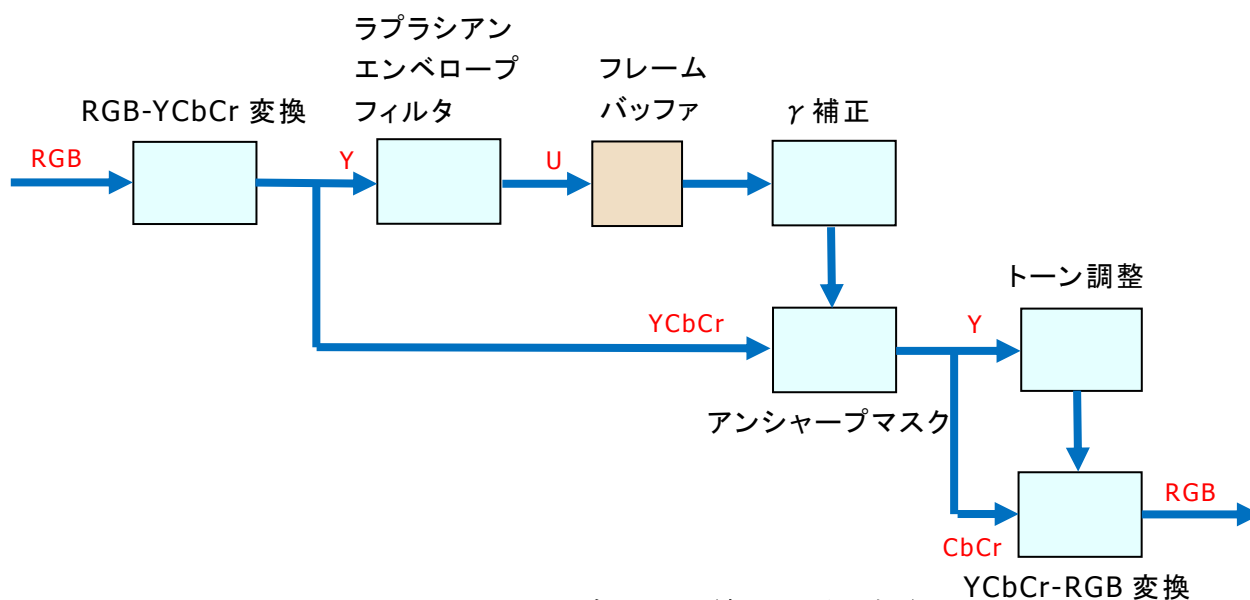


図 15. FPGA ブロック図(新アルゴリズム)

この構成はほぼ元のアルゴリズムをそのままハードウェア化した形になっている。開発当初、本構成で FPGA に実装しようと試みたが、ラプラシアン・エンベロープ・フィルタ後のフレームバッファの容量が非常に大きくなり、CycloneIV では実装できないことが判明した。具体的には U は 8bit データであるので、XGA サイズの場合必要なメモリ量は、

$$1024 \times 768 \times 8 = 6,291,456\text{bit}$$

にもなる。評価基板で使用している CycloneIV シリーズでは一番大きい機種でも内蔵メモリは 3,888Kbit しか用意されていない。StratixIV であれば実装できないことはないが、元々、この新しいアルゴリズムの目的は OwlEye ベースのものより省リソースなものを目指しており、StratixIV にしか実装できないのでは趣旨にそぐわない。そこで、フレームバッファの容量を削減するために次図のような構成を考案した。この構成では輝度データ Y をそのまま使用するのではなく、ラシアン・エンベロープ・フィルタの前で縦横 1/2 のバイリニア縮小回路を挿入している。こうすることによりフレームバッファの容量は 1/4 の 1,572,864bit にまで削減できる。

この実装において、ロジックのリソースは極限に近いレベルまで少なくできていると考えられる。しかしながら、メモリの使用リソースはバイリニア縮小で低減を図っても、なおまだかなり多いと言わざるを得ない。そこで、ラプラシアン・エンベロープ・フィルタのフレームバッファリングに関して、根本的な見直しを行った。現在の処理の流れは、あるフレームのデータをすべてフィルタリングし、その結果を 1 フレーム分丸ごとフレームバッファに格納している。そして、次のフレームの垂直同期信号でこのフレームバッファから次段への転送を行っている。この方式は処理が 1 フレーム単位になり、事前にタイミング関連の情報を設定する必要が無く、取り回しは簡便である。しかし、このアーキテクチャのままではこれ以上のメモリ削減は困難であるため、フレームバッファを廃し、転送のタイミングを内部のタイミングジェネレータ (TG) で行う方式に変更した。この方式は同期信号やデータイネーブル信号等のタイミングの詳細を事前にレジスタ設定する必要があり、使い勝手としてはやや煩雑になる。その代わりに、フレームバッファが全く必要なくなり、ドラスティックにメモリの使用量を減らすことが出来る。また、この方式であれば Y のデータ量を減らす必要がなくなるのでバイリニア縮小ブロックを削除できる。

本回路構成による使用リソースを下表に示す。

項目	使用量	単位
ロジック	7,512	LE
メモリ	418,568	bit

表 1. TG 版リソース使用量

この使用量であれば OwlEye ベースのものとの違いは大きく、省リソース版として存在価値があると考ええる。

各バージョンの使用リソースを下表にまとめる。

バージョン	ロジック (LE)	メモリ (bit)
Owleye Ver.1.3_5	40,614	3,110,912
Owleye Ver.2.0	20,260	479,523
新アルゴリズム	7,512	418,568

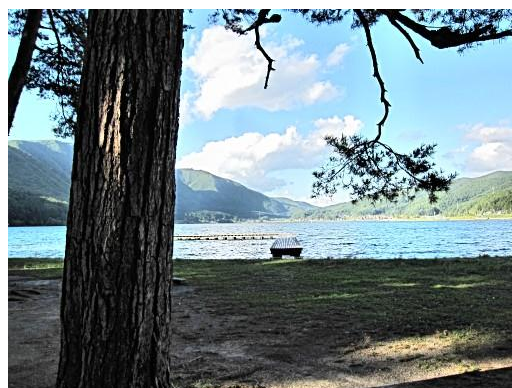
表 2. リソース使用量サマリー

代表的なサンプル画像を原画、OwlEye ベースの Ver.1.3\_5、Ver.2.0 及び新アルゴリズムの順に示す。

① 逆光



(a) 原画像



(b) 既存 (Ver.1.3\_5)



(c) 既存 (Ver.2.0)



(d) 新アルゴリズム

図 16. 逆光環境において撮影された画像に対する処理例

Ver.1.3\_5 ではまだわずかに疑似輪郭が残っているが（松の幹のあたり）、Ver.2.0 及び新アルゴリズムの画では認められない。Ver.2.0 と新アルゴリズムとの比較では新アルゴリズムのほうがやや明るめの結果になっている。

② 霧



(a) 原画像



(b) 既存 (Ver.1.3\_5)



(c) 既存 (Ver.2.0)



(d) 新アルゴリズム

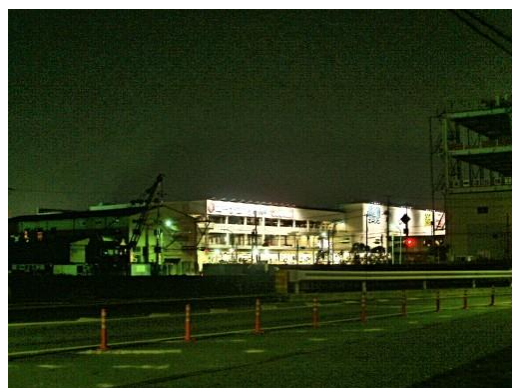
図 17. 霧環境において撮影された画像に対する処理例

霧画像では3者の違いはほとんどない。輝度のコントラストだけでいえば Ver.1.3\_5 がやや有利のように見えるが、色の純度も含めたトータルな評価では Ver.2.0 が良いように思われる。

③ 夜間



(a) 原画像



(b) 既存 (Ver.1.3\_5)



(c) 既存 (Ver.2.0)



(d) 新アルゴリズム

図 18. 夜間に撮影された画像に対する処理例

夜間画像では Ver.2.0 が一番自然な仕上がりのように思われる。単純に画面の明るさだけでいえば、新アルゴリズムのものが明るい画面全体が緑かぶり気味なのが少し気になる。

④ 日中順光



(a) 原画像



(b) 既存 (Ver.1.3\_5)



(c) 既存 (Ver.2.0)



(d) 新アルゴリズム

図 19. 日中の順光環境において撮影された画像に対する処理例

Ver.1.3\_5 の欠点が一番はっきりわかるのが日中順光画像である。彩度の低下が著しく処理を通すことによるデメリットは無視できないレベルである。Ver.2.0 と新アルゴリズムは優劣が付けにくい。あえていえば、新アルゴリズムはやや明るすぎる感じがあり、Ver.2.0 のほうが落ち着いた画になっている。



## 2-5 高解像化処理のハードウェア実装

### 2-5-1 高解像化処理のハードウェア実装

#### (1) 概要

立命館大学によってアルゴリズム開発された高解像化処理について FPGA への実装を行った。このアルゴリズムは大きく Total Variation 法によるノイズ除去処理と Laplacian Pyramid による拡大処理の2つのブロックで構成される。ターゲットの FPGA は Board\_B 基板上の StratixIV とした。

アルゴリズムそのままでは、ターゲットとする FPGA に入りきらないので、バッファリングメモリの容量を減らす方策を検討した。実装レベルの工夫で削減できないか検討した結果、バッファリング段階のデータの色空間を RGB からいったん YUV422 に変更することとした。また、最小拡大倍率が小さいほどバッファリングに必要なメモリが増えるので、実用上問題のない範囲で少し最小拡大倍率を大きくした(1.4→2.0)。

上記2点の仕様変更によりメモリの使用量を約1割削減することに成功した。ところが、色空間を RGB から YUV422 に減らしたことで、画像の特定部分で拡大画像の品質が落ちることが判明した。

このままでは実用に耐えないので、不具合のない形で拡大を行うには、やはり色空間は RGB のままで処理する必要があると判断した。そこで、Laplacian Pyramid 処理の一部として回路中に存在するバイリニア拡大処理のメモリ削減を考案した。これはデータのメモリコントロールシーケンスの改良だけなので、アルゴリズムとしてはオリジナルのままである。この改良によりメモリの使用量は74%にまで削減することが出来た。

Laplacian Pyramid アルゴリズムによる高解像化処理が不具合なく実現できることが確認できたので、前段に Total Variation 法によるノイズ除去処理を追加した。このノイズ除去回路はほとんどメモリを使用しないので、メモリの使用量としては、ロジックリソースのみ約 10,000LE 増加するにとどまっている。

Ver.	色空間	画像サイズ	拡大倍率		ロジック(LE)	メモリ(bit)
			最大	最小		
1.1	RGB	1024x768	7.0	2.0	42,087	13,828,528

表 3. 高解像化処理リソース使用量 (Ver.1.1)

次項では本最終バージョンの Ver.1.1 によって処理した画像と一般的なバイリニア及びバイキュービック法で拡大したサンプル画像を示す。

2-5-2 高解像化処理の画像評価及びサンプル画像

(1) 画像評価

サンプル画像について、既存の代表的な拡大アルゴリズムであるバイリニア法とバイキュービック法によるものと評価を行った。ほぼすべての画像において今回開発したアルゴリズムが最善の結果となっている。特に文字に関しては他の処理よりもはっきりと優位性が認められる。全体的に、今回開発したアルゴリズムはボケが非常に少ない割に斜め線等のジャギーが目立ちにくいという特長を有しており、それはどのような画像でも普遍的に認められる特長である。



(a) 原画像



(b) バイリニア



(c) バイキュービック



(d) 開発アルゴリズム

図 20. 高解像化処理の例 (1)



(a) 原画像



(b) バイリニア



(c) バイキュービック



(d) 開発アルゴリズム

図 21. 高解像化処理の例 (2)

## 2-6 試作モジュール開発

### 2-6-1 アルゴリズム検証用試作基板の設計開発

#### (1) 概要

本委託事業の研究開発成果を実現するためのプラットフォームとして、アルゴリズム検証用試作基板の設計開発を行った。本基板に必要となる機能は大きく次の3点である。

- ① 画像入出力インターフェース
- ② ホスト機能
- ③ メイン信号処理

実際に具体的な仕様検討を進めていった結果、最終的には次図に示すように2枚構成に集約することができた。

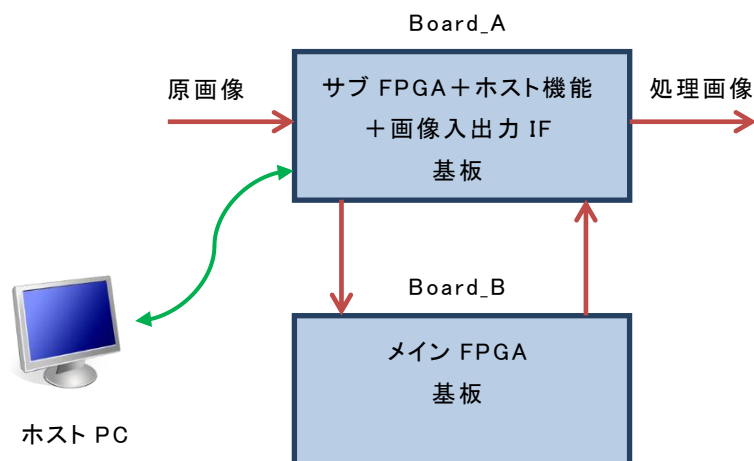


図 22. 基板構成 (最終仕様)

次節に、この最終仕様に基づいて製作した Board\_A 及び Board\_B の主要部品を記載したブロック図を示す。

(2) ブロック図

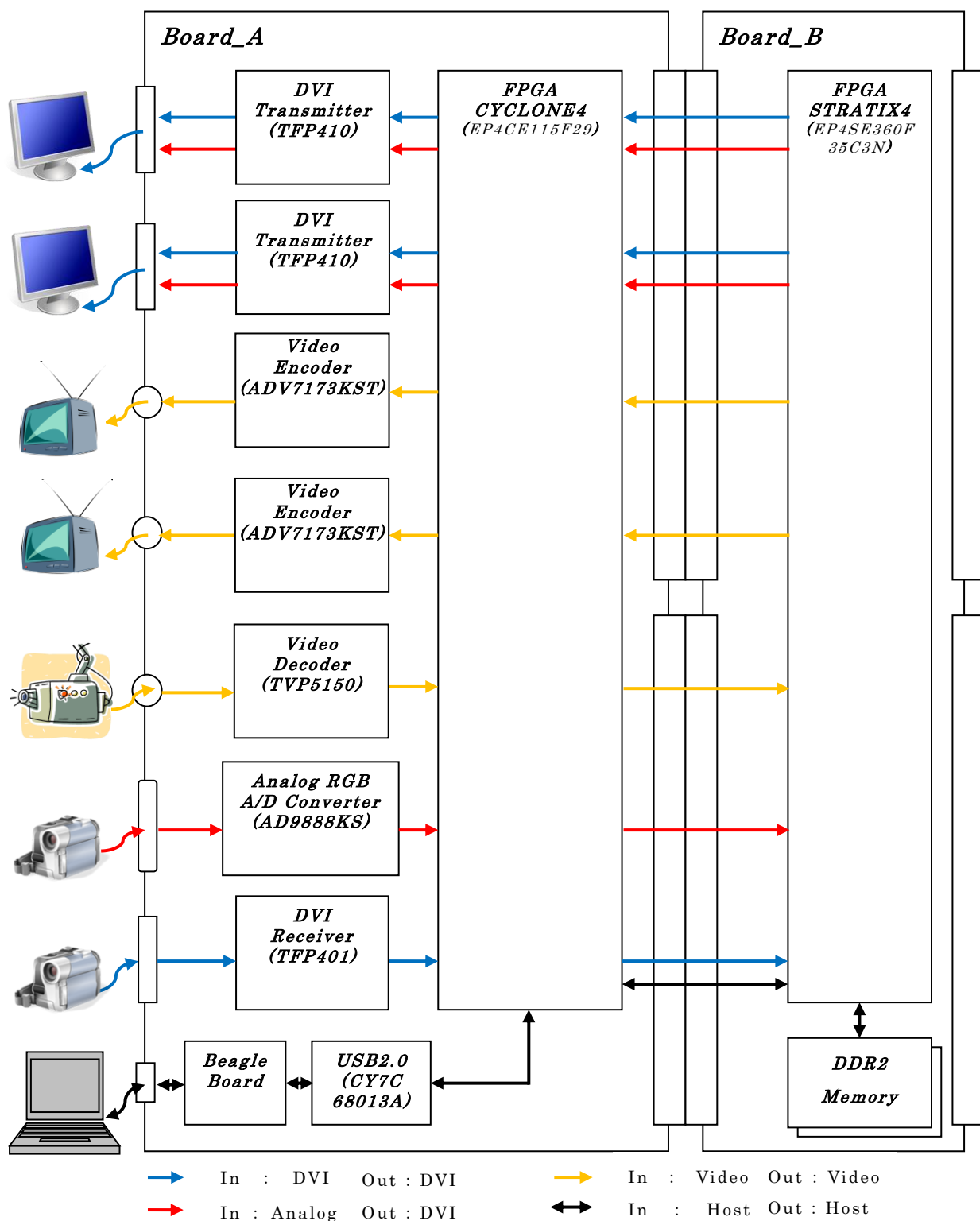


図 23. 試作基板ブロック図

### (3) 基板構成

先にも述べたように本アルゴリズム検証用試作基板は2枚の基板(Board\_A と Board\_B)から構成されている。Board\_A は主に画像信号の入出力やパソコンとのインタフェースを司る。Board\_B には高速大容量の FPGA を搭載し、画像処理の中核部分を担当させている。ただし、Board\_A にもローコスト版の FPGA を搭載し、グレードの異なる FPGA での実装テストができるようになっている。また、Board\_B には Board\_A との接続ができるだけでなく、さらにもう一枚 Board\_B を増設できるようにコネクタを設けている。本委託事業による研究開発の最終目的は、ローコストな画像処理プロセッサの実現であるが、研究開発の過程においては種々のアルゴリズムを検証する必要があることを想定し、リソース不足が生じないよう Board\_B を増設できる仕様とした。

### (4) 信号処理 FPGA

本アルゴリズム検証用試作基板には Board\_A 及び Board\_B それぞれに信号処理用プロセッサとして次のようなアルテラ社製 FPGA を搭載している。

#### <Board\_A>

- Cyclone IV[EP4CE115F29]  
換算ゲート数 1,373,360 gate  
内蔵メモリ 3,888 kbits

#### <Board\_B>

- Stratix IV[EP4SE360F35C3N]  
換算ゲート数 5,304,000 gate  
内蔵メモリ 22,564 kbits

先にも触れたように Board\_B 搭載の Stratix IV は高速・大容量の FPGA であるが、コストとしても高価である。いろいろアルゴリズムを試行錯誤する上では十分なリソースが必要であり、その観点から本デバイスを選択している。しかしながら、Stratix IV アーキテクチャのままのハードウェア化では将来の商品化においてコスト的に大きな問題となる。そこで、Board\_A 側に同じアルテラ社の FPGA であるが、比較的ローコストで量産向きな Cyclone IV を搭載している。

### (5) フレームメモリ

Board\_B の Stratix IV には画像データをバッファリングするためのフレームメモリを接続している。具体的な仕様は下記の通りで、独立して使用できる2バンクを備えている。

- 種別 : DDR2 SDRAM
- 周波数 : 333 MHz
- 容量 : 512 Mbits
- データバス幅 : 64 bits
- 個数 : 4個

## 2-6-2 試作基板用組み込みソフトウェアの設計開発

### (1) 目的

本ソフトウェアは、アルゴリズム検証用試作基板(以下、試作基板と称す)を用いてアルゴリズムの検証を行うためのユーザーインターフェースを提供する事を目的とする。

### (2) 開発方法

研究開発の進捗に応じてユーザーインターフェースへの要求は異なる。本ソフトウェアは試作基板と並行して開発を行うことから、2段階開発を行い、最初に全機能を汎用的に使用できるソフトウェアを RAD ツール<sup>4</sup>を使用して作成し、次の段階で本来の使用に限定した組込ソフトウェアを開発することとした。

RAD ツールで作成するソフトウェアは、PC 上で動作する Windows フォームアプリケーションで、設定データや稼働記録を PC 上に作成することで、汎用的なアプリケーションソフト(テキストエディタや表計算ソフトなど)との連携を容易にした。

組込ソフトウェアは、独立した小型基板(BeagleBoard)上で動作する Linux のもとで動作する Web アプリケーションとした。将来的には試作基板上に CPU 機能を追加することで試作基板に一体化することも可能となる。

### (3) 主な機能

< 試作ボードの操作機能 >

- FPGA 及び LSI レジスタの読み書き。
- 周辺 LSI(DVI-tx,ADC,DAC 等)の読み書き。
- FPGA に接続した拡張メモリの読み書き。

< スクリプト実行機能 >

- 操作履歴の指定範囲の再実行
- スクリプトファイルによる実行

< 初期化機能 >

- 試作基板上の FPGA,LSI 等の初期化

< 履歴機能 >

- 試作ボードとの入出力履歴
- 読み出しデータ履歴
- 操作履歴

---

<sup>4</sup> RAD は Rapid Application Development の略。今回は主に GUI 部分の開発効率を高める為に VisualBasic を使用した。試作基板との I/F 部分を含め VisualBasic のみで作成した。

(4) システム構成図

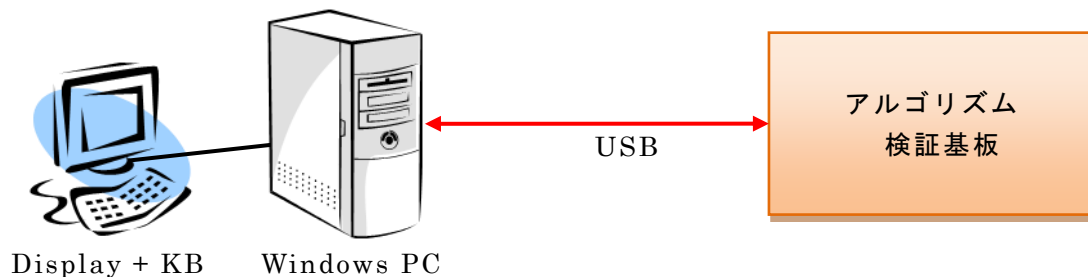


図 24. RAD ツールによる WindowsPC 版の構成

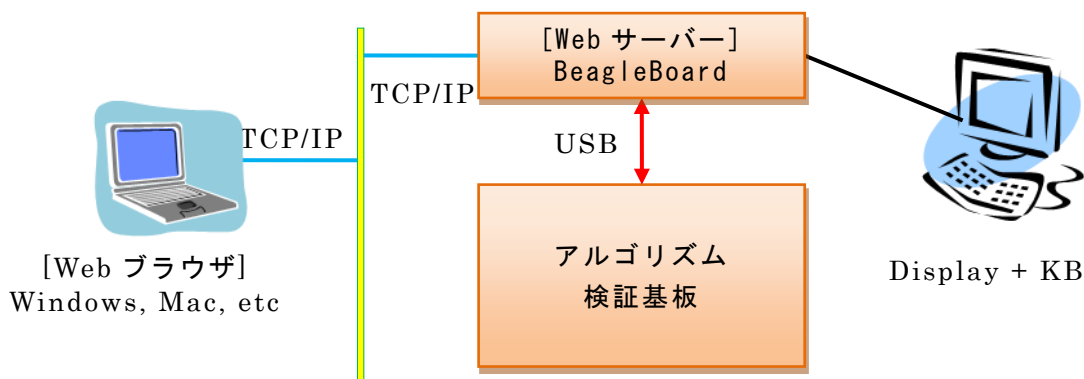


図 25. BeagleBoard 用 Linux 組込版の構成

(5) 画面表示例

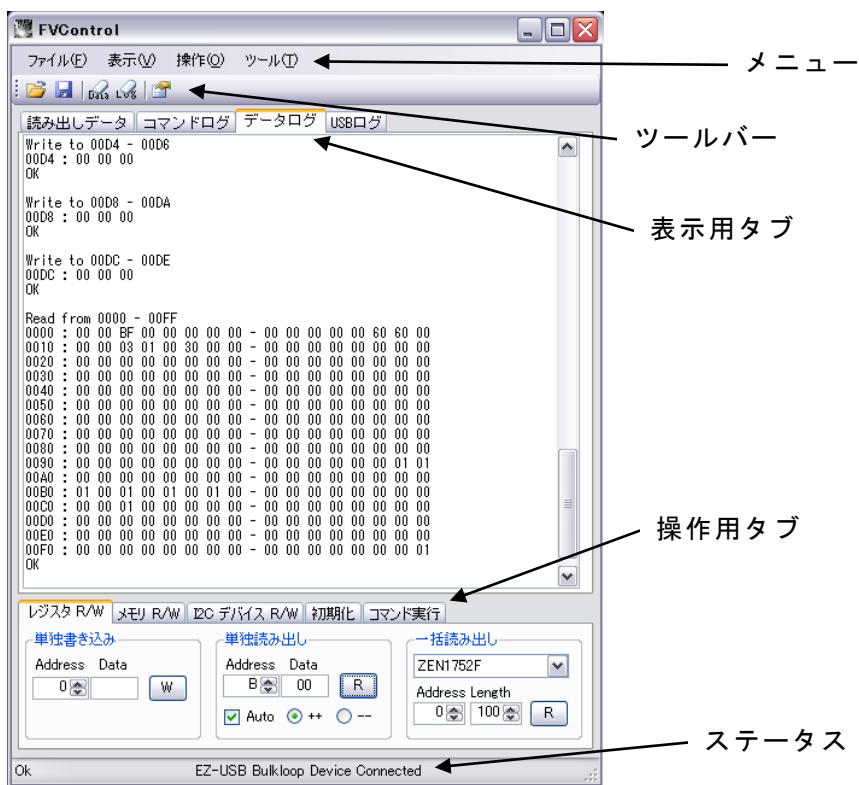


図 26. Windows 版 画面表示例



(6) 画面表示例

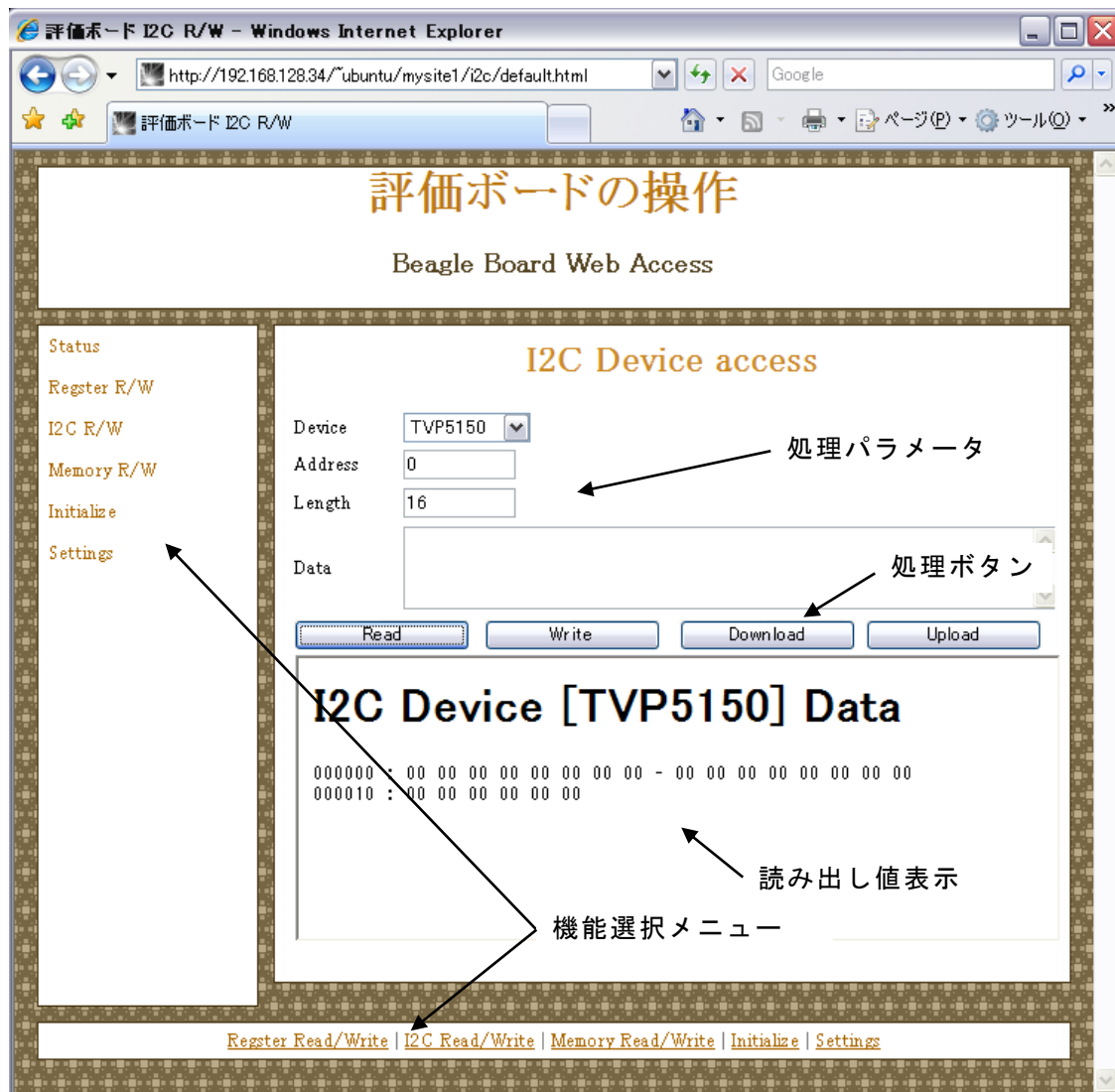


図 27. BeagleBoard 組込版 画面表示例

## 2-7 小型モジュールの開発

### 2-7-1 基本構成

#### (1) 概要

先に述べたアルゴリズム検証用試作基板では次の3つの主要機能を備えていた。

- ① 画像入出力インタフェース
- ② ホスト機能
- ③ メイン信号処理

この試作基板は各種の評価・試験を行うため、豊富な入出力インタフェースを備え、ハードウェアの処理リソースにも余裕を持たせた設計となっていた。当初は Board\_B 側の非常に大規模な FPGA に実装して評価を行っていたが、回路の改良により最終的には Board\_A 側の小規模な FPGA に収まる形になった。2枚の基板に異なる FPGA を搭載する構成はハードウェアのリソースだけを考えれば冗長ではあったが、この構成を採用した当初の意図通りに開発が進み、結果的には過不足のない仕様であったといえる。

以上のような実績を踏まえ、開発完了後の早期のビジネス化を視野に、商品化をイメージしたプロトタイプ的小型モジュールを製作した。そのため、本モジュールの仕様としては次の3つの要件を満たさねばならない。

- ① 小型化
- ② マルチベンダ対応
- ③ スタンドアロン動作

これらの要件を満たすことを前提に小型モジュールは次のような基板構成とした。

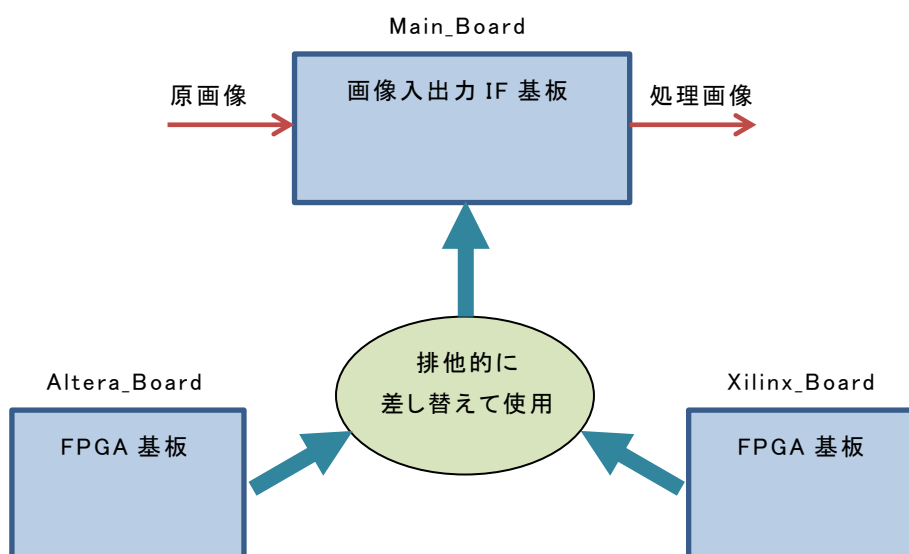


図 28. 小型モジュール基板構成

2-7-2 ハードウェア設計

(1) ブロック図

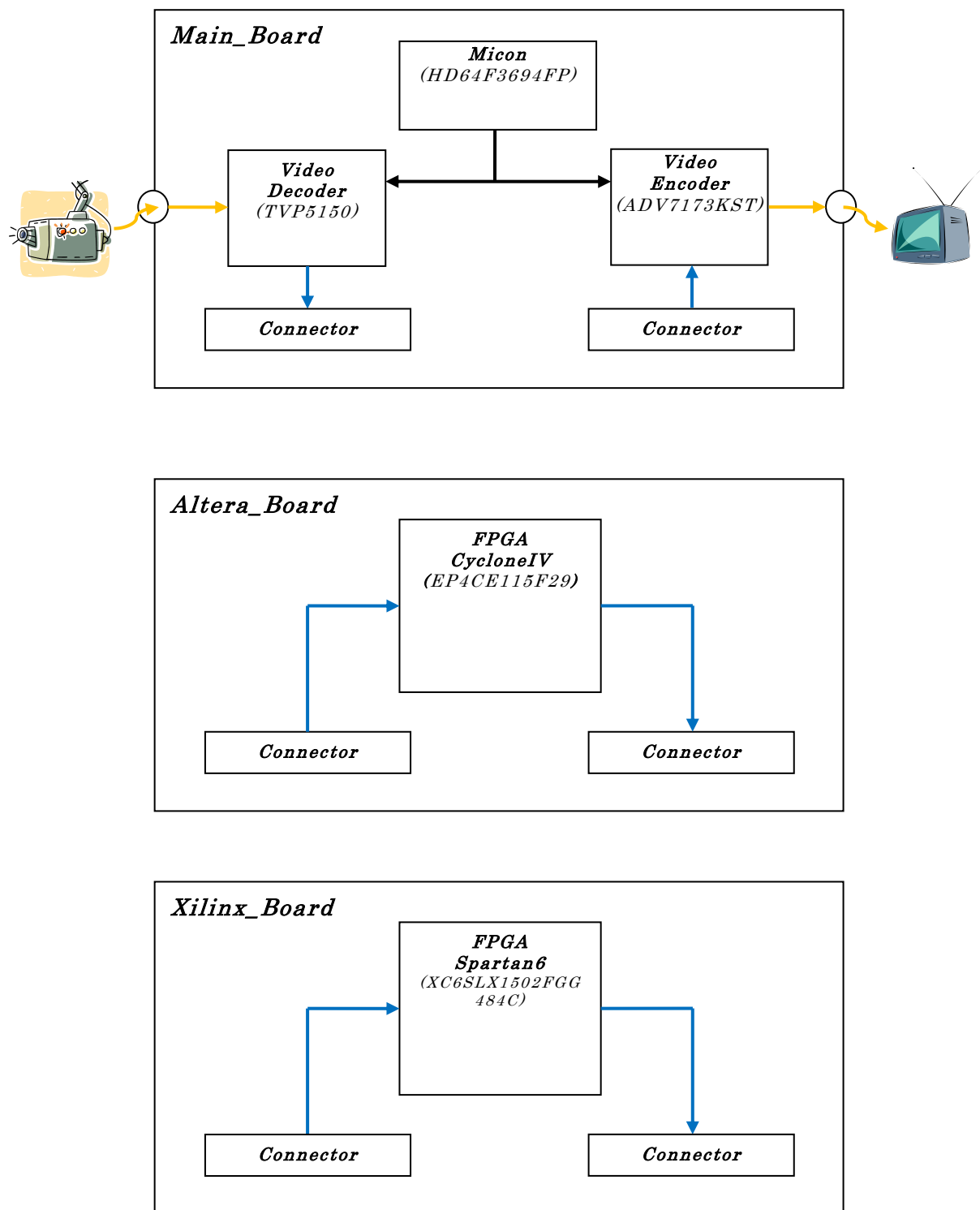


図 29. 小型モジュールブロック図

## (2) 基板構成

本小型モジュールの基板は3枚で構成されているが、Altera\_Board と Xilinx\_Board はどちらか一方を Main\_Board に刺して使用する。したがって、実使用時の構成は Main\_Board と Altera\_Board または Xilinx\_Board の2枚構成となる(親子基板)。この親子基板の構成は基板製作コスト的にはやや不利になるが、FPGA 搭載基板を分離することにより、異なる種類の FPGA での評価が容易になる。前年度のアルゴリズム検証用試作基板では CycloneIV と StratixIV の両方を使用できるような基板構成にしていたが、いずれも Altera 社の FPGA であった。しかしながら、今後、今回開発した IP が実製品に応用展開される場合、Xilinx 社の FPGA に搭載されるケースも当然あり得る。最近では両者の FPGA に特性や仕様上の大きな差異は認められないが、やはり Xilinx 社の FPGA での実機評価を行い、何か Xilinx 社特有の問題がないかは確認しておく必要がある。そのような意図の下、今回の小型モジュールでは親子基板の構成で両者の FPGA を動作させられるようにした。また、この構成にしておけば将来 CycloneIV や Spartan6 以外の FPGA での動作確認が必要になった場合も、FPGA 基板だけ新規に製作すれば対応可能である。

## (3) 画像入出力インタフェース

可能な限りモジュールを小さくまとめるため、画像の入出力インタフェースは必要最小限に絞った。アルゴリズム検証用試作基板との差異は下表の通りである。

	入出力	種別	個数
アルゴリズム検証用試作基板	入力	NTSC	1
		アナログRGB	1
		DVI	1
	出力	NTSC	2
		DVI	2
小型モジュール	入力	NTSC	1
	出力	NTSC	1

表 4. 入出力インタフェース比較

さらに少しでも省スペースをはかるため、NTSC の画像信号入出力端子を一般的な BNC 規格のものではなく、小型のミニジャックを採用した。厳密なインピーダンスマッチングを考えれば本来 BNC 規格のコネクタを採用すべきではあるが、本機は最終製品ではなく評価機との位置づけなので、スペースファクタを優先した。なお、BNC や RCA ピンケーブルとの接続に当たっては変換ケーブルを使用することで問題なく対応できる。

## (4) 信号処理 FPGA

本小型モジュールには Altera\_Board 及び Xilinx\_Board それぞれに信号処理用プロセッサとして次のような FPGA を搭載している。

<Altera\_Board>

- Cyclone IV[EP4CE115F29]
- ロジック数      114,480 LE
- 内蔵メモリ      3,888 kbit

<Xilinx\_Board>

- Spartan6[XC6SLX150-2FGG484C]
- ロジック数      147,443 LE
- 内蔵メモリ      4,824 kbit

先にも触れたように本小型モジュールでは Altera/Xilinx 両者の FPGA を評価できるように設計している。それぞれ比較的ローコストで量産向きな CycloneIV と Spartan6 シリーズを選択している。将来、StratixV や Virtex6 シリーズでの動作評価が必要となれば当該 FPGA だけを搭載した子基板を作成するだけで対応できる。

(5) フレームメモリ

アルゴリズム検証用試作基板では、Board\_B 上にフレームメモリ(2バンク)を備えていたが、改良を重ねた結果、最終的にはフレームメモリレスで実現できるようになった。その実績を踏まえ、小型モジュールにはフレームメモリを搭載しない仕様とした。

(6) 試作機外観

以上のような仕様検討を元に小型モジュールを試作した。その外観写真を下に示す。機能を必要最小限に絞ったためかなり小型で取り回しの良いものに仕上がったと思う。たんなる試作基板ではなくケーシングやシルク印刷まで行ったため、本委託事業による成果をエンドユーザーにアピールするためのデモ機としてそのまま十分使えるものになっている。



図 30. 小型モジュール外観写真

## 2-8 顔検出処理による画質改善技術の有効性

### 2-8-1 概要

本節では、画質改善技術の評価方法として検討した顔検出処理の検出結果を用いる手法について述べる。本評価では、画質改善技術として、本事業で行っている2手法に加え、一般に知られている局所コントラストを用いる1手法を用いて、これら3手法による画質改善結果を各種の顔検出プログラムに与え、検出率や誤検出率を求めた。

### 2-8-2 新アルゴリズムの顔検出性能への効果

本事業で研究開発した画質改善技術を用いることによる顔検出性能への有効性をさらに深く評価するため、本事業において目標と掲げている逆光環境と低照度環境で撮影した人物画像を先に述べた OpenCV による2手法と TakumiVision 独自の2手法(ただし、精度は中のものとする)を用いて感度を最大として検出処理を行った。正検出数と誤検出数を求め、検出率と誤検出率を導出した。

#### (1) 逆光環境で撮影した画像

検出プログラム	処理前		処理後	
	検出率	誤検出率	検出率	誤検出率
cvdetect_haar	13%	20%	25%	30%
cvdetect_lbp	8%	20%	13%	10%
vdetect2	0%	0%	17%	0%
lbpdetect2	8%	0%	25%	0%
平均	7%	10%	20%	10%

表 5. 逆光環境における新アルゴリズムの効果

#### (2) 低照度環境で撮影した画像

検出プログラム	処理前		処理後	
	検出率	誤検出率	検出率	誤検出率
cvdetect_haar	47%	0%	53%	0%
cvdetect_lbp	27%	0%	47%	0%
vdetect2	0%	0%	47%	0%
lbpdetect2	0%	0%	13%	0%
平均	18%	0%	40%	0%

表 6. 低照度環境における新アルゴリズムの効果

(3) 検出処理サンプル

逆光環境



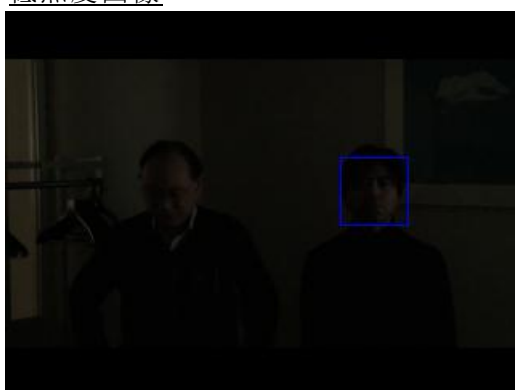
(a) 画質改善処理しなかった場合



(b) 新アルゴリズムで処理した場合

図 31. 新アルゴリズムによる逆光改善例

低照度画像



(a) 画質改善処理しなかった場合



(b) 新アルゴリズムで処理した場合

図 32. 新アルゴリズムによる低照度改善例

2-8-3 まとめ

本事業で研究開発を進めてきた新アルゴリズムによる画質改善処理の結果においては、入力画像が全般的に低コントラストであり、顔領域が小さい等の悪条件のため、処理前、処理後ともに平均の検出率が低い値を示しているが、画質改善を行ったことで、誤検出が増加することなく検出できなかった顔が検出できるようになっており、画質改善処理による検出率の向上が明らかに示された。

## 2-9 動体検出処理による画質改善技術の有効性

### 2-9-1 概要

本節では、画質改善処理による動体検出処理への有効性を明らかにする。このために、インターネット上で配布されている標準動画データセット(PETS2001 など)を使用し、先に述べた3手法の画質改善処理を行ったときの検出率と誤検出率がどのように変化するか、実験により求めた。

### 2-9-2 評価方法

#### (1) 検出率・誤検出率測定方法

あらかじめ対象動画から数フレームを抽出し、動体部分のマスク画像を Ground Truth (GT) データとして手作業で作成した。GT データ中の動体マスクを内包する矩形が検出すべき動体領域であると定める。

次に、3手法の画質改善を行ったもの、行わなかったもの、それぞれに動体検出処理を実行し、検出した動体の領域を内包する矩形を検出する。これを検出した動体の領域とする。

動画中のフレームごとに、動体検出プログラムで検出した領域と GT データの検出すべき領域が含まれる(重なっている)ものを正しく検出した領域として検出率を求める。また、検出した領域のうち、GT データの検出すべき領域からはみ出た部分を誤検出した領域として誤検出率を求める。

- 検出率 = 正しく検出した動体の領域数 / 検出すべき動体の領域数
- 誤検出率 = 誤検出した領域数 / 検出プログラムにより検出した領域数

#### (2) 画像鮮明化技術

画質改善技術としては、以下に示す3手法を用いた。

- ① FV1 Min-max 手法(既存アルゴリズムの 1.3\_5 に相当)  
輝度ヒストグラムの最小・最大を使用したトーンカーブ補正
- ② FV2 Retinex 法(新アルゴリズムに相当)  
Retinex 理論による階調補正処理
- ③ FV3 CLAHE 法  
局所コントラスト補正処理



2-9-3 評価対象動画

本評価のために、以下に示す8種類の標準動画を用いた。

動画名	フレーム数	画像サイズ
Bus Stop Evening	5000 フレーム	320×240
Bus Stop Morning	5000 フレーム	320×240
CameraParameter	5002 フレーム	320×240
LightSwitch	5000 フレーム	320×240
Intersection	2801 フレーム	320×240
PETS2001_D3_TC1	5336 フレーム	320×240
PETS2001_D3_TC2	5336 フレーム	320×240
PETS2001_D4_TC1	6789 フレーム	320×240

表 7. 評価対象の動画群

2-9-4 評価結果

それぞれの画質改善処理における検出率及び誤検出率を以下に記す。

動画	処理無し		FV1		FV2		FV3	
	検出	誤検出	検出	誤検出	検出	誤検出	検出	誤検出
Bus_Stop_Evening	71%	49%	71%	49%	<b>72%</b>	<b>49%</b>	88%	91%
Bus_Stop_Morning	<b>63%</b>	<b>82%</b>	64%	83%	63%	84%	67%	99%
CameraParameter	<b>96%</b>	<b>75%</b>	98%	90%	100%	100%	98%	97%
Intersection	77%	47%	77%	69%	<b>76%</b>	<b>36%</b>	81%	94%
LightSwitch	<b>100%</b>	<b>99%</b>	100%	100%	100%	100%	100%	100%
PETS2001_D3_TC1	73%	62%	<b>78%</b>	<b>61%</b>	81%	72%	86%	93%
PETS2001_D3_TC2	78%	82%	<b>81%</b>	<b>82%</b>	86%	86%	90%	95%
PETS2001_D4_TC1	85%	72%	84%	89%	<b>83%</b>	<b>44%</b>	94%	95%
平均	80%	71%	82%	78%	83%	71%	88%	96%

表 8. 動画群に対する動体検出の結果比較

2-9-5 まとめ

画質改善を行うことにより、検出率が向上しているが、同時に誤検出率も増加している。これは、画質改善処理により発生するノイズが前景として検出され、誤検出の増加に繋がっていると考えられる。今回の評価では、動体検出処理を全て同一のパラメータで行ったが、動体検出のノイズ低減パラメータの調整が必要であると考えられる。一方で、画質改善処理でもノイズの発生が抑えられるように調整が必要である。

## 第3章 全体総括

### 3-1 成果と今後の展開 — 事業化に向けて —

本研究開発の目的は、外光環境の影響で視認性の落ちた動画像を組込プロセッサにより、主にコントラストの面から見やすく改善する技術の開発である。これは、高価な高感度センサや高輝度照明装置を用いることなく、安価で高性能なセキュリティシステムを実現する要素技術となるものである。今年度の研究開発においては、コントラスト改善技術として OwlEye ベースのもの及び新アルゴリズムの2つの方式をほぼ実用化レベルにまで完成度を高めることができた。

特に OwlEye ベースのアルゴリズムについては、第一章でも述べたように本事業の具体的な成果として FPGA のハード IP を商品化にこぎつけた。この IP はコントラスト改善の性能が十分実用レベルであることはもちろん、コスト面で先行製品の数分の一というローコスト化を実現した。これは本支援事業を利用することにより、研究開発費用を大幅に抑えられたことで可能となった。

商品化第一弾の「ZIPF001」は対応解像度が NTSC～XGA であるが、この5月には FullHD まで対応した上位製品をリリースする予定である。さらに、一部機能を制限して、使用するハードウェアリソースを極限まで削減したローコスト版のリリースも予定している。

上述のように本コントラスト改善技術の当初の応用分野はセキュリティシステムであった。しかしながら、実際にその改善効果を種々のサンプル画像で評価してみるとセキュリティシステム以外の分野にも応用可能であることがわかってきた。具体的には、製品の欠陥検査を主とするマシンビジョンの分野である。マシンビジョンでは、ビデオカメラで対象物を撮影し、いろいろな画像処理アルゴリズムで解析することで製品の良否をオートマティックに判断する。この分野では良否判断のための画像処理アルゴリズムを的確に動作させるため、いかに鮮鋭な画像を撮影するかが成否の鍵となっている。そのため、通常は十分な光量を持った照明を複数設置して少しでもクリアな画像が撮れるようにシステムを構成する。しかし、もし、本技術を画像解析の前処理として応用することが出来れば、照明に対する負担が軽減でき、システム全体のコストや消費電力を削減できる可能性がある。マシンビジョンに本格的に応用するためにはいくつか乗り越えなければならない壁もあるが、事業領域の拡大の観点から今後真剣に取り組んでいきたいと考える。

さて、コントラスト改善技術に関しては上述の通り、今年度の開発で大きな成果があったのであるが、高解像化及びノイズ低減処理についてはアルゴリズム開発までを行った段階である。どちらもアルゴリズムとしては優れたものであるので、使用リソースの削減等商品性を高める方向でもう少しブラッシュアップを行えば、近い将来商品としてリリースすることは十分可能と考える。そうなれば、①コントラスト改善、②高解像化及び③ノイズ低減の3つのリアルタイム画質改善技術を「ForteVision」というブランド名の下に統合し、1つの独立した事業として展開していく計画である。また、現在は FPGA のハード IP という形での商品化を行っているが、これも ASIC 用の RTL や DSP 用のソフトライブラリ、あるいは単独の LSI 等々供給形態のバリエーション展開も視野に入れている。

最後に、これら一連のリアルタイム画質改善技術の実用化を通して、たんに TakumiVision 社及びジーニック社の事業拡大だけでなく、ローコスト高性能なセキュリティシステムの普及による安全安心な社会の実現に寄与できることを希望するものである。

## 第4章 その他

### 4-1 参考文献

特になし。

### 4-2 産業財産権の状況

今年度の成果として特に新たに出願等を行ったものはなし。  
既存アルゴリズムのベースとなったものは下表参照。

番号	発明の名称	出願番号 (出願年月日)	出願人
1	画像処理方法及び コンピュータプログラム	特願 2008-328396 号 (2008 年 12 月 24 日)	TakumiVision 株式会社
2	画像処理方法及び コンピュータプログラム	特願 2009-001187 号 (2009 年 1 月 6 日)	TakumiVision 株式会社